



HAL
open science

Modélisation bayésienne de l'apprentissage de la lecture

Alexandra Steinhilber

► **To cite this version:**

Alexandra Steinhilber. Modélisation bayésienne de l'apprentissage de la lecture. Psychologie. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2023. Français. NNT : 2023GRALS019 . tel-04198656

HAL Id: tel-04198656

<https://theses.hal.science/tel-04198656>

Submitted on 7 Sep 2023

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

THÈSE

Pour obtenir le grade de

DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

École doctorale : ISCE - Ingénierie pour la Santé la Cognition et l'Environnement

Spécialité : PCN - Sciences cognitives, psychologie et neurocognition

Unité de recherche : Laboratoire de Psychologie et Neuro Cognition

Modélisation bayésienne de l'apprentissage de la lecture

Bayesian modeling of reading acquisition

Présentée par :

Alexandra STEINHILBER

Direction de thèse :

Sylviane VALDOIS

Directeur de recherche, CNRS Délégation Alpes

Directrice de thèse

Julien DIARD

Directeur de recherche, CNRS Délégation Alpes

Co-directeur de thèse

Rapporteurs :

PIERRE BESSIERE

Directeur de recherche, CNRS-Délégation Paris Centre

FRANCK RAMUS

Directeur de recherche, CNRS-Délégation Paris Centre

Thèse soutenue publiquement le **5 mai 2023**, devant le jury composé de :

SYLVIANE VALDOIS

Directeur de recherche, CNRS-Délégation Alpes

Directrice de thèse

PIERRE BESSIERE

Directeur de recherche, CNRS-Délégation Paris Centre

Rapporteur

FRANCK RAMUS

Directeur de recherche, CNRS-Délégation Paris Centre

Rapporteur

MARIE-LINE BOSSE

Professeur des Universités, Université Grenoble Alpes

Présidente

JULIEN DIARD

Chargé de recherche, CNRS-Délégation Alpes

Co-directeur de thèse

MARIE LALLIER

Research Associate, BCBL- Basque Center Cognition Brain

Examinatrice

Language

Examinatrice

FABIENNE CHETAIL

Professeur, Université Libre de Bruxelles



Table des matières

Table des matières	i
Table des figures	iii
Liste des tableaux	v
1 Introduction	1
1.1 La théorie d'auto-apprentissage	1
1.2 Questions de recherche	3
1.3 Contributions	3
1.4 Plan de lecture	4
2 Revue de littérature	7
2.1 L'auto-apprentissage	7
2.2 Les unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots	22
2.3 La nature des connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots	32
2.4 Les éléments venant favoriser l'apprentissage incident	36
2.5 Analyse critique pour le développement du modèle	41
3 Présentation du modèle BRAID-Learn	59
3.1 La famille des modèles BRAID	59
3.2 Ingrédients principaux des modèles BRAID	60
3.3 Structure générale du modèle BRAID-Learn	62
3.4 Présentation des sous-modèles du modèle BRAID-Learn	62
3.5 Présentation des mécanismes du modèle BRAID-Learn	65
3.6 Comportement simulé par le modèle BRAID-Learn : exploration visuo-attentionnelle du stimulus	67
4 Simulation avec le modèle BRAID-Learn	73
4.1 Objectif de la simulation	73
4.2 Méthode	74
4.3 Résultats de la simulation	75
4.4 Discussion	80
5 Présentation du modèle BRAID-Acq	85
5.1 Sous-modèles de BRAID-Acq	87
5.2 Simulations avec le modèle BRAID-Acq	91
5.3 Exemples illustrant le comportement simulé par le modèle BRAID-Acq	102
6 Analyse critique pour définir nos objectifs de simulation	111

6.1	La lecture de nouveaux mots	111
6.2	L'unicité des traitements du modèle	113
6.3	L'effet de la connaissance de la forme phonologique et du contexte	115
6.4	L'apprentissage incident lorsque la lecture est difficile	118
7	Simulations avec le modèle BRAID-Acq	121
7.1	Description générale des simulations	121
7.2	Simulation S1 : La lecture de nouveaux mots	126
7.3	Simulation S2 : L'unicité des traitements du modèle	128
7.4	Simulations S3 : L'effet de la connaissance de la forme phonologique et du contexte	134
7.5	Simulations S4 : apprentissage incident lorsque la prononciation pose problème . .	141
8	Discussion	157
8.1	Principales contributions	157
8.2	Les mécanismes de lecture de nouveaux mots	159
8.3	Les mécanismes de l'apprentissage incident	164
8.4	Comparaison structurelle avec les modèles « classiques »	169
8.5	Perspectives	172
	Bibliographie	175
A	Modification du modèle BRAID-Learn comme préliminaire au modèle BRAID-Acq	193
A.1	Modification des calculs d'appartenance lexicale du modèle BRAID-Learn	193
A.2	Modification de l'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Learn	194
A.3	Algorithme d'exploration visuo-attentionnelle	196
B	Définition mathématique du modèle BRAID-Acq	197
B.1	Distribution jointe du modèle complet	197
B.2	Définition des sous-modèles	199
C	Récapitulatif des paramètres du modèle BRAID-Acq	211
D	Définition mathématique des inférences dans le modèle BRAID-Acq	213
D.1	Identification des lettres sans influence lexicale Q_P	214
D.2	Identification orthographique de mots Q_{W_L}	214
D.3	Identification orthographique de mots par influence lexicale sémantique $Q_{W_{Sem} \rightarrow L}$.	215
D.4	Évaluation de la familiarité orthographique Q_{D_L}	216
D.5	Identification phonologique de mots par segments Q_W	218
D.6	Identification des phonèmes (ou « décodage ») Q_Ψ	220
D.7	Identification phonologique de mots Q_{W_Φ}	223
D.8	Identification phonologique de mots par influence lexicale sémantique $Q_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}$. .	224
D.9	Évaluation de la familiarité phonologique Q_{D_Φ}	224
D.10	Identification orthographique des mots par rétroaction lexicale phonologique $Q_{W_\Phi \rightarrow L}$	225
D.11	Identification des lettres par rétroaction lexicale orthographique $Q_{P'}$	226
D.12	Identification phonologique des mots par rétroaction lexicale orthographique $Q_{W_L \rightarrow \Phi}$	227
D.13	Identification des phonèmes par rétroaction lexicale phonologique $Q_{\Psi'}$	228

Table des figures

2.1	Représentation graphique de l'architecture du modèle CDP (Perry, Ziegler, & Zorzi, 2007).	11
2.2	Illustration des mécanismes de décodage phonologique et d'auto-apprentissage dans le modèle PDST-CDP++ de Ziegler, Perry, and Zorzi (2014).	12
2.3	Représentation graphique de l'architecture du modèle DRC (Pritchard, Coltheart, Marinus, & Castles, 2018).	13
3.1	Représentation graphique du modèle BRAID-Learn.	61
3.2	Illustration des distributions visuo-attentionnelles sur le mot de 5 lettres « IMAGE ».	63
3.3	Évolution de l'entropie des lettres au cours du temps (en itérations).	69
3.4	Histogramme des valeurs de dispersion attentionnelle σ_A adoptées en fonction de la quantité d'attention visuelle Q_A .	69
3.5	Illustration de l'algorithme d'exploration visuo-attentionnelle sur le stimulus « HOLLING ».	70
4.1	Temps de traitement et nombre de fixations attentionnelles par lettre, selon le type de mot, en fonction de la quantité d'attention visuelle Q_A .	77
4.2	Temps de traitement et nombre de fixations attentionnelles, lors de la première exposition, pour des mots connus et nouveaux, en fonction de la longueur du stimulus et de la quantité d'attention Q_A .	77
4.3	Temps de traitement et nombre de fixations attentionnelles au cours des expositions, pour les mots nouveaux.	79
4.4	Évolution de l'effet de la longueur sur les temps de traitement et sur le nombre de fixations attentionnelles.	79
5.1	Représentation schématique conceptuelle du modèle BRAID-Acq.	86
5.2	Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq. Chaque étape correspond à une décision binaire, et non pas à un calcul probabiliste sur plusieurs issues possibles.	92
5.3	Représentation schématique du modèle BRAID-Acq et de ses inférences.	94
5.4	Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq appliqué au mot « partir ».	103
5.5	Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq appliqué au mot « nerf ».	105
5.6	Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq appliqué au mot « ville ».	107
7.1	Représentation schématique des mesures utilisées pour évaluer nos simulations.	123
7.2	Taux de prononciation correcte en fonction de la longueur du stimulus.	127
7.3	Détail du post-traitement du modèle en contexte.	130
7.4	Taux de nouveauté phonologique correcte.	131
7.5	Évolution des temps de traitement au cours des expositions.	132
7.6	Taux de prononciation correcte (TPC) et Taux d'apprentissage correct (TAC).	135
7.7	Évolution des temps de traitement par lettre au cours des expositions.	137
7.8	Taux de prononciation correcte (TPC) en fonction des paramètres du contexte.	139

7.9	Taux d'apprentissage correct (TAC) en fonction des paramètres du contexte	140
7.10	Taux de prononciation correcte (TPC) et Progression du TPC en fonction de la consistance graphémique du stimulus	143
7.11	Taux d'apprentissage correct (TAC) en fonction de la consistance graphémique du stimulus	144
7.12	Évolution des temps de traitement au cours des expositions en fonction de la consistance graphémique du stimulus	145
7.13	Taux de prononciation correcte (TPC) en fonction de la langue	147
7.14	Taux d'apprentissage correct (TAC) en fonction de la langue	148
7.15	Évolution du temps de traitement au cours des expositions en fonction de la langue . .	149
7.16	Taille du lexique orthographique en fonction de la fréquence minimale orthographique.	151
7.17	Taux de prononciation correcte (TPC) et Progression du TPC en contexte suite au post-traitement, en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM)	152
7.18	Taux d'apprentissage correct (TAC) en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM)	154
7.19	Évolution du temps de traitement au cours des expositions en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM)	155
B.1	Représentation graphique du modèle BRAID-Acq.	198

Liste des tableaux

4.1	Taux d'apprentissage correct des nouveaux mots dans la simulation d'apprentissage. . .	76
7.1	Matrice de confusion détaillant le nombre de mots prononcés correctement en fonction du modèle considéré : BRAID-Acq ou CDP++.	127
8.1	Synthèse des effets reproduits par les trois modèles computationnels d'apprentissage incident	159
C.1	Valeurs par défaut des paramètres du modèle BRAID-Acq	212

Chapitre 1

Introduction

Apprendre à lire constitue un enjeu majeur pour la future réussite scolaire d'un enfant : au fil des années, de plus en plus d'informations sont transmises par le support écrit, ce qui fait de la lecture un fondement de l'acquisition de nouvelles connaissances. Même en dehors du cadre scolaire, de nombreuses informations nécessaires à l'intégration dans notre société sont transmises par le support écrit au quotidien, pour communiquer, s'informer, ou simplement faire ses courses. Or, les chiffres montrent qu'apprendre à lire est une tâche difficile, loin d'être maîtrisée à la fin de la première année d'apprentissage, en tout cas dans les langues alphabétiques comme le français ou l'anglais (Seymour, 2003).

Un élément principal de l'apprentissage de la lecture est l'apprentissage de l'orthographe lexicale des mots, c'est-à-dire l'orthographe d'usage, sans considération grammaticale sur l'accord des mots (Castles, Rastle, & Nation, 2018). Un enfant qui apprend à lire mémorise, en l'espace de quelques années seulement, l'orthographe de l'essentiel des milliers de mots constituant son vocabulaire oral, ainsi que celle de mots qu'il n'a jamais entendus. Cet apprentissage ne se limite pas au cadre explicite de la salle de classe mais se fait principalement sans que l'enfant ne s'en rende nécessairement compte, grâce à une exposition répétée aux mots écrits dans des contextes variés (Castles, 2006) : l'apprentissage est alors dit « incident ». Cette exposition à la lecture se poursuit tout au long de la vie, tout comme l'apprentissage de nouveaux mots (c'est-à-dire l'apprentissage de mots dont l'orthographe n'est pas connue). L'essentiel de l'apprentissage de la lecture se fait donc sans qu'un enseignant ait besoin d'explicitement l'orthographe et la prononciation de chaque mot à apprendre.

1.1 La théorie d'auto-apprentissage

La théorie d'auto-apprentissage (Share, 1995) constitue le cadre théorique dominant pour rendre compte de l'apprentissage incident de l'orthographe. Elle défend que pour apprendre l'orthographe d'un nouveau mot de manière incidente, un lecteur doit traiter ce mot en plusieurs segments pour générer une prononciation plausible, avec pour objectif de l'identifier, lorsque c'est possible (Share, 1995). Dans le cadre de cette théorie, la lecture de nouveaux mots est appelée « décodage phonologique ». La réussite du décodage phonologique serait alors la condition *sine qua non* de l'apprentissage de nouvelles formes orthographiques. Ensuite, le renforcement des connaissances orthographiques sur un mot permettrait au lecteur de ne plus le traiter séquentiellement, mais de le reconnaître « directement ».

Cependant, réussir le décodage phonologique d'un nouveau mot est particulièrement difficile dans certaines langues, comme par exemple l'anglais ou le français, car la prononciation d'un mot n'est pas toujours prévisible par son orthographe (Schmalz, Marinus, Coltheart, & Castles, 2015). Sans retour d'un enseignant, un lecteur, même expert, va vraisemblablement faire des erreurs de

prononciation, et il ne saura pas toujours lorsqu'une erreur aura été faite. Pourtant, les lecteurs experts ont visiblement réussi à surmonter cette difficulté puisqu'à l'âge adulte, mêmes les lecteurs d'une langue opaque comme l'anglais parviennent à lire de manière extrêmement efficace des milliers de mots à la prononciation imprévisible. Pour expliquer cela, la théorie d'auto-apprentissage propose que le contexte vienne jouer le rôle de soutien au décodage phonologique, en favorisant l'identification d'un mot si sa prononciation est suffisamment proche de la prononciation approximative issue du décodage phonologique.

Les deux modèles implémentés pour rendre compte de la théorie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014) sont fidèles à la théorie originelle dans les grandes lignes. Cependant, implémenter un modèle computationnel implique nécessairement de spécifier précisément tous les mécanismes en jeu, et donc de faire des choix théoriques non explicités par Share (1995). En particulier, même si la théorie d'auto-apprentissage propose de mettre le décodage phonologique au cœur de l'apprentissage de la lecture, elle ne propose pas pour autant de mécanisme explicite.

La question des mécanismes impliqués dans la lecture de nouveaux mots suscite de vastes débats dans la littérature scientifique depuis plusieurs décennies (Coltheart, Curtis, Atkins, & Haller, 1993; Glushko, 1979; Venezky, 1970). La position théorique dominante consiste à envisager que les processus cognitifs impliqués dans la lecture de nouveaux mots sont distincts de ceux impliqués dans la lecture des mots connus : la lecture d'un mot connu se ferait par un accès direct au lexique, alors que la lecture d'un nouveau mot se ferait par la segmentation du mot en graphèmes, puis l'application de règles de correspondances graphèmes-phonèmes (Castles et al., 2018). Les deux modèles computationnels d'auto-apprentissage adoptent cette approche dite « double-voie » et font donc de l'unité graphémique le cœur de la lecture de nouveaux mots (Coltheart, 2005; Coltheart, Rastle, Perry, Langdon, & Ziegler, 2001; Zorzi, Houghton, & Butterworth, 1998).

Cependant, des données de la littératures remettent à la fois en cause la pertinence théorique (Henderson, 1985; Meletis, 2019) et la saillance du graphème comme unité perceptive de la lecture de nouveaux mots (Chetail, 2020). Ces données suggèrent que les connaissances lexicales sont impliquées dans la lecture de nouveaux mots (Glushko, 1979). De manière cohérente avec ces données, les modèles de lecture « à voie unique » font l'hypothèse que les mécanismes en jeu lors de la lecture ne diffèrent pas selon le type d'item à traiter, et que les connaissances mobilisées pour lire des mots connus et des nouveaux mots sont les mêmes (Ans, Carbonnel, & Valdois, 1998; Hendrix, Ramscar, & Baayen, 2019; Seidenberg & McClelland, 1989). À notre connaissance, aucun modèle d'auto-apprentissage n'est à ce jour implémenté dans cette famille de modèles. Malheureusement, les données comportementales alimentant ce débat sur les mécanismes impliqués dans la lecture de nouveaux mots ne sont pas toujours concordantes, et la question est donc encore débattue (Chetail, 2020; Perry, 2022).

Par ailleurs, les deux modèles computationnels d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014) font d'autres hypothèses sur le fonctionnement de l'apprentissage incident. En effet, ils proposent tous les deux, en accord avec la théorie de Share (1995), que le contexte vienne favoriser l'apprentissage d'items mal prononcés, mais contrairement à la théorie originelle, ils font du contexte et de la connaissance de la forme phonologique d'un nouveau mot des éléments indispensables à l'apprentissage. De plus, ils postulent que toutes les lettres du mot sont parfaitement identifiées et que le mot écrit est mémorisé en une seule présentation. Ces hypothèses sont également discutées dans la littérature comportementale (Joseph, Wonnacott, Forbes, & Nation, 2014; Murray, Wegener, Wang, Parrila, & Castles, 2022; Wegener et al., 2018).

1.2 Questions de recherche

Dans cette thèse, nous nous concentrons tout d'abord sur les mécanismes impliqués dans la lecture de nouveaux mots, mais également sur les mécanismes d'apprentissage en tant que tels. Nous formulons maintenant les questionnements sur lesquels vont s'appuyer nos travaux.

La première question à laquelle nous allons nous intéresser concerne la plausibilité et la mise en œuvre d'un mécanisme de lecture reposant uniquement sur des connaissances lexicales sur l'orthographe et la prononciation des mots, sans faire intervenir d'unités psycholinguistiques spécifiques comme le graphème, et donc sans faire intervenir des connaissances liant spécifiquement les graphèmes et les phonèmes, connaissances qui seraient stockées indépendamment des connaissances lexicales.

La deuxième question à laquelle nous allons nous intéresser dans ce manuscrit concerne la façon donc un lecteur peut réussir à gérer l'incertitude liée à la prononciation de nouveaux mots, et à leur identification, pour malgré tout les apprendre sans information explicite sur leur prononciation. Nous nous demanderons comment, dans ces conditions, un lecteur peut progressivement associer une forme orthographique à chacun des mots de son vocabulaire oral, et même apprendre des mots qu'il n'a jamais entendus.

1.3 Contributions

L'objectif principal de cette thèse est de proposer un modèle d'apprentissage de la lecture. Ce modèle, appelé « BRAID-Acq », s'inscrit dans la lignée de la famille des modèles « BRAID ». Le modèle initial est le modèle BRAID (pour Bayesian word Recognition using Attention, Interference and Dynamics), un modèle probabiliste de reconnaissance visuelle de mots (Phenix, 2018). Le modèle BRAID-Acq est une extension à la fois du modèle BRAID-Learn d'apprentissage orthographique (Ginestet, 2019; Ginestet, Phénix, Diard, & Valdois, 2019) et du modèle BRAID-Phon de lecture de mots (Saghiran, 2021; Saghiran, Valdois, & Diard, 2020), qui sont eux-mêmes deux extensions du modèle BRAID initial.

La première contribution de ce travail de thèse utilise une version reprise et étendue du modèle BRAID-Learn. Il s'agit de tester la capacité de la version mise-à-jour de BRAID-Learn à rendre compte de la transition entre un traitement visuel plutôt sériel à un traitement plutôt global chez le lecteur débutant, notamment à travers les effets de longueur et de lexicalité. Nous montrons que le modèle simule avec succès cette transition, à la fois au niveau de l'item grâce à l'apprentissage orthographique, mais aussi à travers les variations des capacités visuo-attentionnelles. Cette première série de simulations montre que ces effets peuvent être reproduits même avec un modèle de reconnaissance visuelle et d'apprentissage orthographique de mots sans composante phonologique.

La deuxième contribution de ce travail de thèse est le développement et l'exploitation du modèle BRAID-Acq. Le modèle BRAID-Acq se concentre sur l'apprentissage incident de nouveaux mots. Il contient un mécanisme d'exploration visuo-attentionnelle, inspiré de celui du modèle BRAID-Learn, qui lui permet à la fois de simuler la lecture des mots connus et des nouveaux mots (même si l'essentiel des simulations présentées explore la lecture de mots nouveaux). De plus, son mécanisme d'apprentissage étendu lui permet d'apprendre et de mettre à jour des connaissances lexicales à la fois orthographiques et phonologiques. Enfin, le modèle intègre une représentation simple du contexte sémantique : le contexte favorise tout au long du traitement l'identification de certains mots, et permet de tenter des corrections de prononciation lorsqu'aucun mot n'est reconnu à la fin du traitement.

Dans notre modèle, nous faisons tout d'abord des hypothèses théoriques sur les mécanismes impliqués dans la lecture de nouveaux mots. Nous faisons l'hypothèse que les mots connus et les

nouveaux mots mettent en jeu les mêmes composants du modèle, contrairement au cadre théorique des modèles double-voie. Nous explorons l'hypothèse qu'il n'est pas nécessaire de segmenter un nouveau mot en graphèmes pour le lire correctement, mais que les fixations visuo-attentionnelles effectuées fournissent un moyen de traiter ce nouveau mot en sous-portions. Ainsi, nous proposons de ne faire reposer le traitement des nouveaux mots sur aucune unité psycholinguistique fixée a priori. De plus, nous avançons l'idée que les mots connus et les nouveaux mots peuvent être lus à partir du même ensemble de connaissances, connaissances qui seraient de nature lexicale, contrairement au cadre théorique des modèles double-voie, qui reposent pour cela sur des conversions des graphèmes aux phonèmes. Les simulations conduites avec le modèle BRAID-Acq permettent de tester ces hypothèses théoriques et montrent qu'il est possible de lire correctement la plupart des nouveaux mots en se reposant sur ces hypothèses.

Ensuite, nous faisons également des hypothèses théoriques sur les mécanismes impliqués dans l'apprentissage incident de nouveaux mots. Plus précisément, nous faisons des hypothèses sur les éléments permettant l'apprentissage incident malgré l'incertitude sur la prononciation des mots et l'absence d'information explicite sur leur prononciation. Contrairement aux choix faits par les deux modèles computationnels d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), et en accord avec les données comportementales (Nation & Cocksey, 2009), nous proposons que la connaissance de la forme orale d'un mot et la présence de contexte ne soient pas indispensables à l'apprentissage. Ces deux éléments sont en revanche des soutiens à la lecture et à l'apprentissage. Ils permettent notamment d'estimer si une erreur a été faite et de tenter des corrections de prononciations.

Les simulations conduites avec le modèle BRAID-Acq permettent de tester ces hypothèses et montrent qu'il est possible d'apprendre de manière incidente la plupart des mots de la langue. De plus, la connaissance orale d'un mot et la présence de contexte sont déterminants pour l'apprentissage incident de nouveaux mots au sein de notre modèle, d'autant plus lorsque ces mots sont difficiles à lire correctement, car ils permettent de désambigüiser leur prononciation.

1.4 Plan de lecture

Ce manuscrit de thèse est composé de sept chapitres, numérotés de 1 à 7. Nous présentons maintenant rapidement le contenu de chacun des chapitres.

1.4.1 Chapitre 1 : Revue de littérature

Dans le premier chapitre, nous présenterons une revue de littérature de la théorie d'auto-apprentissage et les modèles computationnels qui ont été proposés pour implémenter cette théorie. Une analyse critique des limites de la théorie et de son implémentation nous amènera à nous poser trois questions de recherche. En particulier, nous nous demanderons 1) s'il est justifié de supposer que la lecture de nouveaux mots repose sur l'identification des graphèmes du mot, 2) si les connaissances lexicales sont impliquées dans la lecture de nouveaux mots et 3) comment un lecteur parvient à lire de manière incidente malgré l'incertitude sur la prononciation des mots. Enfin, une analyse critique des réponses de la littérature à ces trois questions nous permettra de formuler les hypothèses de développement du modèle BRAID-Acq.

1.4.2 Chapitre 2 : Présentation du modèle BRAID-Learn

Dans le deuxième chapitre, nous rappellerons le contexte de développement de la famille des modèles « BRAID », les éléments principaux du modèle BRAID-Learn, ainsi que les modifications que nous

avons apportées au modèle BRAID-Learn au cours cette thèse, pour le reprendre et l'étendre.

1.4.3 Chapitre 3 : Simulation avec le modèle BRAID-Learn

Dans le troisième chapitre, nous présenterons la simulation conduite avec le modèle BRAID-Learn pour étudier la transition entre un traitement visuel plutôt sériel et un traitement visuel plutôt global, pendant l'apprentissage de nouveaux mots. Cette première contribution a fait l'objet d'une publication (sous presse) dans le journal *Vision Research* (Steinhilber, Diard, Ginestet, & Valdois, in press).

1.4.4 Chapitre 4 : Présentation du modèle BRAID-Acq

Dans le quatrième chapitre, nous présenterons en détail le modèle BRAID-Acq, qui constitue la principale contribution de ma thèse. Nous détaillerons le fonctionnement du modèle BRAID-Acq et de la simulation de l'apprentissage incident de nouveaux mots au sein de ce modèle. Ensuite, nous illustrerons le fonctionnement du modèle sur trois exemples représentatifs du comportement du modèle. Par ailleurs, un élément technique original de la définition mathématique du modèle BRAID-Acq, que nous avons appelé les « comparateurs Bayésiens », a été détaillé dans un article publié dans les actes d'une conférence internationale, la *44th Annual Conference of the Cognitive Science Society* (CogSci 2022) (Steinhilber, Valdois, & Diard, 2022a).

1.4.5 Chapitre 5 : Analyse critique pour définir nos objectifs de simulation

Dans le cinquième chapitre, nous nous intéresserons aux réponses de la littérature comportementale et computationnelle sur les questions théoriques clés qui feront ensuite l'objet des simulations effectuées avec le modèle BRAID-Acq. Cette présentation sera l'occasion de présenter les hypothèses opérationnelles synthétisant nos attendus par rapport au modèle BRAID-Acq.

1.4.6 Chapitre 6 : Simulations avec le modèle BRAID-Acq

Dans le sixième chapitre, nous présenterons les simulations que nous avons conduites avec le modèle BRAID-Acq. Ces simulations porteront notamment sur des effets variés, comme l'effet de la connaissance phonologique du mot, l'effet du contexte, l'effet de la consistance graphémique, l'effet de l'opacité de la langue ou encore l'effet du niveau de connaissances orthographiques. Pour chaque simulation, nous rappellerons nos hypothèses opérationnelles, nous détaillerons nos résultats, et nous les discuterons en les mettant en regard des données comportementales. Un poster décrivant une version préliminaire d'une des simulations de ce chapitre a été présenté à une conférence internationale, la *22nd conference of the European Society for Cognitive Psychology* (ESCOP 2022) (Steinhilber, Valdois, & Diard, 2022b).

1.4.7 Chapitre 7 : Discussion

Dans le dernier chapitre, nous rappellerons rapidement les principaux résultats obtenus lors des simulations avec le modèle BRAID-Acq, ainsi que la confrontation de nos données avec les données comportementales. Ensuite, nous comparerons nos résultats aux résultats obtenus par les deux autres modèles computationnels d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), et nous détaillerons la contribution spécifique du modèle BRAID-Acq par rapport à ces deux modèles. Nous reviendrons ensuite sur les hypothèses opérationnelles formulées dans le chapitre 6, et nous

tenterons de les éclairer au regard de nos résultats de simulations. La discussion des résultats obtenus sera l'occasion de présenter les limites de notre travail, ainsi que nos perspectives. Enfin, nous reviendrons sur la structure de notre modèle pour la comparer aux autres modèles computationnels « classiques » de la littérature.

Chapitre 2

Revue de littérature

Dans ce chapitre, nous présenterons une revue de la littérature autour de l'apprentissage de la lecture. Nous détaillerons la théorie la plus influente dans l'étude de l'apprentissage de la lecture, la théorie d'auto-apprentissage, ainsi que les modèles computationnels implémentant cette théorie. Une analyse critique de ces modèles computationnels nous permettra ensuite de soulever trois questions théoriques spécifiques, liées premièrement à la nature des unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots, deuxièmement à la nature des connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots, troisièmement aux éléments venant favoriser l'apprentissage lorsque la prononciation du nouveau mot est imprévisible. Nous tenterons de répondre à ces questions à partir d'arguments expérimentaux et computationnels tirés de la littérature. Les réponses à ces questions nous serviront de base pour définir les hypothèses théoriques nécessaires à l'élaboration de notre modèle.

2.1 L'auto-apprentissage

Dans cette partie, nous présenterons la théorie d'auto-apprentissage : le contexte historique dans lequel cette théorie est apparue, les hypothèses défendues par cette théorie, ainsi que des arguments expérimentaux venant appuyer ou nuancer ses propos. Ensuite, nous présenterons les deux modèles computationnels implémentant cette théorie. Nous détaillerons notamment comment certains mécanismes, décrits de manière très générale dans la théorie d'auto-apprentissage, ont été spécifiés précisément dans ces modèles. Enfin, nous ferons une analyse critique de l'implémentation de ces modèles, pour d'une part, les comparer à la théorie qu'ils implémentent, et d'autre part, évaluer la pertinence de certains choix au regard de la littérature comportementale.

2.1.1 La théorie d'auto-apprentissage

La théorie d'auto-apprentissage de Share (1995) constitue le contexte théorique le plus communément accepté au sujet de l'apprentissage de la lecture (Castles et al., 2018). Elle succède aux théories dites « à stades », selon lesquelles l'enfant passe, au cours de son développement, par plusieurs stades caractérisés par des procédures particulières de lecture (Stuart & Coltheart, 1988). Un changement de procédure permettrait notamment d'expliquer la transition entre le traitement analytique sériel, portant sur des portions de mots, qui est observé chez le lecteur débutant, et le traitement global basé sur la reconnaissance immédiate du mot entier, qui caractérise le lecteur expert. Cependant, certaines critiques remettent en question l'existence des stades de lecture (Martinet, Bosse, Valdois, & Tainturier, 1999; Stuart & Coltheart, 1988). La théorie d'auto-apprentissage développée par Share (1995) succède à ces théories et fait au contraire l'hypothèse d'une transition sériel-global basée sur l'« item ». Au lieu d'être caractéristique d'un stade donné, elle se vérifierait au niveau de chaque

item, qui serait d'abord décodé sériellement puis reconnu comme un tout. C'est l'acquisition d'une représentation orthographique de l'item en question lors de lectures successives qui permettrait de passer à un traitement en mode global. Ainsi, nous nous concentrerons sur cet aspect central de l'apprentissage de la lecture, et dans le reste du document, par « apprentissage », nous entendrons essentiellement « apprentissage orthographique » (et parfois apprentissage phonologique), c'est-à-dire l'acquisition des séquences de lettres et de sons correspondant aux mots. Il s'agit d'une des pièces centrales de l'apprentissage de la lecture, mais loin d'être le seul élément important : en effet, l'apprentissage de la lecture concerne également l'apprentissage des formes des lettres, de la sémantique des mots, et aussi, au delà du mot, des règles de syntaxe de la langue, et de l'accès au sens en général ; nous n'étudierons pas ces dimensions dans ce travail.

La théorie d'auto-apprentissage fait donc l'hypothèse que l'apprentissage de formes orthographiques spécifiques est la condition du passage à une lecture fluente. Cette théorie cherche à expliquer comment un lecteur débutant peut apprendre, en l'espace de seulement quelques années, plusieurs milliers de mots. L'instruction explicite de chaque mot, c'est-à-dire l'instruction explicite de l'association entre sa forme écrite et sa forme orale, ne permettrait pas à un lecteur de construire un lexique orthographique complet, car il serait difficilement envisageable d'apprendre de cette façon plus de quelques centaines de mots par an (Share, 1995). Selon Share (1995), au cours de ses lectures personnelles, non supervisées par un enseignant, le lecteur apprend de nouvelles formes orthographiques de manière incidente et implicite. Cet apprentissage est incident dans le sens où il se fait lors d'une activité ayant un autre objectif que l'apprentissage (découvrir le contenu d'un livre), et implicite dans le sens où il ne fait pas l'objet d'une prise de conscience explicite. Des études expérimentales montrent que les lecteurs débutants peuvent apprendre de manière incidente, implicite et non supervisée des nouveaux mots en quelques expositions seulement Ehri and Saltmarsh (1995); Reitsma (1983); Share and Shalev (2004), ce qui appuie cette hypothèse. Des études en langue anglaise suggèrent que l'essentiel des connaissances d'un lecteur sur l'orthographe des mots sont acquises de manière implicite (Bryant, 2002; Snow, Griffin, & Burns, 2005; Venezky, 1999). La théorie d'auto-apprentissage soutient que cette situation d'apprentissage est la base de l'apprentissage orthographique, et donc la base de l'apprentissage de la lecture.

Pour apprendre de manière non supervisée l'orthographe d'un nouveau mot, plusieurs mécanismes sont envisageables. Les informations contenues dans le texte environnant le mot, qui sont de nature variée (syntactique, sémantique, pragmatique etc.), pourraient permettre cet apprentissage, en aidant le lecteur à identifier le mot en question. Cependant, ces informations, que l'on appellera informations contextuelles, sont généralement ambiguës et peu fiables (Finn, 1977; Gough, Juel, & Roper-Schneider, 1983). Elles ne pourraient donc pas permettre l'apprentissage orthographique d'un lexique entier. Selon Share (1995), la seule explication plausible est l'apprentissage de formes orthographiques nouvelles grâce au décodage phonologique : le lecteur utiliserait ses connaissances sur les relations entre lettres et sons pour traduire sous forme phonologique la chaîne de lettres rencontrée. Ainsi, la clé de l'apprentissage orthographique serait la réussite du décodage phonologique. Selon Share (1995) :

« each successful decoding encounter with an unfamiliar word provides an opportunity to acquire the word-specific orthographic information that is the foundation of skilled word recognition. » (Share, 1995, p. 155)

La théorie de l'auto-apprentissage met l'accent sur les traitements phonologiques dans l'acquisition des représentations orthographiques et fait l'hypothèse que les traitements plus spécifiquement orthographiques seraient, quant à eux, plutôt secondaires. Cependant, les résultats de plusieurs études suggèrent que le décodage phonologique n'est pas le seul mécanisme clé impliqué dans l'acquisition de nouvelles représentations orthographiques : certes, l'apprentissage semble

compromis lorsque la possibilité de décoder le mot phonologiquement est perturbée (Kyte & Johnson, 2006), mais la corrélation entre décodage phonologique et apprentissage orthographique n'est pas toujours très élevée (Cunningham, Perry, Stanovich, & Share, 2002). D'ailleurs, une part considérable de variance en apprentissage orthographique n'est pas expliquée par les compétences de décodage phonologique (Castles, 2006). Enfin, comme le remarquent Bosse, Chaves, Largy, and Valdois (2015), il n'est pas nécessaire de décoder phonologiquement correctement pour apprendre un mot, et décoder phonologiquement correctement n'assure pas d'apprendre un mot. Il est donc difficile de défendre que la réussite du décodage phonologique est nécessaire et suffisante pour que l'apprentissage orthographique ait lieu.

Ainsi, il semble possible d'apprendre même lorsque le décodage phonologique d'un nouveau mot n'est pas correct. Cette situation est relativement fréquente en début d'apprentissage : en effet, la connaissance des relations entre lettres et sons, ainsi que les compétences en conscience phonémique, qui sont critiques pour le décodage phonologique, ne se développent pas spontanément (Castles et al., 2018). Elles nécessitent un long entraînement qui n'est pas terminé lorsque l'apprentissage de la lecture à proprement parler débute. Comme ces compétences ne sont pas encore maîtrisées en début d'apprentissage, le lecteur débutant commet des erreurs. Même lorsque le lecteur devient compétent en décodage phonologique, les erreurs de décodage phonologique restent fréquentes, car dans la plupart des langues, la prononciation d'un mot n'est pas toujours prévisible par son orthographe (Schmalz et al., 2015). Que cette difficulté vienne des compétences en lecture ou du stimulus en question, un lecteur est souvent confronté à une « indétermination phonologique » qui l'empêche de décoder phonologiquement correctement un nouveau mot, et donc de l'identifier pour l'apprendre (Share, 1995). Comme il est observé comportementalement que cela n'empêche pas l'apprentissage (Bosse et al., 2015), il est naturel d'imaginer qu'il existe un mécanisme supplémentaire permettant à un lecteur d'apprendre un nouveau mot de manière incidente même lorsque son décodage phonologique n'est pas correct. La théorie d'auto-apprentissage s'intéresse à cette question. Comme le souligne Share (1995), un décodage phonologique est rarement entièrement faux. Ainsi, l'hypothèse du décodage partiel (Share, 1995) postule que si la lecture se fait en contexte, il est possible d'identifier correctement le mot à apprendre sur la base d'un décodage phonologique partiel. Selon Share (1995) :

« By its very nature, partial decoding must fail in identifying words presented in isolation owing to the complete or near-complete processing of letter information required by an alphabetic orthography. However, contextual information may be the key to resolving decoding ambiguity » (Share, 1995, p. 162)

Pour résumer, la théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que le décodage phonologique est la clé pour apprendre l'orthographe d'un nouveau mot. Le décodage phonologique n'a pas besoin d'être parfaitement réussi pour pouvoir apprendre, tant que le contexte vient désambigüiser l'identification du mot. L'apprentissage d'un nouveau mot se ferait donc en deux étapes : 1) le décodage phonologique du mot et 2) l'identification du mot à l'aide du contexte. Ces deux propositions restent très générales et ne spécifient pas précisément les mécanismes en jeu pour décoder phonologiquement puis identifier, et donc apprendre un nouveau mot. Tout d'abord, aucune hypothèse n'est faite quant à la procédure utilisée pour décoder phonologiquement un stimulus. Selon Share (1995), plusieurs mécanismes sont envisageables pour dériver une prononciation à partir d'une chaîne de lettres : l'application de règles de correspondances graphèmes-phonèmes (Coltheart et al., 2001), un mécanisme d'analogie lexicale (Glushko, 1979; Kay & Marcel, 1981), ou encore l'activation au sein d'un réseau reliant des unités orthographiques et phonologiques (Seidenberg & McClelland, 1989). Ces mécanismes ont tous en commun de faire intervenir des mécanismes phonologiques, mais sont de nature variée. Ensuite, Share (1995) propose que le contexte joue un rôle de support lorsque le

décodage phonologique est partiel, mais aucune hypothèse n'est faite sur la manière dont le contexte contribue au décodage phonologique pour apprendre.

2.1.2 Les modèles computationnels d'auto-apprentissage

Dans cette partie, nous allons présenter les deux modèles computationnels d'auto-apprentissage : le Phonological Decoding Self-Teaching – Connectionist Dual Processing Model (PDST-CDP++) (Ziegler et al., 2014) et le Self-Teaching – Dual-Route Cascaded Model of Reading (ST-DRC) (Pritchard et al., 2018). La théorie d'auto-apprentissage ne spécifie pas la nature des mécanismes employés pour effectuer le décodage phonologique. Les modèles PDST-CDP++ et ST-DRC explicitent cela en proposant que le décodage phonologique repose sur la mise en relation d'unités graphémiques et phonologiques. De plus, suivant la suggestion de Share (1995), les deux modèles utilisent le contexte comme support au décodage phonologique pour l'apprentissage. Cependant, seul le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018) en spécifie le mécanisme.

Ces deux modèles computationnels sont des modèles double-voie. Ils font l'hypothèse classique d'une architecture en deux voies de traitement, faisant appel à des processus cognitifs différents : d'une part, une voie sous-lexicale pour le traitement des nouveaux mots, qui permet de traduire directement des unités orthographiques en unités phonologiques ; d'autre part, une voie lexicale pour le traitement des mots, qui repose sur des connaissances lexicales sur les formes orthographiques et phonologiques des mots.

2.1.2.1 Le modèle PDST-CDP++ de Ziegler et al. (2014) et Perry et al. (2019)

Le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) est le premier modèle computationnel à implémenter la théorie d'auto-apprentissage proposée par Share (1995). Il vise à simuler le déroulement de l'apprentissage normal de la lecture, en reprenant l'architecture de base du modèle connexionniste de lecture à voix haute Connectionist Dual Processing (CDP) (Perry et al., 2007). L'architecture du modèle PDST-CDP++ a été réutilisée pour étudier les variations individuelles lors de l'apprentissage de la lecture (Perry, Zorzi, & Ziegler, 2019).

Le modèle CDP de Perry et al. (2007) L'architecture du modèle est présentée Figure 2.1. Les deux voies de lecture sont implémentées à travers deux réseaux connexionnistes. La voie lexicale comporte deux lexiques, orthographique et phonologique, reliés entre eux par un réseau. Elle permet de lire n'importe quel mot déjà connu du système par accès direct aux lexiques, mais pas les pseudo-mots qui sont traités via la voie sous-lexicale. La voie sous-lexicale comprend un premier module opérant la segmentation des lettres en graphèmes. Ces graphèmes, stockés dans le « buffer graphémique », servent ensuite d'entrée au réseau sous-lexical « Two-Layer Associative » (TLA) : il s'agit d'un réseau associatif faisant le lien entre les graphèmes et les phonèmes. Cette voie permet de lire des pseudo-mots et des mots peu fréquents, mais également des mots fréquents, à condition qu'ils soient réguliers. Le traitement est initié simultanément dans les deux voies pour lire un item.

Le modèle PDST-CDP++ Le modèle PDST-CDP++ découle directement du modèle CDP, avec quelques modifications pour simuler l'auto-apprentissage, plus précisément l'apprentissage incident et implicite de nouvelles formes orthographiques. À l'état initial, le lexique phonologique contient déjà un grand nombre de nœuds correspondant aux mots connus à l'oral, alors que le lexique orthographique est vide. Le réseau TLA est pré-entraîné de manière supervisée avec quelques relations graphèmes-phonèmes. L'apprentissage d'un nouveau mot par auto-apprentissage commence avec le calcul d'une prononciation possible à l'aide du réseau TLA : ce dernier associe à chaque graphème

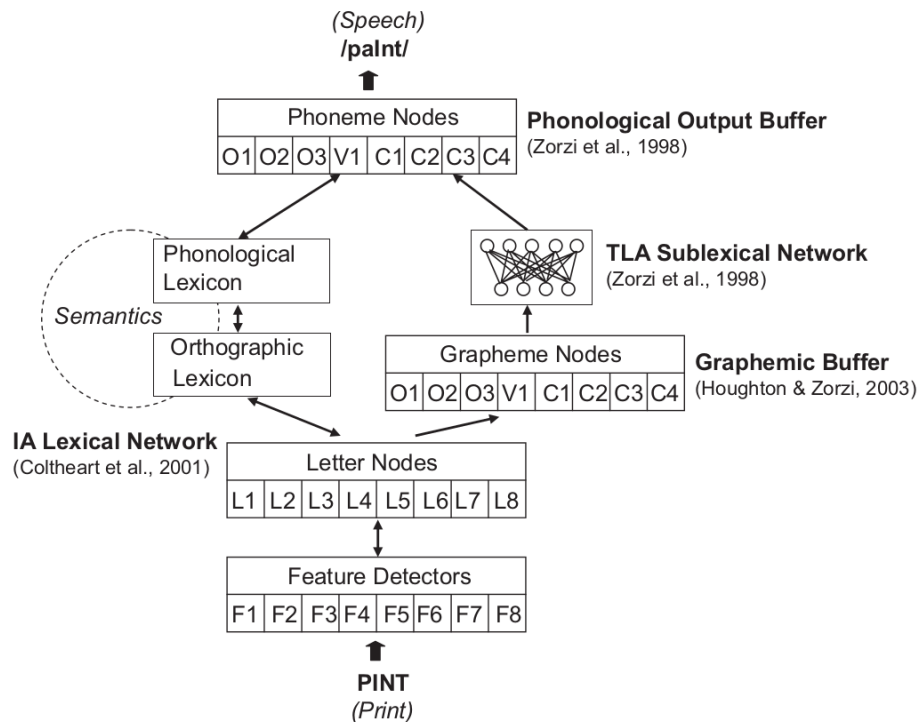


FIG. 2.1 : Représentation graphique de l'architecture du modèle CDP (Perry et al., 2007). O = onset; V = voyelle; C = coda; TLA = assemblage à deux couches (*two-layer associative*); IA = activation interactive; L = lettre; F = traits (*feature*). Figure tirée de (Perry et al., 2007).

un phonème possible, et les différents phonèmes sont associés pour générer la forme phonologique du mot entier. Les unités du lexique phonologique sont ensuite activées en fonction de leur ressemblance avec la forme phonologique générée. Pour rappel, dans le modèle expert CDP++, si une des activations dépasse un certain seuil, le mot est reconnu. Ce seuil est relativement haut, pour éviter que plusieurs candidats ne le dépassent.

Cependant, comme les décodages phonologiques de PDST-CDP++ sont souvent partiels (l'apprentissage démarre avec des connaissances sous-lexicales simplifiées), le fonctionnement du modèle doit être adapté : le seuil d'activation (ressemblance phonologique) est baissé pour permettre au modèle de reconnaître un mot même si la correspondance n'est pas parfaite. En conséquence, plusieurs mots peuvent être suffisamment activés et faire partie d'une « cohorte » de mots activés. La reconnaissance d'un mot est ensuite légèrement modifiée par rapport à celle du modèle CDP++ : dans le modèle CDP++, si la cohorte de mots activés est non vide, le mot le plus activé sera reconnu. En revanche, dans le modèle PDST-CDP++, seul le mot présenté en entrée peut être reconnu. Il est reconnu si et seulement si il est suffisamment activé, et ce, même si d'autres mots sont également suffisamment activés. Dans le premier cas, l'apprentissage a lieu. Dans tous les autres cas, l'apprentissage est bloqué. L'hypothèse sous-jacente est qu'un mécanisme contextuel non implémenté permettrait au modèle de choisir le mot correct parmi la cohorte de mots activés s'il en fait partie, ou bien de savoir que le mot correct ne se trouve pas parmi la cohorte de mots activés. Les mécanismes contextuels en jeu, comme par exemple des mécanismes sémantiques, ne sont ni spécifiés ni implémentés dans le modèle. Les auteurs supposent qu'ils existent, et donc que l'identification de mots partiellement décodés fonctionne (mais sans expliquer comment), comme le suggère la théorie d'auto-apprentissage (Share, 1995).

Enfin, si l'apprentissage a lieu, une nouvelle représentation est créée au sein du lexique ortho-

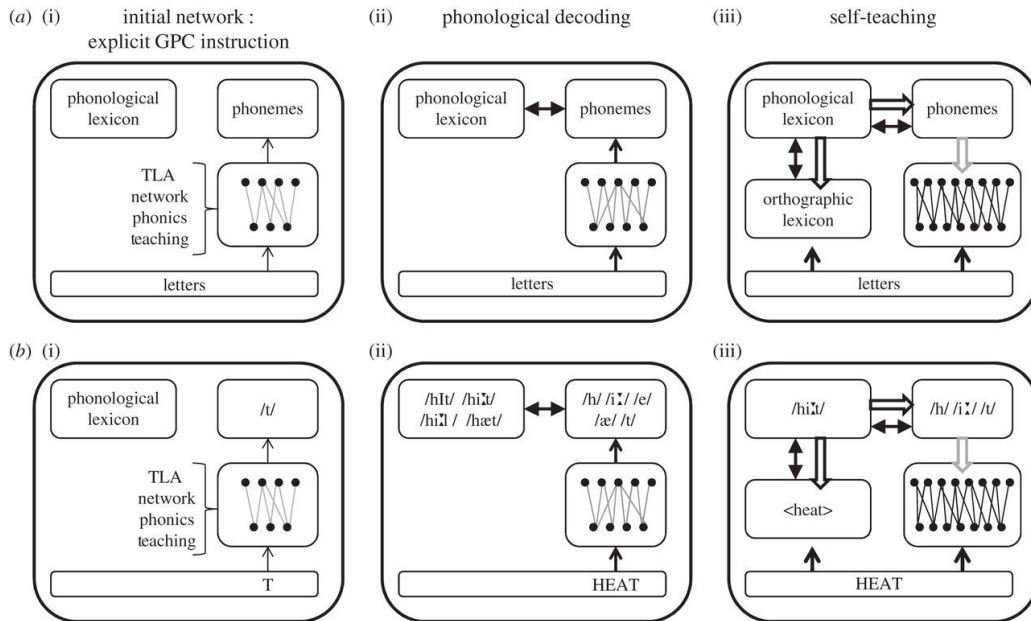


FIG. 2.2 : Illustration des mécanismes de décodage phonologique et d'auto-apprentissage dans le modèle PDST-CDP++ de Ziegler et al. (2014). Après un premier enseignement explicite sur un petit ensemble de correspondances graphèmes-phonèmes (GPC), par exemple T -> /t/ (i), le réseau est capable de décoder des mots nouveaux, par exemple HEAT (ii), qui a une représentation préexistante dans le lexique phonologique. Si le mécanisme de décodage phonologique active un mot dans le lexique phonologique (ici, le mot correct /hi:t/ est plus actif que ses concurrents), une entrée orthographique est créée (heat) et la représentation phonologique du « gagnant » (/hi:t/) est utilisée comme un signal d'apprentissage généré en interne (flèches grises) pour améliorer et renforcer les poids du réseau TLA (iii). Figure tirée de (Ziegler et al., 2014).

graphique, et une connexion directe est établie entre les formes orthographique et phonologique (obtenue par le décodage phonologique) du mot. La forme phonologique du mot reconnu est ensuite utilisée comme un signal d'apprentissage pour les connaissances sous-lexicales, ce qui permet de mettre à jour le réseau TLA. Ainsi, tout nouvel apprentissage orthographique est l'occasion pour l'apprenti lecteur d'affiner ses compétences sous-lexicales. Au contraire, si l'apprentissage échoue, le modèle peut, dans sa dernière version (Perry et al., 2019), apprendre explicitement la forme orthographique du mot. Cet apprentissage réussit avec une certaine probabilité p (paramètre du modèle). Le fonctionnement du modèle d'apprentissage est illustré Figure 2.2.

Résultats marquants En partant d'une base de 32 735 mots à apprendre dans un ordre aléatoire au cours de 500 000 présentations (cumulées sur l'ensemble des mots), les auteurs ont testé le modèle à différents moments de son apprentissage. L'apprentissage d'un mot cible est considéré comme correct s'il se trouve parmi la cohorte de mots activés lors d'une tâche de lecture. Ainsi, après 500 000 présentations, l'apprentissage est correct pour 80 % des mots lorsque le seuil de déclenchement de l'apprentissage (seuil d'activation) est suffisamment faible. Abaisser ce seuil a notamment permis d'apprendre un grand nombre de mots irréguliers. En moyenne, 5 mots sont activés dans la cohorte pour le seuil choisi (ce chiffre varie très peu au cours de l'apprentissage). Ce chiffre ne semble pas excessif en comparaison de la taille des lexiques couramment utilisés (plusieurs milliers de mots). Ainsi, les simulations ont montré qu'il était possible d'apprendre un grand nombre de mots connus à l'oral si le contexte vient aiguiller le décodage phonologique, en partant de quelques correspondances graphèmes-phonèmes.

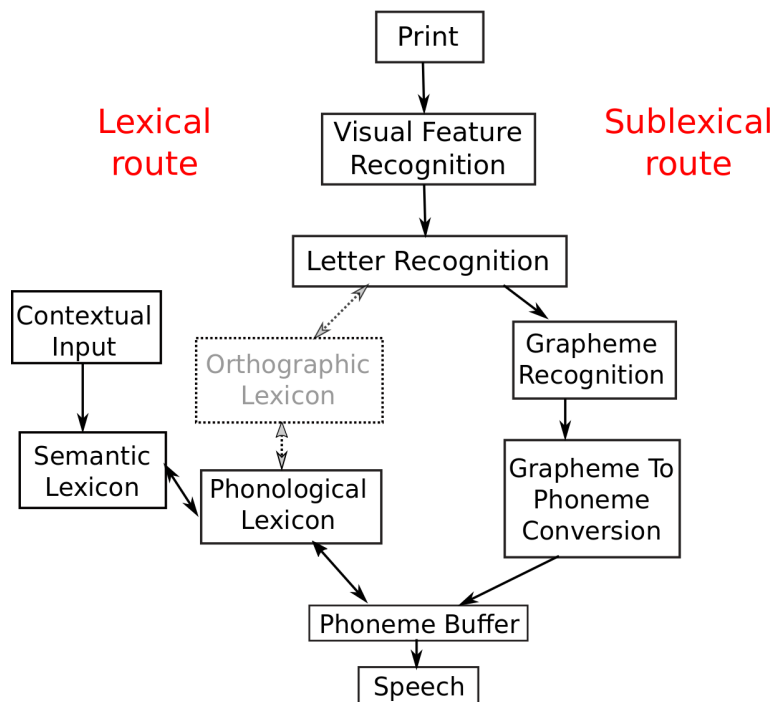


FIG. 2.3 : Représentation graphique de l'architecture du modèle DRC (Pritchard et al., 2018). Chaque bloc est un composant du modèle. Les éléments grisés doivent être appris par le modèle ST-DRC. Figure adaptée de (Pritchard et al., 2018).

Perry et al. (2019) reprennent l'implémentation de l'auto-apprentissage de PDST-CDP++ pour étudier les variations inter-individuelles lors de l'apprentissage de la lecture, notamment en contexte dyslexique. Les données de Peterson, Pennington, and Olson (2013), séparées en deux sous-groupes « contrôles » et « dyslexiques », fournissent des scores dans trois tâches comportementales. Ces trois scores sont utilisés pour paramétrer 622 modèles individualisés : 1) des erreurs peuvent être faites sur l'identité des phonèmes, avec une probabilité dépendant du score à la tâche de suppression phonémique ; 2) la taille du lexique phonologique varie en fonction du score en vocabulaire ; 3) si un mot est décodé correctement ou appris par instruction explicite, il est reconnu avec une probabilité fixée par le score à la tâche de choix orthographique.

Après apprentissage, les scores en lecture des groupes « contrôles » et « dyslexiques » obtenus par les modèles paramétrés sont comparés avec les scores comportementaux. Pour les deux groupes, la corrélation entre prédiction et score comportemental est élevée (environ 0,7) en lecture de mots réguliers, de mots irréguliers et de pseudo-mots. Il s'agit donc du premier modèle d'apprentissage de la lecture permettant de rendre compte des variations individuelles. Le modèle rend mieux compte des données comportementales observées en postulant plusieurs déficits qu'en faisant l'hypothèse d'un déficit unique, à savoir un modèle à déficit phonologique, un autre avec un déficit visuel, ou un dernier modèle de bruit global. Ce type d'exploration de déficits permet de tester des prédictions sur les liens causaux entre déficits spécifiques et scores en lecture.

2.1.2.2 Le modèle ST-DRC de Pritchard et al. (2018)

Le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018) étend le modèle double-voie DRC (Coltheart et al., 2001), qui implémente la lecture de mots à voix haute. Il vise à expliquer l'apprentissage normal de la lecture, et s'intéresse en particulier au rôle du contexte dans cet apprentissage. Avant le début de l'apprentissage, le modèle ST-DRC a la même structure que le modèle DRC de lecture experte, mais avec certaines parties non fonctionnelles. L'architecture du modèle ST-DRC est illustrée Figure 2.3.

Le modèle DRC Ce modèle est constitué de deux voies de lecture, une lexicale et une sous-lexicale. Elles prennent toutes les deux en entrée les lettres du stimulus, dont l'identification est supposée parfaite. La voie sous-lexicale est implémentée sous forme de règles de conversion graphèmes-phonèmes. La voie lexicale est composée des deux lexiques orthographique et phonologique, constitués de nœuds représentant chacun un mot du lexique. Une entrée du lexique orthographique est connectée à l'entrée correspondante dans le lexique phonologique, ainsi qu'aux lettres qui composent ce mot. Une description détaillée de ce modèle se trouve ailleurs (Coltheart et al., 2001).

Le modèle ST-DRC A l'état initial, le lexique phonologique contient déjà un grand nombre de mots (de nœuds), correspondant au vocabulaire oral de l'enfant (Figure 2.3). En revanche, le lexique orthographique est vide de toute connaissance orthographique (rectangle en pointillé, Figure 2.3). En conséquence, il n'y a pas de connexion entre les deux lexiques (flèche en pointillé du bas, Figure 2.3). Les règles de conversion graphèmes-phonèmes utilisées dans la voie sous-lexicale de la version experte du modèle sont conservées.

Lorsqu'un stimulus est présenté en entrée, l'identité des lettres et leur position sont supposées parfaitement connues. La segmentation graphémique, puis la conversion graphèmes-phonèmes, permettent d'activer des phonèmes dans la voie sous-lexicale, qui à leur tour permettent l'activation des mots du lexique phonologique : c'est le décodage phonologique. Si un mot est reconnu dans le lexique phonologique, il peut y avoir apprentissage. Le déclenchement de l'apprentissage est donc conditionné par le fait que l'activation de la représentation phonologique d'un mot dépasse un certain seuil. Deux types d'apprentissage sont alors envisageables : si aucun nœud orthographique n'est activé dans la voie lexicale, l'apprentissage est « item-based ». Un nœud est créé dans le lexique orthographique, et sa fréquence est fixée à 10 (paramètre de vitesse d'apprentissage). Des connexions entre le mot et ses lettres sont créées (flèche en pointillé du haut, Figure 2.3), ainsi que des inhibitions entre le mot et les autres lettres. De plus, une connexion entre le nœud orthographique et le mot correspondant dans le lexique phonologique est créée (flèche en pointillé du bas, Figure 2.3), ainsi qu'une inhibition avec les autres mots du lexique phonologique. Enfin, des inhibitions latérales entre le nœud orthographique du nouveau mot et les autres nœuds orthographiques sont créées. En revanche, si le mot est déjà représenté dans le lexique orthographique, c'est-à-dire si l'activation d'un nœud orthographique dépasse un certain seuil, l'apprentissage est « token-based ». La fréquence du mot en question est augmentée de 10, mais aucune connexion n'est modifiée.

Comme le défend Share (1995), le contexte joue un rôle crucial dans l'auto-apprentissage, particulièrement lorsqu'il s'agit d'apprendre des mots irréguliers, dont le décodage phonologique est généralement partiel. Suivant cette idée, ce modèle intègre à sa voie lexicale une modélisation simplifiée de la sémantique des mots à travers un module nommé « Simple Semantics ». Il est théoriquement relié aux deux lexiques orthographique et phonologique mais seule la connexion avec le lexique phonologique est implémentée pour l'instant. Le module sémantique a la capacité d'exciter des nœuds du lexique phonologique selon deux paramètres : l'excitation de chaque nœud correspond à la quantité d'information contextuelle, et le nombre de nœuds recevant cette activation correspond à l'ambiguïté du contexte. Cette excitation supplémentaire permet à un mot dont le décodage pho-

nologique est partiel d'atteindre le seuil d'activation phonologique nécessaire au déclenchement de l'apprentissage. Le seuil d'activation phonologique étant très haut, un mot irrégulier ne peut pas être appris sans contexte. Son apprentissage ne repose pas non plus exclusivement sur le contexte : si l'ambiguïté du contexte équivaut à 5 candidats plausibles dans le module sémantique, alors la probabilité de choisir le mot correct sans indice phonologique est seulement de 20 %. C'est donc seulement grâce à l'action combinée des deux mécanismes de décodage phonologique et d'apport contextuel que l'apprentissage de ces mots peut avoir lieu : un contexte riche (grande quantité d'information contextuelle) et non ambigu favorise la reconnaissance phonologique du mot, et donc son apprentissage.

Résultats marquants La phase d'apprentissage du modèle ST-DRC lors des simulations de (Pritchard et al., 2018) est constituée de 30 220 expositions à 8 017 nouveaux mots anglais monosyllabiques. Le nombre d'expositions pour chaque item est fonction de sa fréquence. Parmi ce corpus se trouvent 6 658 mots réguliers et 1 359 mots irréguliers, soit 17 % de mots irréguliers. Après cette première phase, il est possible de simuler la lecture à voix haute des mots appris pour évaluer leur apprentissage. L'apprentissage d'un mot est considéré comme correct si les formes orthographique et phonologique du mot existent et sont connectées, et s'il est prononcé correctement lors d'une tâche de lecture à voix haute. Dans toutes les simulations, l'intensité et l'ambiguïté du contexte varient, permettant ainsi d'évaluer l'apport du contexte.

Le module « Simple Semantics » permet de simuler l'interaction entre le contexte et le niveau de compétence graphèmes-phonèmes. Dans le modèle, le niveau de compétences sous-lexicales peut varier selon quatre niveaux d'expertise en enlevant de la voie sous-lexicale experte un certain nombre de règles (en commençant par les plus complexes, celles dont les graphèmes sont les plus longs).

Les simulations montrent, en concordance avec les données de Chapman (1998), que le contexte est le plus utile pour les lecteurs intermédiaires, qui maîtrisent seulement des règles à graphèmes simples. Cela paraît facilement interprétable : les bons lecteurs ne font pas suffisamment d'erreurs sans contexte pour pouvoir en bénéficier, et les mauvais lecteurs ont un décodage phonologique trop partiel pour utiliser les indices fournis par le contexte. Cette simulation montre que l'auto-apprentissage peut avoir lieu assez tôt, même avec des connaissances graphèmes-phonèmes imparfaites, comme le défend Share (1995).

De plus, ce module permet également de simuler l'interaction entre contexte et régularité du mot. Ainsi, les mots réguliers ne bénéficient pas du contexte, puisque le décodage phonologique suffit à les identifier sans erreur. Les auteurs ont indépendamment étudié l'effet du contexte sur les mots réguliers. Ils montrent que pour certaines valeurs de paramètres contextuels, l'apprentissage des mots réguliers peut être largement dégradé (0 % d'apprentissage incorrect hors contexte, et jusqu'à 60 % d'apprentissage incorrect en contexte pour une combinaison particulière de paramètres). Le fait que le contexte puisse dégrader les performances pour les mots réguliers n'est pas justifié théoriquement. Pour les mots irréguliers en revanche, le décodage phonologique est seulement partiel, ce sont donc ces mots-là qui bénéficient le plus du contexte (0 % d'apprentissage correct hors contexte, et jusqu'à 90 % d'apprentissage correct pour une certaine combinaison particulière de paramètres). Ainsi, les simulations ont montré qu'en présence de contexte sémantique, il était possible d'apprendre jusqu'à 90 % des mots irréguliers connus à l'oral.

2.1.3 Analyse critique de l'implémentation des modèles d'auto-apprentissage

Dans cette partie, nous analysons les choix d'implémentation des deux modèles d'auto-apprentissage, en particulier leur adéquation avec la théorie d'auto-apprentissage (Share, 1995) et avec certaines

études comportementales. Cette analyse sera découpée en plusieurs thématiques. En fonction de la divergence d'implémentation des deux modèles dans chaque thématique, l'analyse sera conjointe ou au contraire séparée.

Un apprentissage en « tout ou rien » La théorie d'auto-apprentissage est basée sur l'item : elle postule que grâce à l'apprentissage orthographique, la lecture d'un mot en particulier est de plus en plus fluide au fur et à mesure des expositions répétées à ce mot (Share, 1999). Ainsi, un mot ne passerait pas du statut de « nouveau mot » à « mot connu » après une exposition unique, mais les représentations ainsi formées se renforceraient au cours des expositions (Share, 1999). Pour appuyer cette hypothèse, des études montrent que même si l'apprentissage orthographique peut avoir lieu après seulement une exposition à un nouveau mot, et ce, dès le plus jeune âge, les scores dans les mesures d'apprentissage orthographique progressent encore après plusieurs expositions (Share & Shalev, 2004). De plus, des études montrent que, chez le lecteur expert, l'apprentissage d'un item est graduel, c'est-à-dire que les temps de traitement diminuent graduellement au cours des expositions (Ginestet, Valdois, Diard, & Bosse, 2020; Joseph et al., 2014).

Or, les deux modèles computationnels d'auto-apprentissage, PDST-CDP++ et ST-DRC, font l'hypothèse que l'apprentissage d'une trace orthographique fonctionne en tout ou rien : une fois la forme orthographique stockée, son contenu ne sera pas amené à évoluer au cours des expositions suivantes. Par ailleurs, l'effet graduel des expositions à un nouveau mot est également lié à la fréquence des expositions à ce mot. Sur ce point, les deux modèles divergent : d'une part, le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) assigne une valeur fixe de fréquence (le logarithme de la fréquence orale) à une trace orthographique au moment de sa création, il fonctionne donc également en tout ou rien au niveau de la fréquence ; d'autre part, le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018) est plus en adéquation avec la théorie d'auto-apprentissage et les données comportementales sur ce point, car la fréquence du mot est incrémentée à chaque nouvelle exposition à un mot. Ainsi, même si la forme orthographique stockée n'évolue pas avec les expositions, le traitement du stimulus, lui, est facilité au fur et à mesure des expositions. Cependant, un système qui est graduel sur les deux niveaux semblerait plus réaliste.

Des traitements visuels minoritaires La théorie d'auto-apprentissage se concentre sur l'apprentissage de nouveaux mots et de mots peu fréquents, pour lesquels il est admis que le traitement se fait par sous-portions. Elle avance que les traitements visuels et orthographiques seraient secondaires, contrairement aux traitements phonologiques qui eux, seraient primaires (Share, 1995). Cela explique le choix terminologique de « décodage phonologique », qui met en avant les mécanismes phonologiques dans la traduction d'unités orthographiques en unités phonologiques. Pourtant, de nombreuses études tendent à montrer le rôle prépondérant joué par les traitements visuels en lecture : pouvoir traiter un mot globalement semble notamment être essentiel pour l'apprentissage orthographique (Bosse et al., 2015). Certains dyslexiques n'ont pas de trouble phonologique et présentent un déficit visuo-attentionnel, qui n'est pas de nature phonologique (Bosse, Tainturier, & Valdois, 2007; Zoubrinetzky, Bielle, & Valdois, 2014). De même, plusieurs études montrent que des capacités réduites ou déficitaires d'attention visuelle impactent la vitesse de lecture (Bosse et al., 2007; Lobier, Dubois, & Valdois, 2013), la connaissance de l'orthographe des mots (Niolaiki et al., 2020) et l'apprentissage orthographique (Marinelli, Zoccolotti, & Romani, 2020), indépendamment du niveau de compétences phonologiques. Les résultats de ces études suggèrent que les traitements visuo-attentionnels sont impliqués dans l'apprentissage de la lecture. D'ailleurs, même les modèles double-voie postulent que la première étape du décodage est de nature orthographique puisqu'elle consiste à identifier les graphèmes au sein de la séquence de lettres du mot. Les tenants de cette approche conviennent que des traitements visuo-attentionnels sont impliqués dans la segmentation

graphémique, mais sans les spécifier ni les implémenter dans les modèles computationnels (Perry, Ziegler, & Zorzi, 2013).

Le terme de « décodage phonologique » semble donc discutable puisqu'il tend à occulter l'importance des traitements non-phonologiques. Ainsi, pour décrire le traitement des nouveaux mots en sous-unités, visant à traduire des unités orthographiques en unités phonologiques, nous utilisons l'expression « traitement analytique » plutôt que « décodage phonologique ». Cette expression reste neutre et ne fait aucune hypothèse sur les mécanismes en jeu lors du traitement des nouveaux mots. L'expression « décodage phonologique » sera quant à elle réservée au traitement analytique de la théorie d'auto-apprentissage et des modèles double-voie. De plus, pour des raisons de fluidité, nous utiliserons généralement l'expression « le traitement des nouveaux mots » pour remplacer « le traitement analytique des nouveaux mots et des mots peu fréquents ».

Pour en revenir aux traitements visuels, les auteurs des deux modèles implémentant l'auto-apprentissage suivent la position de Share (1995) et ne s'attardent pas sur l'implémentation des traitements visuo-attentionnels. Les auteurs du modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018) mentionnent que les traitements visuo-attentionnels jouent un rôle en lecture, mais qu'ils ne sont pas leur objet d'étude. Les auteurs du modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) suggèrent eux, en accord avec l'hypothèse de Share (1995), que les traitements visuels en lecture sont secondaires. Pour appuyer cette hypothèse, ils étudient l'impact d'un déficit visuel sur l'apprentissage de la lecture et cherchent à le comparer avec un déficit phonologique (Ziegler et al., 2014). Dans cette étude, le déficit visuel implémenté consiste à altérer l'encodage positionnel des lettres de la séquence à lire, c'est-à-dire inverser l'ordre des lettres du mot (par exemple, « abllon » pour « ballon »). Les phénomènes visuels tels que l'acuité, les effets d'interférence entre lettres voisines ou l'attention visuelle ne sont pas implémentés. Les simulations montrent que l'inversion de deux lettres adjacentes lors de l'apprentissage a des conséquences moins fortes sur l'apprentissage qu'un déficit phonologique. Notons toutefois que d'une part, ce « déficit visuel » nous semble peu plausible et que, d'autre part, l'impact du paramètre de déficit visuel a été testé sur un intervalle plus faible que celui utilisé pour le paramètre de déficit phonologique, sans que cela ne soit justifié.

La connaissance de la forme orale du mot Dans la théorie d'auto-apprentissage, il n'est fait aucune mention explicite de la nécessité de connaître un mot à l'oral pour l'apprendre, mais l'identification du stimulus à partir du décodage phonologique est mentionnée comme étape importante. Dans les études comportementales d'auto-apprentissage menées avec des enfants, les stimuli sont essentiellement des pseudo-mots, donc ce sont des stimuli rencontrés visuellement que les enfants n'ont jamais entendus préalablement (Share & Shalev, 2004). Ces études montrent qu'il est possible d'apprendre de manière incidente des mots totalement nouveaux, dont la forme orale n'est pas préalablement connue. D'ailleurs, un enfant qui apprend à lire accroît considérablement son vocabulaire oral lors de l'exposition à de nouveaux mots écrits (D. Duff, Tomblin, & Catts, 2015).

Contrairement à cette idée, il n'est possible pour aucun des deux modèles computationnels d'auto-apprentissage d'apprendre un mot absent du lexique phonologique, car le stimulus présenté visuellement en entrée doit systématiquement être associé à une forme phonologique existante pour que l'apprentissage se déclenche. Dans le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014), la chaîne de lettres présentée ne peut être associée qu'avec la forme phonologique qui lui correspond, et cette association a lieu seulement si l'activation de cette forme phonologique est supérieure à un certain seuil. La présence du stimulus dans le lexique phonologique est donc nécessaire pour apprendre son orthographe. Dans le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018), la chaîne de lettres présentée peut être associée avec une forme phonologique si l'activation de cette dernière dépasse le seuil de détection phonologique. Ces deux modèles ne peuvent donc pas simuler l'apprentissage de pseudo-mots. Ils ne peuvent pas non plus comparer un apprentissage avec et sans connaissance de la forme orale du

mot. En particulier, aucun mécanisme n'a été proposé pour expliquer comment la connaissance de la forme oral d'un mot peut soutenir l'apprentissage de son orthographe. Cette question n'est pas abordée par la théorie d'auto-apprentissage, mais de nombreuses études comportementales s'y sont intéressées (Murray et al., 2022; Ricketts, Nation, & Bishop, 2007; Tunmer & Chapman, 2012). Les hypothèses faites sur le sujet seront abordées ultérieurement (section 2.4).

La nature des éléments contextuels La théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que le contexte oriente la lecture des nouveaux mots, en particulier lorsque le décodage phonologique est partiellement correct. Au sein de cette théorie, le contexte est défini comme l'ensemble des éléments syntaxiques, sémantiques et pragmatiques du texte entourant le mot à apprendre (Share, 1995). Ces éléments fournissent une information ambiguë, dans le sens où plusieurs candidats sont activés, généralement sémantiquement proches mais lexicalement distincts. Cependant, elle ne permet pas d'identifier précisément l'item lexical recherché (Finn, 1977; Gough et al., 1983; Share, 1995). Comme la situation par excellence de l'auto-apprentissage est une situation de lecture personnelle, sans signal externe de justesse ou validation, l'ambiguïté des éléments contextuels n'est pas un frein insurmontable à son objectif qui est la compréhension. Cependant, elle peut être un frein à l'apprentissage de nouvelles formes orthographiques. Ce contexte est également peu fiable, c'est-à-dire que le sens du mot n'est pas toujours prévisible, car par nature un texte n'est pas totalement redondant (Share, 1995). Les éléments contextuels ne permettent donc pas de dériver un sens de manière certaine.

Pour résumer ces deux idées, les éléments contextuels décrits par la théorie d'auto-apprentissage 1) aiguillent la lecture vers un ensemble de mots plausibles, sans favoriser un item lexical en particulier et 2) suggèrent plutôt que contraignent, c'est-à-dire que les possibilités d'apprentissage ne sont pas restreintes aux mots suggérés par les indices contextuels.

Le contexte implémenté dans le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) ne vérifie aucune de ces deux conditions : certes, le contexte seul ne permet pas d'apprendre des nouveaux mots, puisqu'il ne fournit pas systématiquement l'identité du stimulus. Cependant, après le décodage phonologique d'un nouveau mot, un feedback est donné sur l'identité du stimulus. Ce feedback est d'une nature différente selon l'activation du stimulus, mais dans tous les cas il contraint complètement le comportement du modèle. En effet, si la forme phonologique du nouveau mot présenté au modèle est suffisamment activée pour faire partie de la cohorte de candidats, alors elle est automatiquement choisie, sans aucune possibilité d'erreur. Dans ce cas-là, le contexte permet de favoriser un unique item, et contraint entièrement le comportement du modèle : ce dernier ne peut ni bloquer l'apprentissage, ni se tromper d'item à apprendre. En revanche, si le mot à apprendre ne se trouve pas dans la cohorte de candidats, l'apprentissage est bloqué et les autres candidats sont automatiquement tous rejetés. Ici aussi, aucun autre item que le mot à apprendre n'est favorisé par le contexte puisqu'aucun candidat de la cohorte ne peut être choisi. Le contexte contraint complètement le comportement du modèle en bloquant l'apprentissage d'un mot de la cohorte. Pour résumer, dans ces deux situations, le contexte contraint totalement le comportement du modèle en ne rendant possible que l'apprentissage du mot à apprendre.

Ces deux cas de figure illustrent le fait que mis à part le mot à apprendre, le contenu de la cohorte n'a aucune incidence sur le comportement du modèle, la seule information déterminante étant l'activation du mot à apprendre. L'existence de cette cohorte de mots n'est donc pas réellement utilisée dans le modèle. Le contexte ainsi implémenté ne laisse aucune marge de manœuvre au modèle en termes de prise de décision. C'est comme si un « enseignant externe » était là pour indiquer au modèle quel comportement adopter : apprendre un mot et lequel, ou bien ne pas apprendre. Cependant, nous pouvons noter une différence dans la nature du feedback qui est fourni : dans le premier cas, l'identité du stimulus est donnée par le contexte, le feedback peut donc être qualifié de « signal d'identification » ; dans le deuxième cas, la seule information fournie concerne la correction de la

tâche, le feedback peut donc être qualifié de « signal de justesse ».

Aucun de ces deux types de signaux n'est envisagé par la théorie d'auto-apprentissage. Notons toutefois que dans le cadre du développement de ce modèle, la notion de contexte a été redéfinie (Ziegler et al., 2014). La définition proposée inclut le feedback de l'enseignant comme élément contextuel, en plus de tous les éléments déjà répertoriés dans la théorie d'auto-apprentissage. Cet apprentissage se démarque donc explicitement de la théorie d'auto-apprentissage. En particulier, il n'est plus implicite, puisque le feedback de l'enseignant ramène la notion d'apprentissage explicite au centre de la lecture. Cependant, la notion qui paraît importante ici n'est pas tellement le côté implicite de l'apprentissage (c'est-à-dire l'absence de prise de conscience explicite), mais plutôt le fait que le signal fourni par l'enseignant est non-ambigu. Il serait donc plus pertinent de s'intéresser à la notion de supervision. Nous dirons que l'apprentissage est « supervisé » lorsque les signaux d'identification ou de justesse sont non-ambigus, qu'il est « faiblement supervisé » si ces signaux fournissent des informations ambiguës, et enfin qu'il est « non-supervisé » si aucun de ces deux types de signaux n'est présent.

Pour se rapprocher d'une situation d'apprentissage faiblement supervisée, il faudrait que le contexte contraigne moins le comportement du modèle, notamment en laissant ce dernier faire des erreurs. Lorsque le mot à apprendre ne fait pas partie de la cohorte de candidats, il serait envisageable qu'aucun signal de justesse ne vienne bloquer l'apprentissage. Il serait alors naturel de laisser le modèle se tromper et apprendre un mot de la cohorte. Ainsi, ces erreurs découleraient naturellement du décodage phonologique du modèle. Contrairement à cette idée, une simulation faite avec le modèle aborde la question des erreurs d'apprentissage (Ziegler et al., 2014), sans faire émerger les erreurs à partir du décodage phonologique du modèle, mais en les faisant intervenir de manière ad hoc : une erreur a une certaine probabilité p de se produire, peu importe la similarité du résultat du décodage phonologique avec la forme phonologique du mot en question. Deux comportements face à cette erreur sont alors proposés et simulés. Dans une première simulation, l'apprentissage est bloqué en cas d'erreur. Dans ce cas-là, un signal extérieur de justesse est nécessaire pour indiquer qu'une erreur a été faite, et le comportement du modèle est encore contraint par ce signal de justesse. Dans une seconde simulation, un mot incorrect est utilisé pour entraîner le réseau TLA, mais aucune connexion n'est créée dans la voie lexicale. Dans les deux cas, le comportement du modèle n'est pas le même, selon que le modèle fasse ou non une erreur. Pour que le modèle puisse adapter son comportement en présence d'une erreur, il faut nécessairement supposer qu'une information extérieure lui a été fournie, un signal de justesse en l'occurrence. Ainsi, les erreurs simulées au cours de cette simulation ne permettent pas au modèle PDST-CDP++ de se rapprocher des situations d'apprentissage non supervisées envisagées par la théorie d'auto-apprentissage.

Contrairement au modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014), le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018) implémente un contexte qui favorise indifféremment plusieurs items lexicaux, et laisse la prise de décision au modèle. En effet, le contexte est implémenté sous forme d'une activation supplémentaire pour les mots en faisant partie, et donc tous les mots du contexte sont favorisés de la même manière. De plus, l'apprentissage subséquent n'est pas contraint par le contexte, mais défini par la valeur d'activation des mots du lexique : il a lieu si un mot dépasse le seuil d'activation, que le contexte ait aidé ou non à dépasser ce seuil. Ainsi, en recevant seulement un signal d'identification partiel, il reste de l'incertitude sur le comportement que le modèle va adopter et les erreurs d'apprentissage sont donc possibles. Cette implémentation du contexte est plus proche de la théorie d'auto-apprentissage, et est cohérente pour simuler une situation d'apprentissage semi-supervisé. Cependant, les simulations montrent que l'apprentissage de mots réguliers peut s'en trouver en moyenne dégradé sur l'ensemble des mots, notamment lorsque le contexte est fort. Ce dernier point n'est pas prédit par la théorie d'auto-apprentissage. De plus, lorsque le contexte est ambigu (à partir de 3 mots dans le contexte), une faible proportion des mots irréguliers est correctement apprise

par le modèle, en particulier lorsque la force du contexte est telle qu'elle ne dégrade pas l'apprentissage des mots réguliers. Il semblerait donc qu'un faible intervalle de valeurs permette de valider l'hypothèse du décodage partiel de Share (1995) en améliorant effectivement la proportion de mots correctement appris.

Les éléments présentés jusqu'ici concernent l'effet qu'a le contexte sur l'acquisition de nouvelles formes orthographiques. Une autre question importante concerne les mécanismes cognitifs impliqués dans cet effet. La théorie d'auto-apprentissage ne fait aucune hypothèse sur le sujet, puisque les éléments proposés sont uniquement descriptifs, mais pas explicatifs. Les deux modèles d'auto-apprentissage ont donc dû spécifier eux-mêmes les mécanismes contextuels. Dans le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014), aucun mécanisme n'est spécifié, puisque le contexte permet de prendre les décisions, mais aucun détail n'est donné sur la façon dont ces décisions sont prises. Ils simulent le résultat de l'effet que pourraient avoir des mécanismes contextuels spécifiés, mais ils ne les modélisent pas. De plus, comme les informations fournies sont de nature variée (signaux de justesse ou d'identification), il est possible qu'aucun mécanisme simple ne puisse gérer à lui-seul ces différentes décisions. Dans le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018), le mécanisme est spécifié plus finement, puisque le contexte est modélisé par une activation supplémentaire pour les mots en faisant partie : il s'agit donc d'un unique signal partiel d'identification. Cependant, comme l'apprentissage de mots réguliers peut être dégradé par le contexte, de nouvelles simulations seraient nécessaires pour étudier de manière plus approfondie l'effet du contexte. De nombreuses études comportementales se sont intéressées à cette question, elles seront présentées section 2.4.

Les mécanismes de traitement des nouveaux mots Il est généralement admis que les mots connus sont reconnus d'emblée alors que les nouveaux mots ou les mots peu fréquents nécessitent un traitement en sous-portions, que nous appellerons traitement analytique. Les deux modèles computationnels d'auto-apprentissage postulent que ce traitement en sous-portions se fait en deux étapes : le découpage du mot en graphèmes, puis l'association d'un phonème à chaque graphème du mot. L'association entre les graphèmes et les phonèmes est au cœur de l'apprentissage dans les deux modèles : elle se fait à l'aide d'un réseau associatif dans le modèle ST-DRC (Ziegler et al., 2014), à l'aide de règles de conversion dans le modèle PDST-CDP++ (Pritchard et al., 2018). Cependant, dans les deux modèles, la première étape de segmentation du stimulus en graphèmes est à peine mentionnée : elle ne fait pas l'objet d'un apprentissage et est supposée parfaite dès le début de l'apprentissage. Dans les deux modèles, un graphème est une lettre ou un ensemble de lettres correspondant à un unique phonème. Ainsi, comme les graphèmes sont phonologiquement contraints, ils ne peuvent pas être appris à partir de simples régularités orthographiques (Perry et al., 2013), et il est donc peu plausible que la segmentation graphémique soit parfaitement acquise avant le début de l'apprentissage de la lecture.

Coltheart, Besner, Jonasson, and Davelaar (1979) affirment qu'aucune procédure ne peut segmenter correctement un lexique entier à partir de la simple séquence de lettres : elle doit nécessairement opérer par référence à un lexique. Certes, dans certains cas, le contexte intra-mot (consonantique ou vocalique) peut aider : par exemple, en français, le fait que « on » soit un graphème dans le mot « son » mais pas dans le mot « sonate » est prévisible en prenant en compte le contexte intra-mot. Cependant, dans d'autres cas, ce sont plutôt des indices morphologiques qui vont aider à segmenter le mot : par exemple, en anglais, le digraphe « ea » constitue généralement un seul graphème, comme dans le mot « reach ». Dans le mot « react » en revanche, ce digraphe correspond à deux graphèmes, alors qu'aucune différence orthographique, comme le contexte consonantique, n'aurait pu le prévoir. Ainsi, il semblerait que la segmentation en graphèmes repose sur des informations contextuelles de nature variée et plus larges que le graphème. De plus, en anglais, certains mots ont une segmentation graphémique irrégulière, c'est-à-dire qu'elle ne peut pas être extraite sans référence au lexique. On

peut donc en déduire que l'étape de segmentation n'est pas secondaire par rapport à l'étape de mise en correspondance des graphèmes et des phonèmes. Si la segmentation graphémique est supposée acquise d'emblée par les modèles, le fonctionnement du traitement des nouveaux mots ne peut être que partiellement étudié. L'apprentissage de la segmentation graphémique a par ailleurs été simulé au sein des modèles double-voie, mais à travers l'instruction explicite de la segmentation graphémique de 60 761 mots (Perry et al., 2013). Pour montrer qu'un mécanisme de traitement analytique fondé sur la segmentation graphémique est plausible dès le début de l'apprentissage de la lecture, il serait nécessaire de simuler son apprentissage de manière réaliste, c'est-à-dire soit de manière implicite, soit de manière explicite mais sur un nombre raisonnable de mots (quelques centaines au plus). Par ailleurs, l'absence d'hypothèses claires sur la façon dont s'acquièrent les capacités de segmentation graphémique nous conduit à nous interroger sur la pertinence du graphème comme unité du traitement analytique par excellence. Cette question a suscité un vaste débat, qui sera détaillé section 2.2.

Si le statut du graphème est discuté, il paraît nécessaire d'évaluer également l'hypothèse selon laquelle le traitement des nouveaux mots se fait par association entre des graphèmes et des phonèmes. Certes, l'apprentissage de la lecture démarre effectivement en salle de classe avec l'instruction explicite de quelques correspondances graphèmes-phonèmes simples. Ce sont d'abord des correspondances entre lettres et sons non contextualisées qui sont apprises (Castles et al., 2018; Share, 1995; Tunmer & Chapman, 2012). Par la suite, l'instruction explicite se poursuit généralement avec l'instruction de règles de conversion graphèmes-phonèmes plus complexes, impliquant notamment des graphèmes complexes (comportant plusieurs lettres) ou parfois des éléments de contexte (« g » se prononce /ʒ/ avant un « i ») (Castles et al., 2018; Treiman, 2017). L'hypothèse selon laquelle le traitement des nouveaux mots se fait par application de correspondances graphèmes-phonèmes semble donc plausible. Cependant, il est désormais largement admis que l'essentiel des connaissances utilisées en lecture chez le lecteur expert sont acquises de manière implicite (Bryant, 2002; Nagy, Herman, & Anderson, 1985; Snow et al., 2005; Venezky, 1999). Il est donc légitime de se demander si ces connaissances développées implicitement sont de même nature que celles apprises explicitement : il est possible que le lecteur continue à utiliser les mêmes connaissances sous forme de règles même à l'âge adulte, mais les complète et les précise de manière implicite. A contrario, un autre mécanisme, fondé sur des connaissances différentes, pourrait se développer spontanément, pour cohabiter ou remplacer le mécanisme appris explicitement. Cette question a été très étudiée, le contenu de ces études sera détaillé dans une prochaine section 2.3

Bilan de l'analyse critique Les points discutés dans cette section ont permis de mettre en lumière des différences majeures entre la théorie d'auto-apprentissage de Share (1995) et les modèles computationnels d'auto-apprentissage (Perry et al., 2019; Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014). De plus, certaines hypothèses faites par ces modèles sont encore débattues. Nous discutons trois d'entre elles dans les sections suivantes : 1) le fait que le décodage phonologique repose sur la segmentation d'un stimulus en graphèmes, puis la traduction de ces graphèmes en phonèmes (voir section 2.2), 2) le fait que le traitement des nouveaux mots repose sur un ensemble de connaissances indépendantes des connaissances lexicales (voir section 2.3) et 3) le fait que la forme orale d'un mot soit indispensable pour apprendre son orthographe (voir section 2.4).

2.2 Les unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots

L'idée que le graphème serait l'unité privilégiée pour le traitement des nouveaux mots est aujourd'hui extrêmement répandue (Chetail, 2020) : d'après (Castles et al., 2018),

« Alphabetic decoding is a process of mapping graphemes onto phonemes » (Castles et al., 2018, p. 17).

C'est notamment l'unité orthographique utilisée pour le traitement des nouveaux mots dans les modèles double-voie. Le traitement analytique est alors systématiquement appelé « décodage ».

Dans cette partie, nous verrons que la notion même de graphème est encore largement discutée théoriquement en linguistique (Meletis, 2019), et que sa pertinence comme unité descriptive des relations entre l'écrit et l'oral est discutable. De plus, nous présenterons des arguments empiriques remettant en cause sa pertinence comme unité perceptive du traitement des nouveaux mots (Chetail, 2020). Nous verrons que face à ces critiques, d'autres unités de traitement ont été proposées, comme par exemple la syllabe (Doignon-Camus & Zagar, 2014; Ziegler & Goswami, 2005). Enfin, des théories récentes soutiennent plutôt l'idée que le traitement des nouveaux mots pourrait reposer sur des unités de taille variable, non spécifiées préalablement (Lallier & Carreiras, 2018; Ziegler & Goswami, 2005).

2.2.1 La notion de graphème en linguistique

Dans cette partie, nous verrons que la définition linguistique du graphème comme unité visuelle fonctionnelle minimale de l'écrit est sujette à débat, avec deux visions qui s'opposent : une vision référentielle du graphème et une vision analogique du graphème. Les modèles double-voie prennent position dans ce débat et adoptent une vision référentielle du graphème : le graphème serait l'ensemble de lettres correspondant à un phonème dans un mot. Nous montrerons que la description des relations entre l'écrit et l'oral en termes de relations entre des graphèmes référentiels et des phonèmes est très incomplète, ce qui limite a priori la plausibilité cognitive d'un mécanisme de traitement des nouveaux mots fondé sur des conversions graphèmes-phonèmes. Cependant, cette hypothèse nécessite des preuves empiriques.

Le graphème comme unité fonctionnelle minimale Tout d'abord, malgré le fait que ce concept soit central en grapholinguistique, il n'y a, aujourd'hui encore, aucun consensus sur la définition du graphème (Henderson, 1985; Meletis, 2019). Deux visions principales s'affrontent pour définir quelle est l'unité de base fonctionnelle de l'écrit, que l'on appellera le graphème (Meletis, 2019). La première est une vision référentielle, qui envisage l'écrit comme n'étant, finalement, qu'une notation pour représenter l'oral. Le graphème est alors défini comme l'unité orthographique correspondant au phonème. La seconde est une vision analogique, qui envisage l'écrit comme une modalité langagière relativement indépendante de l'oral. Le graphème y est alors défini comme l'unité fonctionnelle la plus petite de l'écriture qui soit lexicalement distinctive, indépendamment de sa relation avec les phonèmes. De manière analogue à la méthodologie utilisée pour définir un phonème, la condition pour être un graphème dans la vision analogique est l'existence d'une paire minimale créant une distinction de sens. Par exemple en allemand, les mots « *fiel* » (il sentit) et « *viel* » (beaucoup) identifient les lettres « *f* » et « *v* » comme deux graphèmes distincts car ils forment une paire minimale distinguant le sens de deux mots. Cette distinction de sens ne s'accompagne pas nécessairement d'une distinction phonologique, puisque ces deux mots se prononcent de la même manière en allemand (/fi:l/).

Pour résumer, la distinction essentielle entre ces deux visions est la modalité à laquelle se rapporte le graphème : pour la vision référentielle, il s'agit de la modalité phonologique ; pour la vision analogique, il s'agit de la modalité orthographique. Ainsi, dans une vision référentielle, il n'est pas possible d'envisager une unité visuelle fonctionnelle plus petite que le graphème, même lorsque ce dernier est constitué de trois lettres, car une composante plus petite que le graphème ne se rapporte à aucun son. Certains linguistes s'opposent à cette idée, en ne niant pas l'existence même du graphème référentiel, mais en rejetant son utilité et son universalité pour décrire les langues. En revanche, la notion de lettre semble être plus générale, et serait suffisante pour la description des systèmes alphabétiques, même si elle n'est pas toujours une unité fonctionnelle (Neef, 2011). La lettre a ainsi été proposée comme unité visuelle minimale. Son pouvoir descriptif rendrait la notion de graphème superflue (Neef, 2011).

De manière plus drastique, certains linguistes proposent d'abandonner complètement la notion de graphème (Daniels, 2017). Ce rejet se fait principalement pour deux raisons : non seulement le débat sur l'unité fonctionnelle de base de l'écrit persiste dans les systèmes d'écriture alphabétique, mais en plus le concept de graphème ne peut pas s'appliquer à l'ensemble des systèmes d'écriture. Comme le concept de graphème a notamment été formalisé pour pouvoir comparer différents systèmes d'écriture grâce à un concept général, l'objectif ne semble pas rempli (Meletis, 2019). En conséquence, les mécanismes cognitifs généraux de la lecture, qui devraient s'appliquer à l'ensemble des langues, ne peuvent pas être décrits à partir des graphèmes qui, eux, sont spécifiques aux langues alphabétiques.

La pertinence descriptive du graphème référentiel Nous venons de voir qu'il est difficile de s'accorder sur une définition précise du graphème comme unité minimale fonctionnelle de l'écrit en linguistique. Dans le champ de la modélisation de la lecture, le parti pris est celui de ne pas rentrer dans ce débat (Meletis, 2019). Dans les modèles double-voie de lecture, les conversions graphèmes-phonèmes reposent généralement sur une définition référentielle du graphème (Coltheart et al., 2001), mais la distinction terminologique entre les deux visions est rarement faite (Meletis, 2019). Dans la suite de ce document, nous désignerons simplement par « graphème » le graphème référentiel.

Quelle est donc la pertinence descriptive du graphème ? D'après Henderson (1985), la manière référentielle de définir le graphème est largement arbitraire, car il n'existe aucun critère objectif pour valider une potentielle décomposition d'un mot en graphèmes. Pourtant, ce côté arbitraire est rarement mentionné par ceux qui l'utilisent :

« The Sense 2 definition [the referential one] treats grapheme-phoneme correspondences (GPCs) as if they lie there in the language awaiting discovery » (Henderson, 1985, p.145).

Certes, pour un mot considéré comme régulier en langue anglaise, comme le mot « eat », il est naturel de considérer que ce mot est constitué des deux graphèmes, « ea » et « t », étant donné la prévisibilité des relations entre lettres et sons en anglais. En revanche, pour un mot dont la prononciation est considérée de manière consensuelle comme non prévisible par son orthographe, comme le mot « yacht », proposer « ach » comme le graphème correspondant à la voyelle n'est qu'une possibilité parmi d'autres. Par exemple, « cht » pourrait tout aussi bien être le graphème correspondant à la consonne /t/.

De manière plus générale, en définissant les graphèmes à partir de mots dont la prononciation n'est pas toujours prévisible à partir de leur orthographe, la liste des graphèmes du lexique contient un grand nombre de graphèmes extrêmement peu fréquents et très longs (comme « ach »), dont le lien avec un phonème est spécifiquement lié à un mot en particulier (« yacht ») : dans le lexique

français Lexique Infra (Gimenes, Perret, & New, 2020), 43 % des graphèmes définis apparaissent au total dans seulement 0,15 % des mots. Dès lors, il semble déraisonnable de penser que ces graphèmes ne soient pas arbitraires plutôt que perceptivement saillants. Par ailleurs, prenons le mot anglais « quit », prononcé /kwit/. La prononciation de ce mot est prévisible par son orthographe, notamment parce que le digraphe « qu » se prononce classiquement /kw/. Cependant, sa décomposition en graphèmes est arbitraire, car l'assignation des deux lettres du digraphe « qu » aux deux sons /kw/ n'a pas de solution évidente (Haas, 1970). Ici encore, le graphème ne semble pas être l'unité pertinente pour décrire les relations entre l'orthographe et la prononciation du mot (Haas, 1970). Ainsi, la vision référentielle du graphème nous amène à définir un grand nombre de graphèmes et de correspondances graphèmes-phonèmes de manière arbitraire, ce qui limite la pertinence descriptive de la notion même de graphème (Henderson, 1985).

De plus, en utilisant seulement le graphème comme unité descriptive des liens entre l'écrit et l'oral, la description n'est pas seulement arbitraire, mais également très incomplète. Par exemple, en anglais, 38,9 % des graphèmes sont inconsistants, c'est-à-dire qu'ils peuvent correspondre à plusieurs phonèmes (Vousden, 2008). Il en résulte que même en connaissant la segmentation graphémique d'un mot (ce qui n'est pas une chose aisée), il reste de l'incertitude sur sa prononciation. Cette incertitude peut être réduite en prenant en compte des éléments de contexte intra-mot : par exemple, l'inconsistance d'une voyelle peut être diminuée en prenant en compte la rime orthographique (Kessler & Treiman, 2001) ou la consonne précédente (Bernstein & Treiman, 2004). Il en résulte que, pour traiter correctement des nouveaux mots, il est nécessaire de prendre en compte des éléments plus larges que le graphème, comme par exemple la rime ou la syllabe (Treiman, 2017).

Implications pour le développement des modèles d'apprentissage Donc, si la description des relations entre l'écrit et l'oral en termes de graphèmes est incomplète, alors un modèle utilisant uniquement cette description pour décrire les mécanismes de traitement des nouveaux mots ne peut pas proposer une description fine de ces mécanismes. Contrairement aux tout premiers modèles double-voie, qui n'intégraient pas d'éléments de contexte (Barry, 1994), les dernières versions intègrent effectivement des éléments de contexte (Houghton & Zorzi, 2003; Pritchard et al., 2018), en formulant par exemple des règles du type : (en anglais) un « u » après un « q » se prononce /w/. Cependant, comme le font remarquer Kay and Marcel (1981), si les systèmes de correspondances graphèmes-phonèmes se mettent à intégrer un grand nombre de patterns plus larges que le graphème, ce système aura tendance à se complexifier, car la multiplication du nombre de règles enlève au système de règles sa propriété de résumer le lexique.

De plus, comme le fait remarquer Treiman (2017), ces descriptions restent toujours incomplètes, et de nombreux patterns, notamment orthographiques, ne sont pas capturés par les modèles de correspondances graphèmes-phonèmes contextuels. Par exemple, Treiman and Kessler (2016) montrent que le modèle de Houghton and Zorzi (2003) ne parvient pas à capturer la tendance à doubler plus souvent une consonne après une voyelle s'écrivant à l'aide d'une seule lettre qu'après une voyelle s'écrivant avec plusieurs lettres. Les exemples de ce style sont nombreux. Cognitivement, la complexité et le manque de finesse descriptive enlèvent de la plausibilité à ce système de règles : lorsque la masse de connaissances à apprendre est trop importante, l'apprentissage explicite est compromis, comme le souligne Share (1995).

2.2.2 L'unité perceptive la plus saillante du traitement des nouveaux mots

Dans la partie précédente, nous avons vu que la description des relations entre l'écrit et l'oral en termes de graphèmes était limitée. Cependant, la pertinence descriptive en linguistique ne nous ren-

seigne pas directement sur la plausibilité du graphème comme unité perceptive du traitement des nouveaux mots. Cette question est centrale, car elle peut directement nous renseigner sur les mécanismes impliqués dans le traitement des nouveaux mots. Une unité perceptive est définie comme un élément pour lequel un détecteur existe dans la hiérarchie des unités menant à l'activation de formes orthographiques lexicales (Chetail, 2014, 2020; Lupker, Acha, Davis, & Perea, 2012). Une unité perceptive peut être définie par des contraintes linguistiques (comme pour les graphèmes, syllabes orthographiques, rimes) ou orthographiques (comme les bigrammes). Dans cette partie, nous verrons que la saillance perceptive du graphème est aujourd'hui remise en cause, et que d'autres unités ont été proposées, comme par exemple la syllabe ou la rime.

Pertinence descriptive et plausibilité cognitive Selon Glushko (1979), il existe une confusion entre la description linguistique des relations entre l'écrit et l'oral d'une part, et les connaissances de ces relations par le lecteur. Même si l'on admet qu'une description fondée sur le graphème est pertinente pour résumer les relations entre l'écrit et l'oral, cela n'implique pas que le lecteur utilise des connaissances sur les relations entre les graphèmes et les phonèmes pour lire des nouveaux mots. En revanche, si cette description n'est pas suffisante pour décrire les relations entre l'écrit et l'oral, il est peu vraisemblable qu'un lecteur lise des nouveaux mots principalement par ce biais. Pourtant, l'hypothèse centrale des modèles double-voie est que cette description sous forme de règles reflète les connaissances qu'a un lecteur de sa langue :

« the central dogma (of Dual Route models) reflects a strongly held intuition about the nature of human knowledge and the behaviors it supports, namely that they are rule-governed » (Seidenberg, 2012, p. 197).

Cette hypothèse est d'ailleurs utilisée comme axiomatique de base, et non pas comme une hypothèse nécessitant une remise en cause permanente. L'hypothèse selon laquelle les règles de conversion graphèmes-phonèmes ont une réalité psychologique conduit à l'hypothèse d'une distinction psychologique entre les mots réguliers (qui se conforment aux règles) et les mots irréguliers (qui ne s'y conforment pas) (Mason, 1978).

Glushko (1979) critique le manque de fondements de cette hypothèse, et va plus loin en formulant l'hypothèse qu'il n'y a pas nécessairement de lien entre la description linguistique des régularités orthographiques et phonologiques, et les représentations inférées par un lecteur : même si les règles permettaient de décrire parfaitement le système, leur côté arbitraire les rendrait cognitivement peu plausibles. Rappelons que l'essentiel des connaissances d'un lecteur sur les relations entre l'orthographe et la phonologie sont acquises implicitement (Tunmer & Chapman, 2012), et que s'il lit des nouveaux mots par application de règles de conversion graphèmes-phonèmes, alors il devra inférer de lui-même quelles règles lient les graphèmes et les phonèmes. Selon Venezky (1967), il serait extrêmement improbable qu'un lecteur infère les mêmes règles que celles utilisées en linguistique pour décrire le système. Comme un mot n'est pas a priori régulier ou irrégulier, bâtir un système de règles à partir d'un mélange de mots respectant et ne respectant pas ces règles semble très difficile, et les possibilités sont multiples. Ce travail serait plus celui d'un linguiste que celui d'un enfant (Venezky, 1967).

Le graphème, une unité perceptive du traitement des nouveaux mots? Ainsi, il paraît indispensable d'évaluer empiriquement la saillance perceptive du graphème (Chetail, 2020). Cette question peut nous renseigner sur les mécanismes en jeu lors du traitement des nouveaux mots. En effet, il est difficile de montrer qu'un lecteur s'appuie sur des connaissances sur les relations entre graphèmes et phonèmes pour lire des nouveaux mots. Certes, les données montrent que lorsqu'un lecteur est face à une tâche de lecture de pseudo-mots, la prononciation produite est généralement

cohérente avec celle qui serait obtenue par application de règles de conversion graphèmes-phonèmes (Brown & Deavers, 1999; Coltheart et al., 1979; Sprenger-Charolles, Colé, Béchenec, & Kipffer-Piquard, 2005). Cependant, cette prononciation pourrait être cohérente avec d'autres mécanismes reposant sur d'autres unités. La question de la saillance perceptive du graphème permettrait donc de trancher ce débat. Le graphème a-t-il un statut particulier ? Est-il impliqué dans les stades précoces du traitement analytique des nouveaux mots ? Un « détecteur de graphèmes » ou une segmentation graphémique sont-ils plausibles cognitivement ?

De nombreuses expériences se sont intéressées à ces questions, mais malheureusement le débat n'est pas encore tranché. Par exemple, Rey, Jacobs, Schmidt-Weigand, and Ziegler (1998) ont comparé, chez l'adulte, les temps de latence en reconnaissance de mots pour des mots de cinq lettres comportant de trois à cinq phonèmes. Ils ont observé des temps de réaction plus longs pour les mots contenant le moins de phonèmes, en particulier lorsque la fréquence des mots était faible. Comme il est fait l'hypothèse que la lecture de mots peu fréquents s'appuie au moins en partie sur une procédure de traitement analytique, cette étude peut nous informer sur l'unité perceptive du traitement analytique. Ce temps supplémentaire pour les mots peu fréquents a été interprété comme un temps nécessaire pour regrouper des lettres en graphèmes. Selon les auteurs de l'étude, cet effet met en lumière l'importance des graphèmes en tant qu'unités visuelles activées dans les premiers stades de la reconnaissance visuelle de mots.

Ensuite, dans une tâche d'identification de lettres au sein d'un mot, Rey, Ziegler, and Jacobs (2000) ont montré qu'une lettre était reconnue plus lentement lorsqu'elle était incluse dans un graphème complexe (comme la lettre « a » dans « chant »), et cet effet a été largement reproduit (Brand, Giroux, Puijalón, & Rey, 2007; Commissaire & Casalis, 2018; Marinus & de Jong, 2011). Il est souvent fait l'hypothèse que cette tâche fait intervenir des traitements sous-lexicaux (Commissaire & Casalis, 2018), et elle semble donc utile pour évaluer la pertinence de la notion de graphème lors du traitement analytique. Cet effet en identification de lettre est généralement interprété comme un effet du graphème, mais dans toutes ces études, il peut également être interprété comme un effet de similarité phonologique : en effet, la prononciation d'une lettre incluse dans un graphème complexe est généralement différente du nom de la lettre, alors que c'est plus rarement le cas lorsque la lettre est un graphème simple (Chetail, 2020).

Ces études possèdent donc un facteur confondu phonologique, ce qui remet en cause leur conclusion. Pour tenter de distinguer ces différents facteurs, Chetail (2020) a fait passer à des lecteurs experts la même tâche de lecture de mots, toujours avec des mots de longueur orthographique fixe mais de longueur phonologique variable. Deux conditions ont été testées : avec et sans facteur confondu phonologique. Dans la condition « sans facteur confondu phonologique », la prononciation du phonème associé à la lettre est la même dans les deux mots. Par exemple, la détection de la lettre « e » a été évaluée au sein des mots « leçon » et « jeudi ». La condition « avec facteur confondu phonologique » est la même que dans les études précédentes : par exemple, la lettre « a » doit être détectée dans les mots « chat » et « chant ». Les résultats montrent que l'effet du nombre de graphèmes dans le mot ne se retrouve que dans la condition « avec facteur confondu phonologique », ce qui suggère que cet effet n'est pas lié à la présence ou non d'un graphème complexe. Les auteurs n'en concluent pas que le graphème n'a aucune réalité cognitive, mais plutôt qu'il ne semble pas jouer un rôle déterminant, que ce soit dans le traitement sous-lexical ou dans le traitement lexical des mots.

Il semblerait donc que le graphème, c'est-à-dire la lettre ou l'ensemble de lettres correspondant à un phonème, ne soit ni suffisant pour décrire les relations entre l'écrit et l'oral, ni perceptivement saillant de manière évidente chez le lecteur expert lors d'une tâche impliquant un traitement analytique du mot. Pourtant, pour apprendre les relations entre l'écrit et l'oral, ce que Grainger (2008) et Castles et al. (2018) appellent « déchiffrer le code alphabétique », l'entraînement est quasiment systématiquement fondé sur les correspondances graphèmes-phonèmes (Castles et al., 2018).

Des unités de taille supérieure au graphème, comme la rime ou la syllabe D'autres unités linguistiques ont été proposées, notamment pour des raisons de « disponibilité » : la syllabe et la rime (par exemple en anglais, la syllabe « beak » peut être décomposée en une attaque « b » et une rime « eak ») (Doignon-Camus & Zagar, 2014). Brown and Ellis (1994) remarquent que lorsqu'un enfant apprend à lire, il est face à des représentations disponibles orthographiquement et phonologiquement qui ne correspondent pas. En effet, les unités visuelles « disponibles » chez le débutant lecteur sont les lettres, à un moment où le phonème n'est pas encore « disponible » à l'oral contrairement aux syllabes ou à la rime (Ziegler & Goswami, 2005). La syllabe et la rime sont des unités naturelles de production de parole, perçues chez les enfants avant le début de l'apprentissage de la lecture (Liberman, 1973).

Des études comportementales ont montré que la syllabe est une unité perceptive visuelle chez les lecteurs débutants (Doignon-Camus & Zagar, 2014), ainsi que chez les lecteurs experts (Chetail & Mathey, 2009; Doignon-Camus & Zagar, 2014; Maïonchi-Pino, de Cara, Écalle, & Magnan, 2012). Cette saillance perceptive pourrait s'expliquer par les propriétés statistiques orthographiques des transitions entre les syllabes : les groupes de lettres (comme les bigrammes) à l'intérieur d'une syllabe sont plus fréquents que ceux qui sont à cheval sur deux syllabes différentes (Doignon-Camus & Zagar, 2014). Ce pattern de fréquence, qui permettrait de segmenter un mot en syllabes, a été désigné par l'expression « creux de bigramme » (Seidenberg, 1987).

Goswami (1993) fait l'hypothèse qu'il serait plus facile pour un lecteur débutant d'utiliser ses connaissances phonologiques préalables sur les composants de la syllabe que sont les attaques et les rimes que de développer des représentations phonémiques. Cette idée s'appuie sur des travaux de Treiman (1983, 1985), qui suggèrent que la décomposition de la syllabe en attaque et rime est plus naturelle. Elle est corroborée par une étude montrant que les enfants étaient capables d'apprendre des associations entre des ensembles de lettres et des syllabes avant même le début de l'apprentissage de la lecture (Doignon-Camus & Zagar, 2014). D'autres données montrent qu'un entraînement basé sur les relations entre les syllabes phonologiques et les lettres permettait d'améliorer les scores en reconnaissance visuelle de mots (Gallet, Viriot-Goeldel, & Leclercq, 2020). De plus, Walton, Walton, and Felton (2001) ont comparé deux entraînements chez des enfants anglophones, fondés sur le graphème ou sur la syllabe, et ont montré qu'en suivi longitudinal, les scores en lecture du groupe d'entraînement syllabique étaient meilleurs que ceux du groupe graphémique. Ces résultats remettent en perspective l'hypothèse d'un apprentissage du traitement des nouveaux mots fondé sur le seul graphème.

2.2.3 La multiplicité des unités lors du traitement des nouveaux mots

Pour résumer, il existe des arguments remettant en cause l'idée que le graphème soit l'unité privilégiée du traitement analytique des nouveaux mots. Nous verrons que face à ce manque de consensus, l'hypothèse de la flexibilité des tailles d'unités (« flexible-unit-size hypothesis ») a été proposée : le lecteur débutant lirait des nouveaux mots en utilisant plusieurs stratégies fondées sur des tailles d'unités différentes. Cette hypothèse semble confortée par des données expérimentales. Nous détaillerons plus loin la « Grain Size Theory » (GST), qui reprend et complète l'hypothèse de la flexibilité des tailles d'unités en avançant l'idée que ces différentes stratégies se développent chez le lecteur débutant, et subsistent chez le lecteur expert, en réponse à la consistance de la langue apprise. Dans cette théorie, l'exposition à une langue inconsistante obligerait le lecteur débutant à se reposer sur des stratégies avec des tailles de grain phonologique variées. Enfin, nous verrons que la taille du grain visuel pourrait également jouer un rôle important dans l'apprentissage d'une langue opaque.

L'hypothèse de la flexibilité des tailles d'unités Face à ce débat opposant plusieurs tailles d'unités de taille phonologique définie a priori, il a été proposé que le traitement des nouveaux mots pourrait reposer sur plusieurs unités, de tailles variables, comme le graphème, la rime ou la syllabe. Différentes stratégies seraient alors possibles pour lire un nouveau mot, selon la nature du stimulus ou de la tâche, ou même selon les compétences en lecture du participant (Brown & Deavers, 1999). Goswami (1988) a même fait l'hypothèse que des enfants utiliseraient de manière préférentielle la stratégie d'analogie de rime si ils en ont la capacité, car elle serait plus susceptible de les mener à la prononciation correcte. Cependant, bien que les enfants soient capables d'utiliser des stratégies de lecture fondées sur l'analogie de rime (lire « beak » comme « peak » en anglais) et ce, dès le plus jeune âge (Bosse, Valdois, & Tainturier, 2003; Brown & Deavers, 1999; Hansen & Bowey, 1992), des données suggèrent qu'ils n'appliquent pas cette stratégie de manière systématique (Hansen & Bowey, 1992). D'autres études ont montré que la généralisation à des items non familiers est plus difficile avec des unités plus larges que le graphème, et que la stratégie fondée sur la rime mettrait plus de temps à se développer qu'une stratégie fondée sur le graphème (Brown & Deavers, 1999). L'utilisation d'une stratégie basée sur la rime semble augmenter avec le niveau de lecture, ce qui suggère que même si une stratégie fondée sur la rime peut être acquise relativement tôt, l'utilisation généralisée de cette stratégie nécessite plus d'expérience avec l'écrit.

Selon les auteurs de l'étude, sa faible incidence s'expliquerait par la plus grande quantité de connaissances nécessaire au traitement des nouveaux mots par analogie syllabique. En effet, le nombre de syllabes étant supérieur au nombre de graphèmes, le nombre de correspondances à apprendre pour lire des nouveaux mots de manière syllabique est plus important que le nombre de correspondances à apprendre pour lire de manière graphémique et ce, malgré la plus grande consistance des correspondances syllabiques. En plus d'être plus nombreuses, les syllabes sont en général plus longues que les phonèmes (au niveau phonologique). Ainsi, en début d'apprentissage, les enfants seraient capables d'appliquer une stratégie de lecture fondée sur la rime, mais n'auraient pas toujours la correspondance spécifique nécessaire à l'application de cette stratégie. L'augmentation de l'utilisation d'une stratégie fondée sur la rime ou la syllabe pourrait alors simplement refléter l'augmentation du vocabulaire du lecteur débutant. Cette hypothèse est renforcée par des données qui montrent que lorsque la connaissance utile est fournie juste avant le traitement du nouveau mot, dans une amorce pouvant être utilisée pour l'analogie de rime, alors même les débutants lisent les nouveaux mots quasiment systématiquement en utilisant une stratégie par analogie de rime.

Même si les stratégies portant sur des unités plus grandes semblent se développer avec l'amélioration des compétences en lecture, les données vont à l'encontre de l'idée selon laquelle une unité de traitement serait systématiquement préférée par un lecteur : chez le lecteur débutant, le graphème n'est pas toujours préféré, et la stratégie de rime est souvent utilisée, notamment lorsque la tâche oriente vers cette stratégie. Chez le lecteur expert, la stratégie d'analogie au niveau de la rime n'est pas toujours utilisée (Brown & Deavers, 1999). Une stratégie portant sur des unités plus grandes, fondée sur la syllabe, ne remplace donc pas totalement la stratégie fondée sur le graphème. Ce choix de stratégie pourrait s'adapter à tout âge en fonction d'autres paramètres que le niveau de lecture, tels que la nature de la tâche ou de l'item à lire.

La « Grain Size Theory » La « Grain Size Theory » s'inspire des travaux présentés dans la partie précédente et cherche à comprendre comment différentes stratégies de lecture vont se développer et persister à l'âge adulte en réponse à l'exposition à une langue en particulier (Ziegler & Goswami, 2005). Elle résume les points précédents en affirmant qu'un lecteur débutant est face à trois problèmes lorsqu'il développe ses capacités à utiliser une stratégie de lecture :

1. la « disponibilité » de l'unité dès le début de l'apprentissage de la lecture : le graphème ne serait pas « disponible », contrairement à la rime ou la syllabe ;

2. la « consistance » de l'unité : le graphème serait moins consistant que la rime ou la syllabe ;
3. la « granularité » de l'unité : les unités à plus large grain, comme la rime ou la syllabe, seraient plus nombreuses, ce qui rend leur apprentissage laborieux, car il nécessite la mémorisation d'un plus grand nombre d'unités.

Le niveau en lecture dépendrait de la gestion de ces trois difficultés.

Ces trois difficultés ne sont pas équivalentes dans toutes les langues. En particulier, les langues européennes varient dans la consistance de leurs relations entre l'orthographe et la phonologie (Schmalz et al., 2015). Une langue où cette consistance est élevée est qualifiée de « transparente » ou « consistante ». Au contraire, une langue où cette consistance est faible est qualifiée d'« opaque » ou « inconsistante ». Cette inconsistance peut se limiter au sens de la lecture (de la modalité orthographique à la modalité phonologique), au sens de l'écriture (de la modalité phonologique à la modalité orthographique), ou se retrouver dans les deux directions. En particulier, l'anglais est la langue européenne la plus inconsistante, à la fois dans le sens de la lecture et de l'écriture. Le français est inconsistant dans le sens de l'écriture, mais relativement consistant dans le sens de la lecture. L'espagnol, l'italien ou l'allemand sont consistants dans les deux directions (Schmalz et al., 2015). L'opacité d'une langue est une notion très générale, qui a été formalisée de différentes manières (Borleffs, Maassen, Lyytinen, & Zwarts, 2017; Schmalz et al., 2015). Schmalz et al. (2015) proposent que l'opacité soit la combinaison de deux éléments : la complexité des relations entre l'écrit et l'oral (la proportion de graphèmes complexes, la nécessité de prendre en compte des éléments de contexte intra-mot), ainsi que la prédictibilité des relations entre l'écrit et l'oral (lorsque les éléments précédents ont été pris en compte) (Schmalz et al., 2015). Par exemple, le français est complexe mais prévisible dans le sens de la lecture.

La « Grain Size Theory » fait l'hypothèse que les stratégies de lecture observées à l'âge adulte dépendent fortement de la langue à laquelle est exposé le lecteur (Ziegler & Goswami, 2005). Dans les langues où cette consistance est faible, il n'est pas possible de lire des nouveaux mots avec une bonne précision en se reposant simplement sur des correspondances entre graphèmes et phonèmes, car à un graphème peuvent correspondre plusieurs phonèmes. Ainsi, pour progresser en lecture de nouveaux mots, un lecteur débutant dans une langue peu consistante est contraint de prendre en compte plus d'informations que le simple graphème, et d'intégrer des éléments de contexte intra-mot afin de diminuer cette ambiguïté. Cette théorie adopte une vision phonologique de la lecture : les unités orthographiques considérées dans cette argumentation (graphème, syllabe) sont toutes le pendant orthographique d'une unité phonologique. Dans cette optique, le graphème resterait l'unité visuelle indivisible de la lecture, mais la lecture pourrait reposer sur des unités plus larges que le graphème lorsque cela est nécessaire. La largeur ainsi mentionnée correspond à la taille en termes de nombre de phonèmes de l'unité, pas au nombre de lettres qui le composent. Ainsi, un graphème est une unité à « petit grain », de taille phonologique unitaire, alors que la syllabe est une unité à « large grain », de taille phonologique variable.

Comme expliqué précédemment, se reposer sur une unité plus large que le graphème permet justement de prendre en compte des éléments de contexte (Vazeux et al., 2020). De manière plus générale, les relations entre les unités dites à « grain plus large » seraient moins inconsistantes que les relations entre unités à « grain moins large », au moins en anglais (Treiman, Mullennix, Bijeljac-Babic, & Richmond-Welty, 1995). Ainsi, dans une langue opaque, si un mot contient des patterns orthographiques à large grain familiers, alors l'application d'une stratégie à large grain a toutes les chances de fonctionner ; si, au contraire, les patterns orthographiques à large grain sont non familiers, alors une stratégie à large grain n'est pas applicable, et une stratégie à petit grain est préférée. L'idée du choix de stratégie est empruntée à l'hypothèse de la flexibilité des tailles d'unités (Brown & Deavers, 1999), qui ne liait cependant pas le choix de stratégie à la transparence d'une langue.

Selon (Brown & Deavers, 1999; Ziegler & Goswami, 2005), cette flexibilité dans le choix de l'unité a un coût : apprendre de multiples stratégies fondées sur des tailles de grain variées nécessite plus de temps d'apprentissage qu'une stratégie se limitant aux correspondances graphèmes-phonèmes. Un lecteur adoptant une stratégie à grain plus large pour gérer l'inconsistance de sa langue fait alors face au problème de granularité détaillé précédemment. L'émergence de multiples stratégies aurait donc seulement lieu dans les langues où cela semble nécessaire, donc essentiellement dans les langues opaques.

Pour appuyer cette théorie, des études ont tenté de lier la taille de grain privilégiée à la consistance des langues. Goswami (1986) a étudié plus précisément les stratégies à large grain dans une langue opaque et a montré que des enfants anglais utilisaient des blocs orthographiques correspondant à la rime pour lire des nouveaux mots et ce, dès le début de leur apprentissage (comme utiliser le mot « beak » pour lire le mot « peak »). Une étude similaire menée sur des enfants anglais et grecs de 7 à 9 ans a comparé la lecture de pseudo-mots de deux types : soit des pseudo-mots construits à partir de vrais mots, pouvant être lus par une stratégie d'analogie de rime (par exemple « ticket-bicket »), soit des pseudo-mots dont la prononciation était la même que dans la liste précédente, mais où le pattern orthographique correspondant à la forme phonologique était non familier (« bikket ») (Goswami, Porpodas, & Wheelwright, 1997). Les enfants anglais ont mieux lu les mots incitant à une stratégie d'analogie de rime que les autres mots. En revanche, les enfants grecs ont eu des résultats similaires et excellents pour les deux listes de mots. Les résultats de ces deux études suggèrent que les enfants apprenant à lire dans une langue inconsistante développent des stratégies de lecture à large grain. Ces enfants seraient donc ralentis dans leur traitement des nouveaux mots lorsque la stratégie à large grain n'est pas disponible.

Une prédiction testable à partir de cette hypothèse est la suivante : changer de stratégie devrait avoir un coût, qui devrait se retrouver dans les temps de traitement. Si elle s'avère correcte, il s'agirait d'un argument de plus en faveur de l'hypothèse de la flexibilité des tailles d'unités. Cette prédiction a été testée avec succès (Goswami, Ziegler, Dalton, & Schneider, 2003). Des enfants anglais et allemands ont lu des mots incitant soit à une stratégie à large grain soit à une stratégie à petit grain. Ces mots étaient soit présentés en deux blocs séparés successifs, ce qui ne devait pas engendrer de coût de changement de stratégie, soit mélangés au sein des deux blocs, ce qui devait inciter les lecteurs à changer continuellement de stratégie de lecture. Grouper les items par bloc a permis de diminuer le temps de traitement des mots seulement pour les enfants anglais, ce qui suggère que seuls les enfants anglais changeaient de stratégie de lecture et avaient un coût associé. Pour résumer, les études ont apporté des arguments en faveur de l'idée que dans une langue inconsistante, une stratégie à plus large grain est préférée lorsque le pattern orthographique est familier, c'est-à-dire lorsqu'il est familier dans la langue et que le lecteur en a la connaissance. Dans le cas contraire, le lecteur est contraint d'appliquer une stratégie à plus petit grain, même si l'incertitude sur la prononciation résultante est plus importante. En revanche, dans une langue consistante, comme l'allemand, étant donné le peu d'incertitude sur la prononciation d'un mot écrit, une stratégie à petit grain, plus simple à développer, pourrait être suffisante.

Enfin, deux études récentes en oculométrie permettent de réévaluer l'hypothèse de la « Grain Size Theory » : Rau et collaborateurs (Rau et al., 2016; Rau, Moll, Snowling, & Landerl, 2015) ont montré qu'en lecture de mots, l'effet de longueur sur la durée du regard, ainsi que le nombre de fixations par mot était plus prononcé en allemand qu'en anglais, à la fois chez les enfants et les lecteurs experts. Comme l'effet de longueur est caractéristique d'un traitement plus sériel des lettres, cela suggère que les lecteurs utilisent une stratégie à grain plus petit en allemand qu'en anglais. De plus, l'effet de fréquence des mots était plus prononcé chez les anglais que chez les allemands, ce qui suggère que les anglais ont plus tendance à utiliser leurs connaissances sur les mots pour lire, connaissances dont il est fait l'hypothèse qu'elles sont privilégiées dans les stratégies à large grain.

Grain visuel et grain phonologique Les travaux de la « Grain Size Theory » (Goswami et al., 2003; Ziegler & Goswami, 2005) se concentrent essentiellement sur les unités phonologiques lors du traitement analytique des nouveaux mots. Leur hypothèse principale est qu'en réponse à l'exposition à une langue opaque, un enfant développe différentes stratégies de lecture, fondées sur des unités phonologiques de tailles différentes, comme le phonème ou la syllabe. L'apprentissage d'une stratégie de lecture à large grain serait plus long que l'apprentissage d'une stratégie basée sur les phonèmes, car elle nécessite de devenir familier avec un plus grand nombre de patterns (Brown & Deavers, 1999; Ziegler & Goswami, 2005), mais elle serait nécessaire pour apprendre à lire dans une langue opaque. Lallier and Carreiras (2018) reprennent et complètent les travaux de la « Grain Size Theory », en s'intéressant aux dimensions visuelles du traitement des nouveaux mots. Ils partent du constat que dans une langue opaque, il est nécessaire de traiter simultanément plusieurs lettres pour pouvoir lire correctement des nouveaux mots : d'une part, il est souvent nécessaire de prendre en compte des unités visuelles correspondant à plus d'un phonème, comme la syllabe (point abordé par la « Grain Size Theory »); d'autre part, les graphèmes sont souvent complexes, c'est-à-dire formés de plusieurs lettres (point non abordé par la « Grain Size Theory »). Ainsi, un enfant est encouragé dès le début de l'apprentissage à utiliser des stratégies fondées sur un grain visuel plus large lorsqu'il apprend à lire dans une langue opaque. Cependant, traiter des unités orthographiques de taille croissante implique de déployer son attention sur un nombre de lettres de plus en plus grand (Valdois, Roulin, & Bosse, 2019).

Cette capacité à pouvoir traiter simultanément plusieurs lettres a été formalisée par la mesure de l'empan visuo-attentionnel (Bosse et al., 2007). L'empan visuo-attentionnel représente le nombre d'éléments visuels distincts qui peuvent être traités simultanément. Lallier and Carreiras (2018) font l'hypothèse explicite que le déploiement de l'attention visuelle détermine la taille du grain visuel utilisé en lecture. Les données montrent que l'empan visuo-attentionnel est déterminant pour la lecture des mots irréguliers, pour lesquels une stratégie à petit grain ne permet pas d'aboutir à une prononciation correcte : Bosse and Valdois (2009) ont montré que la contribution de l'empan visuo-attentionnel à la performance en lecture de mots irréguliers restait stable avec les années d'apprentissage, alors que l'influence des compétences phonologiques diminuait après la première année. Cela suggère que le traitement de grandes portions de mots (allant jusqu'au mot entier pour les items courts) participe à la lecture des mots irréguliers de façon stable au cours de l'apprentissage.

Les capacités visuo-attentionnelles d'un lecteur semblent donc déterminantes dès le début de l'apprentissage pour lire. Cependant, il semblerait que les lecteurs débutants mettent du temps à réussir à déployer leur attention sur plusieurs lettres : tout d'abord, les données montrent que la taille de l'empan visuo-attentionnel augmente avec l'apprentissage de la lecture (Bosse et al., 2007). De plus, Pelli, Burns, Farell, and Moore-Page (2006) ont montré que des lecteurs débutants, dont le score en identification de lettres était similaire à celui d'un lecteur expert, avaient des scores inférieurs dans des tâches nécessitant le traitement simultané de plusieurs lettres. Enfin, l'effet de longueur en lecture de mots, caractéristique d'un traitement analytique sériel, est très prononcé en début d'apprentissage, mais diminue au fil des années (Aghababian & Nazir, 2000; Samuels, LaBerge, & Bremer, 1978). Comme les grains phonologiques plus larges sont en moyenne des grains visuels plus larges, l'adoption de stratégies à plus large grain est rendue possible par l'amélioration des capacités visuo-attentionnelles. Il est donc possible que le recours progressif à des stratégies à large grain phonologique au cours des années d'apprentissage ne reflète pas seulement une amélioration des connaissances orthographiques du lecteur débutant, comme le suggère (Brown & Deavers, 1999), mais également sa capacité à adopter un grain visuel plus large. L'idée que le grain visuel soit déterminé par les capacités visuo-attentionnelles est cohérente avec l'hypothèse selon laquelle les capacités visuo-attentionnelles sont déterminantes pour apprendre à lire dans une langue opaque, comportant un grand nombre de mots irréguliers (Lallier & Carreiras, 2018). Deux dimen-

sions doivent cependant être séparées dans cette idée générale : le temps de traitement et le taux de succès.

D'une part, concernant les temps de traitement, la taille de l'empan visuo-attentionnel est prédictive des temps de lecture chez des enfants français, apprenant à lire dans une langue relativement opaque (Valdois et al., 2019). Lallier, Valdois, Lassus-Sangosse, Prado, and Kandel (2014) montrent que la taille de l'empan visuo-attentionnel est également corrélée aux temps de lecture à la fois dans une langue transparente (l'espagnol) et dans une langue plutôt opaque (le français). De manière cohérente, une étude de cas présentant un cas de déficit visuo-attentionnel sévère chez une patiente bilingue française-espagnole (Valdois et al., 2014) met en lumière une réduction des temps de traitement à la fois en français et en espagnol. Ces résultats suggèrent que lorsque plusieurs lettres sont identifiées simultanément, le traitement d'un nouveau mot est accéléré, à la fois dans une langue transparente et dans une langue opaque.

D'autre part, dans l'étude de Lallier et al. (2014), un effet de lexicalité sur la justesse de la lecture a été observé seulement en français, mais pas en espagnol. Les auteurs de l'étude proposent qu'un effet de lexicalité dans des tâches de lecture ou décision lexicale pourrait indiquer des différences de taille de grain visuel pour lire les mots connus et non connus. Ainsi, les données suggèrent l'utilisation d'une taille de grain visuel plus large en français qu'en espagnol. Par ailleurs, dans l'étude de cas de la patiente bilingue française-espagnole (Valdois et al., 2014), la justesse était plus affectée en français qu'en espagnol. Cependant, dans l'étude de Lallier et al. (2014), la justesse de la lecture de nouveaux mots n'était pas corrélée à la taille de l'empan visuo-attentionnel, mais seulement aux compétences phonologiques. Il est donc possible que la taille du grain phonologique ait une influence, plus sur la justesse que sur le temps de traitement en lecture. Enfin, une étude menée en anglais (langue opaque) et en italien (langue transparente) (Marinelli et al., 2020) a montré que l'apprentissage de nouveaux mots était meilleur en anglais qu'en italien, et que les capacités visuo-attentionnelles des lecteurs expliquaient une part de variance en anglais, mais pas en italien, après avoir contrôlé pour d'autres variables, comme la conscience phonémique. Pour résumer, il semblerait que les capacités visuo-attentionnelles soient plus déterminantes pour prononcer correctement des nouveaux mots en langue opaque.

Même si ces données sont encore limitées à un nombre restreint de langues, et même s'il est encore difficile de tirer une conclusion globale, l'hypothèse de la « Grain Size Theory » peut être précisée : la taille du grain visuel serait liée à la vitesse de traitement dans les langues transparentes et les langues opaques, car le traitement simultané de plusieurs lettres accélère le traitement d'un mot. La taille du grain visuel serait liée à la justesse principalement dans les langues opaques, car une stratégie fondée sur des grains visuels plus larges est d'autant plus nécessaire dans une langue opaque. De plus, la taille du grain phonologique serait liée à la justesse dans une tâche de lecture, mais plutôt en langue opaque. En effet, dans une langue transparente, une stratégie à petit grain phonologique donne généralement d'aussi bons résultats qu'une stratégie à plus large grain phonologique.

2.3 La nature des connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots

Dans la partie précédente, nous avons vu que le traitement d'un nouveau mot pourrait reposer sur des unités de tailles phonologiques différentes, dont le choix serait flexible. Cependant, cela ne nous dit pas sur quel type de connaissances repose cette multitude d'unités. Le débat est centré autour de deux possibilités. 1) Les connaissances pourraient être plutôt de nature sous-lexicale : elles seraient abstraites de formes lexicales spécifiques, porteraient sur des portions de mots et décriraient de

manière générale les relations entre l'orthographe et la phonologie. Dans ce cas-là, des connaissances entre l'écrit et l'oral pour chaque type d'unité (graphème, rime, syllabe) seraient nécessaires, ce qui accroîtrait considérablement la complexité du système. 2) Les connaissances utilisées lors du traitement des nouveaux mots pourraient être plutôt de nature lexicale, c'est-à-dire qu'elles seraient liées à des mots en particulier. Lors du traitement analytique, chaque unité pourrait alors être activée à partir des formes orthographiques et phonologiques des mots.

Dans cette partie, nous allons voir que l'hypothèse d'un traitement sous-lexical indépendant des activations lexicales a souvent été utilisée comme hypothèse de travail et non pas comme objet d'étude. Nous verrons que des données montrent pourtant que les connaissances lexicales sont impliquées dans le traitement des nouveaux mots. Ainsi, l'effet de régularité, classiquement interprété comme un marqueur de l'utilisation d'une procédure sous-lexicale, pourrait en fait refléter d'autres types de traitement. Nous montrerons qu'une mesure liée aux connaissances lexicales, la consistance, est pertinente pour caractériser le comportement d'un lecteur face à un nouveau mot, mais ne capture pas tous les effets liés à la régularité.

2.3.1 La nature des connaissances utilisées lors du traitement des nouveaux mots comme hypothèse de travail

Le traitement analytique d'un nouveau mot est le traitement de ce mot en plusieurs portions en vue d'en déterminer la prononciation. Cela n'implique rien sur la nature des connaissances utilisées pour ce traitement. De nombreuses études partent de l'hypothèse que le traitement analytique opère par application d'une procédure sous-lexicale, comme les conversions graphèmes-phonèmes. Cette hypothèse contient deux idées indépendantes : 1) les connaissances utilisées ne feraient pas référence au lexique et 2) elles porteraient sur des portions de mots. Historiquement, cette hypothèse a notamment été formulée parce qu'aucune autre hypothèse ne semblait viable (Coltheart et al., 1979). Dans ce cadre-là, le traitement analytique est appelé « décodage », et un marqueur d'un traitement sous-lexical est considéré comme un marqueur du décodage.

En particulier, l'effet de régularité est classiquement interprété comme le signe de l'utilisation d'une procédure sous-lexicale (Ziegler, Perry, & Coltheart, 2003) : comme la régularité est définie par adéquation aux règles de correspondances graphèmes-phonèmes, un effet de régularité est un marqueur de l'utilisation de correspondances graphèmes-phonèmes (Ziegler et al., 2003), de nature sous-lexicale. Par exemple, Sprenger-Charolles et al. (2005) ont mis en évidence, chez des lecteurs français ayant entre une et quatre années d'apprentissage de la lecture, un effet de régularité en lecture de mots, sur le score et le temps de traitement, diminuant au cours des années. Dans le cadre de l'apprentissage de la lecture, cette diminution de l'effet de régularité peut être interprétée comme une diminution du recours à une procédure sous-lexicale pour lire des mots connus au cours de l'apprentissage. En reprenant l'hypothèse selon laquelle le décodage est de nature sous-lexicale, cette diminution de l'effet de régularité est également interprétée comme un moindre recours au décodage, et comme un accès direct au lexique (Sprenger-Charolles et al., 2005).

Cependant, l'hypothèse sur laquelle reposent ces travaux mérite une attention particulière, car la nature des connaissances impliquées dans le traitement analytique des nouveaux mots n'est pas si claire (Glushko, 1979). Un traitement analytique du mot, c'est-à-dire en plusieurs portions, pourrait se faire sur la base des connaissances lexicales. Par ailleurs, les arguments pour l'hypothèse sous-lexicale contiennent une confusion (mentionnée précédemment) entre description linguistique et fonctionnement cognitif (Kay & Marcel, 1981). Coltheart (1987) a affirmé d'une part que, puisque nous sommes capables de lire des mots que nous n'avons encore jamais vus, pour lesquels nous n'avons aucune entrée lexicale, nous devons nécessairement utiliser une procédure sous-lexicale pour les lire ; d'autre part que, puisque nous sommes capables de lire correctement des mots irrégu-

liers, nous avons accès à des représentations orthographiques spécifiques. Ici, les catégories linguistiques descriptives (mot, lexical, sous-lexical) sont directement prises pour des catégories fonctionnelles psychologiques. Cependant, le fait que les connaissances utilisées nous permettent de lire un mot en sous-portions n'indique pas que les connaissances utilisées portent uniquement sur des sous-portions de mots et sont indépendantes des connaissances lexicales. Coltheart (1987) a même affirmé que l'existence des traitements cognitifs lexicaux et sous-lexicaux ne demandait pas de vérification expérimentale. Pourtant, ces descriptions linguistiques peuvent seulement fournir des hypothèses testables quant aux connaissances que peut avoir un lecteur de sa langue (Kay & Marcel, 1981).

2.3.2 La nature des connaissances utilisées lors du traitement des nouveaux mots comme objet d'étude

Pour étudier plus précisément la question de la nature des connaissances utilisées lors du traitement analytique des nouveaux mots, il est nécessaire d'étudier la lecture d'items induisant nécessairement un traitement analytique : les pseudo-mots. Dans une étude menée chez des adultes anglophones, Glushko (1979) a fait lire des pseudo-mots qui étaient soit voisins de mots irréguliers, soit voisins de mots réguliers. La prononciation était considérée correcte si elle se conformait à la prononciation obtenue par application de règles de correspondances graphèmes-phonèmes abstraites. L'étude a montré que les pseudo-mots avec un voisin irrégulier étaient lus plus lentement et avec un moindre taux de succès que les pseudo-mots avec un voisin régulier, même lorsqu'ils étaient prononcés de manière régulière. De plus, ils étaient prononcés de manière irrégulière 17 % du temps. Cela suggère que la lecture de pseudo-mots ne se ferait pas simplement par application de règles de correspondances abstraites, mais que les voisins d'un pseudo-mot auraient une influence sur sa prononciation. Ainsi, les connaissances lexicales semblent impliquées dans le traitement analytique des nouveaux mots.

Face à ces données, Glushko (1979) s'interroge sur la nature des connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots et fait l'hypothèse parcimonieuse que les mots connus et les nouveaux mots seraient lus à partir du même ensemble de connaissances, connaissances qui seraient de nature lexicale. Cependant, les connaissances lexicales sur un mot ne seraient pas nécessairement considérées comme un tout indivisible, et l'activation des connaissances lexicales pourrait conduire à traiter des portions du mot à lire. Le traitement des nouveaux mots se ferait alors à partir des connaissances sur les mots du lexique « qui partagent des caractéristiques orthographiques similaires », c'est-à-dire par analogie. Kay and Marcel (1981) ont spécifié ce mécanisme : ils proposent qu'une chaîne de lettre soit segmentée « de toutes les manières possibles ». Les entrées lexicales contenant ces segments seraient extraites du lexique, activant les prononciations de ces segments. Pour un segment donné, la prononciation la plus fréquente serait choisie. La principale différence entre la lecture de mots connus et de nouveaux mots serait alors que pour le cas des mots connus, le segment correspondant au mot entier serait présent et préféré aux autres segments. Un conflit entre plusieurs types de segments induirait un retard dans le traitement, notamment lors de la lecture de mots irréguliers.

À partir de cette proposition de mécanisme, il est possible de formuler une prédiction testable, permettant d'évaluer l'implication des connaissances lexicales dans le traitement des nouveaux mots d'une manière différente de l'étude de Glushko (1979) : si les connaissances utilisées pour le traitement des nouveaux mots sont de nature abstraite, c'est-à-dire indépendantes du lexique, alors la présentation de mots connus juste avant la présentation de nouveaux mots ne devrait pas influencer leur lecture. Au contraire, si les connaissances utilisées pour le traitement des nouveaux mots sont de nature lexicale, alors les segments du mot connu présenté juste avant le nouveau mot devraient avoir une influence plus importante que les autres segments pertinents pour la lecture du nouveau mot.

Kay and Marcel (1981) ont testé cette hypothèse et montré que la prononciation de nouveaux mots ambigus (par exemple « nouch ») était affectée par la prononciation des mots précédents, contenant le même segment ambigu prononcé soit de manière régulière (« couch »), soit de manière irrégulière (« touch »). Kay and Marcel (1981) soutiennent que les modèles double-voie pourraient s'adapter à ces données en biaisant le poids des correspondances en faveur de la correspondance présente dans le mot présenté juste avant, mais une telle modification remettrait en cause l'hypothèse d'indépendance des deux voies lexicale et sous-lexicale. Dans tous les cas, ces données fournissent des indices supplémentaires suggérant que les connaissances lexicales sont impliquées dans le traitement des nouveaux mots. Le modèle double-voie DRC (Coltheart et al., 2001), plus récent, revient sur l'indépendance des deux voies de traitement : à la fin du traitement du stimulus, les informations fournies par les deux voies de traitement sont utilisées pour générer une unique prononciation.

2.3.3 Régularité et consistance

Tout comme il est généralement fait l'hypothèse que l'effet de régularité est un marqueur de l'utilisation d'une procédure sous-lexicale (Ziegler et al., 2003), il est nécessaire de trouver un marqueur de l'utilisation d'une procédure lexicale, notamment pour pouvoir comparer ces deux marqueurs. C'est précisément le rôle de la mesure de consistance des mots : un mot est dit consistant s'il se prononce de manière concordante avec ses voisins orthographiques (Ans et al., 1998). Cette mesure fait référence à des traitements de nature lexicale, mais elle capture la plupart des régularités issues des règles de conversion graphèmes-phonèmes, car une grande partie des mots réguliers sont consistants et inversement (Glushko, 1979). Selon Bauer and Stanovich (1980), les effets de régularité observés dans certaines études comportementales ne fournissent pas un réel argument en faveur de l'hypothèse de l'utilisation de règles de correspondances graphèmes-phonèmes : en effet, comme un mot irrégulier est très souvent un mot dont la prononciation n'est pas prévisible par son orthographe, l'effet de régularité pourrait notamment être un effet de consistance. En particulier, les règles contextuelles sont généralement capturées par cette définition de la consistance. Théoriquement, cette mesure paraît plus pertinente descriptivement que la mesure de régularité, car elle mesure l'adéquation à des patterns plus larges, qui rappelons-le, sont plus prévisibles que des patterns moins larges (Ziegler & Goswami, 2005). Coltheart et al. (1993) ont suggéré que les effets de consistance pourraient provenir du traitement dans la voie lexicale, alors que les effets de régularité viendraient plutôt du traitement de la voie sous-lexicale.

Pour séparer empiriquement ces deux notions, Glushko (1979) a présenté à ses participants des mots réguliers consistants (comme « wade », consistant avec « made ») ainsi que des mots réguliers inconsistants (« wave », inconsistant avec « have »). Si la mesure de régularité suffisait à caractériser le comportement du lecteur expert, alors la lecture des mots serait similaire pour ces deux listes de mots. Au contraire, les résultats ont montré que les mots réguliers inconsistants étaient lus plus lentement que les mots réguliers consistants. Ainsi, il semblerait que la mesure de consistance permette de faire une distinction non capturée par la notion de régularité dans la lecture à la fois des mots et des pseudo-mots.

Andrews (1982) a manipulé expérimentalement la régularité et la consistance. Il a montré que régularité et consistance affectaient les temps de lecture pour les mots peu fréquents, mais que seule la consistance affectait les temps de lecture des mots fréquents. Après cette étude, considérée comme préliminaire car incluant trop peu de mots, d'autres études ont soit échoué à montrer un effet de régularité au-delà de l'effet de consistance (Cortese & Simpson, 2000; Kay & Bishop, 1987), soit montré que la consistance capture des effets non liés à la régularité et inversement (Jared, 1997). Jared (2002) a testé conjointement l'effet de la régularité et de la consistance sur les temps de lecture et a montré que l'effet de consistance était plus prononcé que l'effet de régularité. De plus, les analyses montrent

que l'effet de régularité observé ne pouvait pas être intégralement attribué à un effet de consistance. Ces résultats mitigés suggèrent que les lecteurs se reposent plutôt sur des connaissances sur les relations statistiques entre des patterns orthographiques et phonologiques que sur des règles de correspondances graphèmes-phonèmes (Jared, 2002), mais les effets résiduels de régularité empêchent de trancher le débat.

Pour évaluer la pertinence de la mesure de régularité, il a également été proposé de comparer la mesure de régularité des mots avec une évaluation empirique de leur difficulté (Parkin, 1982). Parkin (1982) a utilisé un dictionnaire anglais de mots difficiles, c'est-à-dire « difficult to pronounce, or difficult to recognise when read », The Oxford Paperback Dictionary (OPD) (Baldick, 2001). Ce dictionnaire représente une évaluation subjective de la difficulté à lire des mots, et ne réfère donc à aucun critère psycholinguistique comme la régularité. Cette évaluation de la difficulté ne réfère donc à aucune hypothèse sur les mécanismes de traitement des nouveaux mots. Par ailleurs, Parkin (1982) a analysé deux listes de stimuli irréguliers utilisés dans des études comportementales (Baron & Strawson, 1976; Coltheart et al., 1979). De manière surprenante, seulement 30 % des mots de la liste de Coltheart et al. (1979) et 10 % de ceux de la liste de Baron and Strawson (1976) faisaient partie du dictionnaire OPD. Cela suggère que l'évaluation subjective de la difficulté d'un stimulus est beaucoup plus fine qu'une simple adéquation à un ensemble de règles (Parkin, 1982). Dans l'étude utilisant la liste de mots de Coltheart et al. (1979), aucun effet de régularité n'avait été constaté en décision lexicale phonologique chez des lecteurs experts anglophones. L'auteur de l'étude en avait conclu que pour lire des mots irréguliers, il n'est pas toujours nécessaire de les décoder, car dans le cas contraire, un effet de régularité aurait été constaté. Pour conclure de cette manière, l'hypothèse sous-jacente implicite est que le traitement analytique, ici appelé décodage, se fait par application de règles de conversion graphèmes-phonèmes, fortement liées à la notion de régularité.

Ces résultats peuvent être remis en perspective pour évaluer la pertinence de la notion de régularité comme estimation de la difficulté à lire un mot. En effet, il est possible que la régularité ne soit pas la mesure pertinente pour analyser ces résultats. Trois listes de stimuli ont été extraites des mots de l'étude de Coltheart et al. (1979) : une liste de mots réguliers (items R), une liste de mots irréguliers présents dans le dictionnaire OPD, ainsi qu'une liste de mots irréguliers ne faisant pas partie du dictionnaire OPD et comportant au moins une correspondance graphème-phonème mineure, c'est-à-dire peu fréquente. Les temps de traitements de l'étude de Coltheart et al. (1979) ont été ré-analysés. Il est ressorti que le temps de traitement des mots irréguliers présents dans le dictionnaire OPD était statistiquement significativement supérieur au temps de traitement des mots irréguliers qui n'en faisaient pas partie. De plus, aucune différence statistiquement significative n'a été constatée entre le temps moyen de lecture des mots réguliers et des mots irréguliers hors OPD. Il semblerait donc que ce n'est pas la présence d'une correspondance rare entre un graphème et un phonème qui rend un mot difficile à lire. Les auteurs de l'étude suggèrent que l'habileté à prononcer correctement un mot est bien plus flexible et complète que le système de règles de conversion graphèmes-phonèmes proposé par Venezky (1970). De manière similaire à l'étude de Glushko (1979), en ré-analysant les stimuli de Coltheart et al. (1979) au prisme de la consistance, le temps de lecture des mots réguliers inconsistants était plus long que celui des mots réguliers consistants, suggérant encore une fois que la notion de consistance capture un effet non capturé par la notion de régularité.

2.4 Les éléments venant favoriser l'apprentissage incident

Dans les deux parties précédentes, nous nous sommes intéressés à deux questions portant sur le traitement des nouveaux mots. En particulier, nous avons vu que pour espérer lire un nouveau mot correctement, un lecteur débutant ne peut pas se reposer sur une unique unité de traitement prédéfinie. De plus, nous avons vu que ce lecteur utiliserait possiblement plusieurs sources de connaissances,

reliées à des mots en particulier ou au contraire abstraites de connaissances sur les mots. Cette multiplicité d'unités de traitement et de sources de connaissances permettrait de gérer la variabilité associée à la prononciation des mots. Cependant, malgré cela, le lecteur débutant n'est pas toujours en mesure de prononcer correctement les mots nouveaux qu'il rencontre. Dans cette partie, nous présenterons quels sont les mécanismes envisagés pour expliquer qu'un lecteur soit capable d'apprendre des nouveaux mots malgré une prononciation approximative. Nous verrons que les données comportementales suggèrent que savoir identifier un mot sur la base d'une prononciation approximative est la clé de l'apprentissage de nouveaux mots, et que cette étape d'identification pourrait s'appuyer sur des tentatives de correction successives. Enfin, nous verrons que cette correction nécessite de connaître le mot à l'oral, et serait encouragée par la présence d'éléments contextuels.

2.4.1 L'identification sur la base d'une prononciation partiellement correcte

Selon Venezky (1999), l'instruction phonique, destinée à développer les compétences en traitement analytique du lecteur débutant, a pour fonction principale de lui apprendre à générer des sorties phonologiques approximatives. Une des clés de l'apprentissage résiderait ensuite dans sa capacité à identifier le mot à partir de cette approximation, approximation que Tunmer and Chapman (2012) appellent la « prononciation orthographique » du mot. Une autre hypothèse, n'ayant pas fait l'objet d'études spécifiques, est que la connaissance de la forme orale d'un mot pourrait fournir un soutien sous forme de rétroaction lexicale tout au long du traitement du mot, ce qui contribuerait directement à la prononciation du stimulus, et pas seulement à une correction de prononciation à la fin du traitement (Nation & Cocksey, 2009). En lien avec la question de l'identification du stimulus, la notion de « set for variability » a été introduite (Elbro, de Jong, Houter, & Nielsen, 2012; Tunmer & Chapman, 2012; Venezky, 1999) et désigne la capacité d'un lecteur à gérer la variabilité associée aux relations entre les lettres et les sons dans une tâche de lecture : cette variabilité empêche un lecteur de se fier à son traitement analytique, il doit donc être capable d'identifier un mot malgré une prononciation approximative. La question des mécanismes cognitifs impliqués dans cette identification vient naturellement. Venezky (1999) suggère que l'identification du mot se fait grâce à des tentatives successives de correction, et cette hypothèse est largement répandue (Elbro et al., 2012; Murray et al., 2022; Steacy et al., 2019; Tunmer & Chapman, 2012; Venezky, 1999). Cette stratégie de correction a été par la suite désignée sous le nom de « correction d'erreur de prononciation » (Dyson, Best, Solity, & Hulme, 2017; Murray et al., 2022).

Une étude menée avec des enfants américains après 1 à 4 ans d'apprentissage de la lecture a montré que la capacité des enfants à corriger des prononciations erronées (comme des régularisations de mots irréguliers) était prédictive des scores en lecture de mots irréguliers (Steacy et al., 2019). De plus, grâce à deux études menées chez des lecteurs au cours de leur première année d'apprentissage, soit dans une langue transparente (le néerlandais), soit dans une langue opaque (le danois), Elbro et al. (2012) ont montré dans les deux langues que la capacité à reconnaître des mots connus oralement à partir d'une prononciation approximative est corrélée aux différences individuelles de lecture (en vitesse et justesse). Dans ces deux études, les scores en identification sur la base d'une prononciation approximative contribuent de manière unique à la variance des scores de lecture, après la prise en compte des prédicteurs standards de la reconnaissance des mots comme la lecture précoce des mots, la conscience phonémique, le vocabulaire et la mesure de dénomination rapide automatisée (RAN, *Rapid Automated Naming*). Cette capacité de correction en début d'apprentissage semble donc liée aux taux de succès en lecture.

Cependant, ces études ne testent pas spécifiquement l'hypothèse d'un temps supplémentaire dédié à la correction d'une prononciation ne correspondant à aucun mot connu. Par exemple, la

correction pourrait se faire pendant le traitement, et non pas à la fin. Pour vérifier si un temps supplémentaire pourrait être dédié à la correction de prononciations approximatives, Murray et al. (2022) ont conduit une étude oculométrique sur des enfants anglophones en cinquième année. Ils ont montré aux enfants un ensemble de nouveaux mots, après les avoir entraînés oralement avec la moitié des mots. Parmi les mots faisant partie de l'entraînement, la moitié se voyait attribuer une prononciation régulière, l'autre moitié une prononciation irrégulière. Ils ont observé que le temps de traitement des mots non familiers était supérieur au temps de traitement des mots familiers réguliers, mais pas au temps de traitement des mots familiers irréguliers. Cela est cohérent avec l'idée que lorsque la prononciation obtenue par traitement analytique ne correspond à aucun mot connu, vraisemblablement pour les mots non familiers et les mots familiers irréguliers, alors un temps est dédié à une tentative de correction, tentative vouée à échouer pour les mots non familiers, ou à possiblement aboutir pour les mots familiers irréguliers.

Pour aller plus loin, une étude préliminaire interventionnelle a étudié le lien entre capacité de correction et apprentissage. Elle a cherché à déterminer si un entraînement à la correction de prononciation permettait d'améliorer l'apprentissage de nouveaux mots irréguliers (Dyson et al., 2017). Dans une étude transversale menée sur des enfants anglophones de 5 à 7 ans, la moitié des enfants ont participé à un programme d'entraînement à la correction orale d'erreurs de prononciation, allié à un enseignement de la signification des mots travaillés. Les résultats montrent que les enfants du groupe d'entraînement ont appris les mots irréguliers présentés lors de l'entraînement. Un lien fort au niveau de l'item entre la capacité de correction et le test de lecture du mot en question est observé. De plus, il semblerait qu'il y ait une certaine généralisation à des mots non entraînés appariés aux stimuli entraînés. Cela suggère qu'il y aurait un lien entre capacité de correction et capacité à apprendre à lire des nouveaux mots irréguliers. Cependant, aucune capacité de généralisation n'a été retrouvée avec une autre liste de mots irréguliers, celle de (Castles et al., 2009). Les auteurs de l'étude observent que les items irréguliers de l'étude de (Castles et al., 2009) sont plus difficiles que les items de leur propre étude, ce qui aurait rendu la généralisation à de nouveaux items plus difficile.

L'idée que l'apprentissage des mots irréguliers serait facilité par une stratégie de correction de prononciation semble prometteuse, même si elle nécessite d'être approfondie. En revanche, cela ne nous dit rien sur les mécanismes cognitifs impliqués dans cette correction. Dans l'étude de Dyson et al. (2017), la signification des mots était également apprise au cours de l'entraînement, donc le succès de l'entraînement pourrait être également dû à des facteurs sémantiques. De plus, Murray et al. (2022) proposent que, comme la correction vise à se rapprocher d'un mot connu, le vocabulaire oral doit jouer un rôle important. Enfin, comme le suggère la théorie d'auto-apprentissage, le contexte doit vraisemblablement jouer un rôle dans l'identification d'un mot jamais rencontré à l'écrit mais connu à l'oral.

2.4.2 L'implication du vocabulaire oral dans l'apprentissage

De nombreuses études se sont intéressées au lien entre vocabulaire oral et apprentissage de la lecture (Castles et al., 2009; D. Duff et al., 2015; F. J. Duff & Hulme, 2012; Ouellette, 2006). Elles montrent que plus le vocabulaire d'un enfant est développé, plus son apprentissage de la lecture est facilité (Castles et al., 2009; D. Duff et al., 2015; F. J. Duff & Hulme, 2012). Par exemple, Ricketts et al. (2007) ont montré dans une étude transversale sur des enfants anglophones âgés entre 8 et 10 ans que le vocabulaire, évalué par un test de compréhension, était un prédicteur longitudinal de la lecture de mots irréguliers, mais pas de la lecture de mots réguliers. Une étude inter-langues a montré que pour lire des nouveaux mots, des lecteurs débutants anglais se reposaient plus sur le vocabulaire, évalué par un test de compréhension, que des lecteurs débutants gallois (Hanley, Masterson, Spencer, & Evans, 2004). Cela suggère que plus une langue est consistante, moins il est nécessaire de se reposer

sur le vocabulaire oral pour lire des nouveaux mots. Ici, en évaluant le vocabulaire par un test de compréhension, la notion de vocabulaire est associée aux connaissances sémantiques sur les mots. Mais ce n'est pas la seule façon d'envisager et mesurer le vocabulaire : l'évaluation de la connaissance orale du mot est une autre mesure de la notion générale qu'est le vocabulaire. Par exemple, Murray et al. (2022) ont montré que l'apprentissage d'un nouvel item est facilité lorsque le mot est connu à l'oral. Il paraît donc nécessaire de préciser le sens de ce terme très général.

L'hypothèse de qualité lexicale (« lexical quality hypothesis ») postule que pour lire un mot, il est nécessaire d'avoir des connaissances de deux types sur ce mot : d'un côté, des connaissances sur les formes orthographique et phonologique du mot, de l'autre des informations sémantiques sur la signification du mot (Perfetti, 2007). De manière similaire, Ouellette (2006) s'inspire de travaux en psycholinguistique qui avancent que les connaissances orales sont séparées, même si fortement liées, aux représentations sémantiques des mots (Levelt, Roelofs, & Meyer, 1999), et introduit la distinction entre largeur (le nombre de mots connus) et profondeur (la précision des connaissances pour chaque mot connu) du vocabulaire. La profondeur du vocabulaire est évaluée par des tests de définition et de synonymes ; la largeur du vocabulaire est évaluée par l'intermédiaire de tests de dénomination d'objets contenus dans des images, ou de choix d'une image à partir du nom.

Pour séparer l'implication de la phonologie lexicale et de la sémantique en lecture, Nation and Cocksey (2009) ont mené une étude chez des enfants anglophones âgés de 7 ans. Ils ont demandé à ces enfants de lire des mots, et ont évalué leur familiarité orale avec ce mot par le biais d'une tâche de décision lexicale phonologique, ainsi que leur connaissance sémantique de ce mot par le biais d'une tâche de définition du mot. La moitié des mots étaient réguliers, l'autre moitié irréguliers. Pour les mots irréguliers seulement, ils ont trouvé une association forte entre connaissance orale du mot et justesse de la lecture. En revanche, ils n'ont trouvé aucun lien entre la connaissance sémantique d'un mot et sa lecture correcte, au delà de la familiarité orale. Cela suggère que la connaissance de la forme orale d'un mot serait plus importante pour le lire correctement que la connaissance de sa signification. Les résultats de l'étude de Nation and Cocksey (2009) ne montrent donc pas clairement que le lien entre vocabulaire (pris dans un sens général) et lecture est de nature sémantique. Dans une autre étude de McKague, Pratt, and Johnston (2001), l'apport de la sémantique au-delà de la connaissance du mot n'a pas non plus été mis en évidence. Des enfants anglophones en première année ont appris la forme phonologique de mots, ainsi que la signification de la moitié des mots. L'apprentissage orthographique a été facilité pour les deux types de mots, mais aucun avantage n'est ressorti pour les mots appris avec leur signification. Le fait que les items appris soient tous réguliers limite la portée des résultats de l'étude, mais ces données ne confortent pas l'idée que la sémantique joue un rôle essentiel dans l'apprentissage de nouveaux mots.

En revanche, il semblerait plutôt que la connaissance orale d'un mot soit un facteur déterminant pour apprendre des nouveaux mots. Ces résultats sont notamment cohérents avec l'idée que pour les mots dont la prononciation est approximative, la connaissance orale du mot est nécessaire pour l'identifier sur la base d'une prononciation partiellement correcte. En effet, pour un mot régulier dont la prononciation est correcte, la connaissance du mot à l'oral n'est pas nécessaire. En revanche, si la prononciation d'un mot est approximative, la correction de prononciation est nécessaire pour pouvoir identifier correctement le mot, et donc la connaissance de la forme orale du mot est également nécessaire, indépendamment de sa signification. Cela suggère que le vocabulaire oral joue un rôle plus important pour les mots difficiles à traiter analytiquement.

Au niveau de l'item, il a déjà été montré que la connaissance orale d'un mot facilite son apprentissage (Murray et al., 2022; Wegener et al., 2018). Au niveau du corpus, une étude s'est penchée sur le rôle entre largeur du vocabulaire oral et capacité de correction. Tunmer and Chapman (2012) font l'hypothèse que la capacité de correction évoquée précédemment fait le lien entre largeur du vocabulaire oral et apprentissage de nouveaux mots. Plus précisément, l'apprentissage de nouveaux

mots serait facilité lorsque les connaissances orales d'un lecteur sont mises à profit pour permettre des tentatives de correction. Pour tester cette hypothèse, ils ont mené une étude longitudinale de trois ans (entre la première et la troisième année) sur des enfants anglophones. Cette étude suggère que la largeur du vocabulaire en première année contribue indirectement aux compétences en traitement analytique et en reconnaissance de mots mesurées en troisième année. La capacité de correction ferait l'intermédiaire entre la largeur du vocabulaire en première année et les compétences en traitement analytique et en reconnaissance de mots de la troisième année. Cela suggère premièrement que la capacité de correction joue un rôle important dans l'identification des mots, et qu'un vocabulaire développé (en largeur) est essentiel pour développer des capacités de correction efficaces.

De plus, de manière plus intrigante, la capacité de correction semble également jouer un rôle dans le développement des compétences de traitement analytique. Elbro et al. (2012) font l'hypothèse que lorsqu'une correction de prononciation permet à un lecteur d'identifier puis apprendre un nouveau mot, ce nouveau mot est une nouvelle entrée lexicale comportant éventuellement de nouvelles combinaisons entre lettres et sons, ce qui permet au lecteur de développer ses connaissances implicites de traitement analytique. En retour, des mots avec des patterns orthographiques de plus en plus complexes peuvent être identifiés et appris de manière implicite, fournissant ainsi de nouvelles occasions de développer ses compétences en traitement analytique.

2.4.3 Le rôle du contexte dans l'apprentissage

Pour résumer, les études précédentes suggèrent que la connaissance orale d'un mot peut faciliter son apprentissage, notamment en jouant un rôle dans la correction de prononciation. La sémantique semble, elle, jouer un rôle plus limité. Cependant, on peut noter que dans l'étude de Nation and Cocksey (2009) par exemple, les mots étaient présentés hors contexte. Il est possible que la présence de contexte aurait renforcé le lien entre connaissances sémantiques et lecture (Nation & Cocksey, 2009).

Pour étudier cette question, Wang, Castles, Nickels, and Nation (2011) ont comparé l'apprentissage de nouveaux mots en contexte et hors contexte chez des enfants anglophones de deuxième année. Ils ont observé un effet facilitateur du contexte pour l'apprentissage de mots irréguliers, mais pas pour l'apprentissage des mots réguliers. Cela suggère que le contexte joue un rôle dans l'identification d'un mot à partir d'une prononciation partiellement correcte. De manière similaire, Chapman (1998) a montré que, dans une tâche de lecture de nouveaux mots, le contexte était principalement utile pour les mots irréguliers et les lecteurs intermédiaires. L'auteur de l'étude fait l'hypothèse que pour les lecteurs débutants, le contexte n'est pas suffisant pour pallier une difficulté en lecture, et que, pour les lecteurs experts, il n'est plus nécessaire. Pour les lecteurs intermédiaires en revanche, le contexte serait particulièrement utile, car la prononciation approximative serait souvent suffisamment proche de la forme phonologique attendue pour permettre l'identification du mot. Ainsi, l'utilité du contexte en lecture semble liée à la difficulté à lire l'item en question, notion générale qui regroupe à la fois les difficultés de traitement analytique et la prédictibilité de la prononciation de l'item.

Dans l'étude de Murray et al. (2022), le contexte favorise également l'apprentissage des mots irréguliers connus à l'oral (49 % d'apprentissage correct en contexte contre 28 % d'apprentissage correct hors contexte). Pour les mots irréguliers non connus à l'oral en revanche, le contexte ne permet évidemment pas de lire correctement les mots cibles, les auteurs ne présentent donc pas les résultats dans l'article. Pour les mots réguliers, aucune différence n'a été trouvée entre lecture en contexte et hors contexte, probablement parce que ces mots peuvent être lus correctement par traitement analytique. De plus, Nation, Angell, and Castles (2007) n'ont pas montré d'effet du contexte

pour l'apprentissage de pseudo-mots, dont la forme orale n'était donc pas connue préalablement par le lecteur. Il semblerait donc que l'interaction du contexte et du vocabulaire oral facilite l'apprentissage, en particulier l'apprentissage des mots irréguliers. Pour expliquer cette interaction, Ricketts, Davies, Masterson, Stuart, and Duff (2016) font l'hypothèse que le contexte permet de faire le lien entre la « prononciation orthographique » et la forme phonologique du mot. Ce lien pourrait se faire au moment de la tentative de correction (Elbro & de Jong, 2017). Ainsi, indépendamment des compétences en traitement analytique d'un lecteur débutant, le fait de connaître la forme phonologique d'un mot et sa capacité à utiliser le contexte pour identifier le mot à partir d'une prononciation partiellement correcte semblent être décisifs pour l'apprentissage de la lecture.

2.5 Analyse critique pour le développement du modèle

Dans les parties précédentes, nous avons introduit le cadre théorique des recherches sur l'apprentissage de la lecture : la théorie d'auto-apprentissage. Nous avons vu que, selon cette théorie, l'apprentissage de la lecture se ferait essentiellement de manière implicite et incidente. La clé de l'apprentissage de la lecture résiderait dans l'apprentissage de formes orthographiques spécifiques via un traitement analytique effectué par décodage phonologique. L'implémentation de la théorie d'auto-apprentissage par les modèles double-voie nous a amenés à nous poser trois questions théoriques : Q1) Quelles sont les unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots? Q2) Quelles sont les connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots? Q3) Quels éléments viennent favoriser l'apprentissage lorsque la prononciation du nouveau mot est imprévisible? Nous allons maintenant présenter une analyse critique des réponses apportées à chacune de ces trois questions, avant de formuler nos hypothèses de développement du modèle. Ces hypothèses définissant les ingrédients que nous utiliserons pour définir le modèle BRAID-Acq, et notamment sa structure. Quand cela sera pertinent, nos hypothèses seront comparées aux hypothèses des auteurs des autres modèles computationnels de lecture. Ces modèles sont les suivants : le modèle Triangle (Seidenberg & McClelland, 1989), le modèle Multi-Trace Memory (MTM) (Ans et al., 1998), le Junction Model of Reading (JMR) (Kello, Sibley, & Plaut, 2005) et enfin le modèle Naive Discriminative Reading Aloud (NDRA) (Hendrix et al., 2019).

2.5.1 Quelles sont les unités perceptives du traitement des nouveaux mots?

Nous avons vu précédemment que la pertinence du graphème est remise en question, à la fois comme unité descriptive des relations entre l'écrit et l'oral (Meletis, 2019) et comme unité saillante du traitement des nouveaux mots (Chetail, 2020). D'autres unités plus larges ont été proposées, comme la syllabe ou la rime (Doignon-Camus & Zagar, 2014). D'autres approches suggèrent que le traitement des nouveaux mots pourrait également reposer sur plusieurs tailles de grains (« flexible-unit-size-hypothesis ») (Brown & Deavers, 1999) et que les stratégies à large grain phonologique (« Grain Size Theory ») (Ziegler & Goswami, 2005) et visuel (Lallier & Carreiras, 2018) émergeraient en réponse à l'exposition à une langue opaque.

Dans cette partie, nous allons voir qu'un raisonnement fondé sur une taille de grains uniquement phonologique omet toute une dimension caractérisant la différence entre les langues transparentes et les langues opaques, et plus généralement caractérisant les difficultés rencontrées par une personne qui apprend à lire. Nous faisons l'hypothèse que le grain visuel caractérise mieux les difficultés auxquelles un lecteur fait face lors de cet apprentissage. Pour le développement de notre modèle, nous proposons de ne faire reposer le traitement des nouveaux mots sur aucune unité linguistique fixée a priori, mais de segmenter le stimulus en sous-portions à travers des captures visuo-attentionnelles

successives. Ainsi, le traitement d'un stimulus se fera par analogie aux mots orthographiquement similaires à la portion du stimulus qui est sous le focus visuo-attentionnel.

2.5.1.1 Le grain phonologique et le grain visuel : deux visions de la lecture

Il semblerait que se reposer sur des relations liant uniquement des graphèmes et des phonèmes ne soit pas suffisant pour apprendre à lire des nouveaux mots, en particulier dans une langue opaque (Schmalz et al., 2015). La « Grain Size Theory » a donc proposé l'idée suivante : les lecteurs débutants d'une langue transparente pourraient se concentrer uniquement sur les petits grains pour lire des nouveaux mots, alors que les lecteurs débutants d'une langue opaque seraient contraints de développer des stratégies à différentes tailles de grain (Ziegler & Goswami, 2005).

Comment définir la taille du grain ? La définition de la taille d'un grain mérite qu'on s'y attarde. D'une part, la « Grain Size Theory » propose de se reposer sur des unités à plus large grain phonologique, comme la syllabe phonologique. Cette hypothèse se place dans une vision particulière de la lecture, dans laquelle l'écrit n'est que le reflet de l'oral. Dans cette vision, une séquence de lettres n'a de sens que lorsqu'elle est directement associée à un ou plusieurs phonèmes. La taille du grain phonologique d'une séquence correspond alors au nombre de phonèmes associés à cette séquence de lettres. Par exemple, dans le mot français « beau », la séquence « eau » correspond à un petit grain phonologique, puisqu'elle est associée au phonème /o/. D'autre part, Lallier and Carreiras (2018) affirment que pour apprendre à lire dans une langue opaque, il est également nécessaire de prendre en compte des unités à plus large grain visuel, c'est-à-dire augmenter le nombre de lettres traitées simultanément. La taille du grain visuel d'une séquence correspond alors au nombre de lettres de cette séquence. Par exemple, pour traiter simultanément les trois lettres « eau » correspondant au son /o/, il faut adopter un grain visuel large. Dans la première vision, le traitement d'un nouveau mot se fait à partir d'unités fonctionnelles, le graphème et la syllabe orthographique. Dans la deuxième vision, l'unité du traitement est la lettre, qui n'a pas de valeur fonctionnelle a priori puisqu'on ne peut pas toujours associer une unité psycholinguistique à un nombre quelconque de lettres.

Les deux définitions de taille de grain, visuel et phonologique, peuvent sembler refléter la même idée au premier abord, et être notamment pertinentes pour étudier les différences inter-langues : en effet, dans une langue transparente, le traitement des nouveaux mots peut souvent reposer sur des correspondances graphèmes-phonèmes simples, qui correspondent à la fois à un petit grain visuel et à un petit grain phonologique, c'est-à-dire qu'une lettre correspond à un phonème. Par exemple, pour lire le mot « mögen » en allemand (aimer), le traitement analytique peut se faire à la fois lettre-à-lettre et graphème-par-graphème. Au contraire, dans une langue opaque, il est souvent nécessaire de se reposer à la fois sur un large grain visuel et sur un large grain phonologique pour lire un mot. Par exemple, pour lire le mot « gentil » en français, il est nécessaire de prendre en compte la voyelle suivant le « g » pour déterminer sa prononciation. Ainsi, la séquence pertinente à considérer est la suite de lettres « gen », qui se définit à la fois par un large grain visuel (trois lettres) et un large grain phonologique (une syllabe contenant deux phonèmes). Les exemples de mots appartenant à une langue transparente et pouvant être lus avec un petit grain à la fois visuel et phonologique sont très nombreux, tout comme les exemples de mots appartenant à une langue opaque et nécessitant une lecture avec un grain plus large à la fois visuel et phonologique.

Investigation empirique de la « Grain Size Theory » Cependant, dans les études comportementales cherchant à mettre en évidence des différences dans les tailles de grain entre les langues transparentes et opaques, les mots choisis ont souvent des tailles de grain visuel et phonologique n'allant pas dans le même sens. Par exemple, Goswami et al. (2003) ont étudié les grains de lecture

dans une langue transparente, l'allemand, et dans une langue opaque, l'anglais. Dans cette étude, deux listes de pseudo-mots étaient créées dans chaque langue à partir de mots de référence, dans le but d'induire soit des stratégies de lecture à large (L) grain, soit des stratégies à petit (P) grain. Par exemple, pour l'allemand, les listes étaient construites à partir de mots de référence comme « Banane », « Lesen », « Nase » et « Rot ». La première liste de pseudo-mots (L), dont faisaient partie « Ganane », « Nesen », « Tase » et « Dot », était censée induire une stratégie à large grain en favorisant un traitement par analogie de rime avec les mots de référence. La seconde liste de pseudo-mots (P), dont faisaient partie « Gannaane », « Neesen », « Tahse » et « Dodt », était censée induire une stratégie à petit grain, car une analogie de rime n'est pas possible.

D'une part, le raisonnement à la base de la création de ces listes est discutable : selon Goswami et al. (2003), lorsqu'un mot peut être lu par une stratégie à large grain, c'est-à-dire lorsqu'un mot permettant une analogie de rime existe dans la langue, alors la stratégie à large grain est préférée parce qu'elle a toutes les chances de permettre une lecture correcte et rapide. Pourtant, la « Grain Size Theory » avance l'idée que des stratégies à large grain phonologique se développent par nécessité, en particulier dans les langues opaques, pour lesquelles les stratégies à plus petit grain sont inefficaces. Dans une langue transparente, comme l'allemand, une stratégie à large grain phonologique ne serait donc pas nécessaire. Ici, tous les pseudo-mots de la liste (L) pouvaient être lus par application de conversions graphèmes-phonèmes non contextuelles, donc par application d'une stratégie à petit grain à la fois visuel et phonologique. Il est donc parfaitement possible que les lecteurs débutants allemands appliquent une stratégie à petit grain visuel et phonologique pour lire ces nouveaux mots. La liste (L) est censée induire une stratégie à large grain phonologique dans une langue transparente, ici l'allemand, alors que la « Grain Size Theory » fait l'hypothèse que les langues transparentes utilisent justement des stratégies à plus petit grain phonologique.

Si l'on considère maintenant les pseudo-mots de la liste (P), ils devraient induire effectivement une stratégie à petit grain phonologique car les patterns orthographiques qui les composent sont rares, voire inexistantes dans la langue, et ne correspondent donc à aucune unité phonologique à large grain. En revanche, on pourrait argumenter que cette liste oblige le lecteur à utiliser une stratégie à large grain visuel, car elle contient un grand nombre de graphèmes complexes, qui ne sont pas naturellement présents en allemand : on compte seulement 5 mots contenant des graphèmes complexes sur les 24 mots de référence, 5/24 pour les pseudo-mots de la liste L, mais 18/24 pour les pseudo-mots de la liste (P). Ainsi, la liste (P) est en fait une liste de pseudo-mots qui 1) nécessitent une stratégie à large grain visuel de manière artificiellement élevée par rapport à la fréquence naturelle des graphèmes complexes dans la langue et 2) contiennent de nombreux patterns orthographiques très peu fréquents dans la langue, comme de nombreuses voyelles doublées. Ces deux caractéristiques sont représentatives des langues opaques, pour lesquelles Goswami et al. (2003) et plus tard la « Grain Size Theory » font l'hypothèse que les stratégies à plus large grain sont préférées. Pourtant, Goswami et al. (2003) affirment que cette liste de mots est censée induire une lecture à plus petit grain phonologique.

Pour résumer, la « Grain Size Theory » fait l'hypothèse que les langues transparentes utilisent majoritairement un petit grain phonologique, alors que les mots de la liste (P) sont plutôt caractéristiques d'une langue opaque. D'autre part, elle fait également l'hypothèse que les langues opaques utilisent majoritairement un large grain phonologique, alors que les mots de la liste (L) sont caractéristiques de l'allemand, une langue transparente. Ainsi, il semblerait que l'analyse fondée sur le grain phonologique ne suffise pas à caractériser les différences entre les langues transparentes et opaques.

La pertinence du grain visuel De manière plus générale, au sein d'une unique langue qui ne serait pas parfaitement transparente, le grain phonologique ne suffit pas à caractériser les difficul-

tés rencontrées par un lecteur pour lire un mot. Nous avançons l'idée que le grain visuel est plus pertinent que le grain phonologique pour caractériser ces difficultés. Mis à part lorsqu'une langue est parfaitement transparente, un traitement analytique lettre-à-lettre dans une langue donnée ne permet pas toujours de lire un nouveau mot correctement, pour deux raisons principales : 1) les inconsistances graphémiques obligent le lecteur à prendre en compte des unités plus larges que le graphème et 2) un graphème est parfois constitué de plusieurs lettres.

Premièrement, en raison des inconsistances graphémiques, il est indispensable de ne pas se limiter aux graphèmes pour diminuer l'incertitude sur la prononciation. Par exemple, le mot « gentil », en particulier son premier phonème, est correctement lu en prenant en compte un grain phonologique plus large, ici la syllabe « ʒã », et pas seulement « ʒ ». Cette relation liant les différents éléments d'une syllabe est implémentée dans les modèles double-voie sous forme d'une règle contextuelle. Par ailleurs, se reposer sur un grain phonologique plus large (la syllabe) permet ici de prendre en compte le contexte intra-mot. Cela revient à considérer un grain visuel élargi et prendre en compte trois lettres (« gen ») au lieu d'une (« g »). Cette première dimension est donc capturée à la fois en considérant le grain visuel ou le grain phonologique.

Deuxièmement, un phonème correspond souvent à plusieurs lettres (par exemple, « eau » en français), ce qui constitue une difficulté supplémentaire pour le lecteur débutant, en l'obligeant encore une fois à traiter plusieurs lettres simultanément. Cette dimension est capturée uniquement par le grain visuel. Nous faisons l'hypothèse que le grain visuel prenne mieux en compte ces deux dimensions, et permette de décrire de manière plus satisfaisante la difficulté à traiter un item.

2.5.1.2 Plusieurs unités ou pas d'unité du tout ?

Nous proposons donc d'envisager le traitement d'un nouveau mot à travers le prisme du grain visuel. Contrairement à ce que propose la « Grain Size Theory », nous ne proposons pas de faire reposer le traitement sur des unités de taille phonologique variée, mais de faire varier le nombre de lettres prises en compte simultanément pour lire le nouveau mot. Ces deux propositions ne diffèrent pas seulement par la modalité envisagée : en se focalisant sur le grain visuel, les lettres traitées simultanément ne correspondent pas forcément à une unité linguistique fixée a priori. Au contraire, en se focalisant sur le grain phonologique, les unités, comme le graphème ou la syllabe, ne peuvent pas être constituées d'un nombre quelconque de lettres, car elles doivent avoir une fonction phonologique. Ainsi, pour développer une lecture à différentes tailles de grain, il serait nécessaire de développer des procédures différentes pour chaque unité, à la fois de segmentation et de conversion, ce qui semble complexe. Certains modèles de lecture double-voie proposent de faire reposer le traitement sur plusieurs unités de taille fixée a priori : par exemple, Grainger, Dufau, Montant, Ziegler, and Fagot (2012) proposent que le traitement de la voie lexicale se fasse en segmentant le stimulus en unités appelées « open-bigrams » et que celui de la voie sous-lexicale se fasse en segmentant le stimulus en graphèmes. La segmentation en syllabes n'est pas nécessaire puisque seuls les mots monosyllabiques sont traités par le modèle. Nous pensons qu'il n'est pas parcimonieux de faire reposer le traitement sur de multiples procédures de segmentation et de traitement, chacune nécessitant l'identification et le traitement d'une unité linguistique particulière.

De plus, au-delà de la multiplicité des unités à considérer, il ne semble pas toujours pertinent de faire reposer le traitement d'un mot sur une (ou plusieurs) unité psycholinguistique précise, car la prise en compte du contexte intra-mot ne se limite pas toujours à la prise en compte d'une unité phonologique plus large : par exemple, pour lire correctement le nouveau mot « banane », il est nécessaire de prendre en compte la portion de mot « ana », pour obtenir les phonèmes /an/ et non pas /a/. Cet ensemble de lettres se situe à cheval sur deux syllabes, et l'idée de prendre en compte des unités phonologiques plus larges ne semble pas pertinente ici. Dans les modèles double-voie, ce problème ne se poserait pas, puisque la segmentation du stimulus en graphèmes (« b.a.n.a.n.e »)

n'aurait laissé qu'une seule possibilité : les deux phonèmes /an/. Cependant, pour savoir si la segmentation graphémique du mot contient le graphème « an » ou les deux graphèmes « a » et « n », le contexte du mot est nécessaire, contexte ne se limitant pas à la syllabe. Comme dans les modèles d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), la segmentation graphémique n'est pas apprise par le modèle mais est celle de la version experte du modèle, la difficulté liée à ce type d'exemples a été contournée.

Nous proposons de nous focaliser sur le grain visuel, et de ne fixer a priori aucune unité pour le traitement analytique de nouveaux mots. Ce dernier est donc moins contraint et ne nécessite pas de procédure sophistiquée de segmentation en unités linguistiques phonologiques prédéfinies, ce qui nous paraît plus parcimonieux. En particulier, nous proposons d'abandonner la segmentation du stimulus en graphèmes, mais de traiter simultanément un nombre variable de lettres, qui ne s'alignent pas nécessairement avec des unités linguistiques. Par exemple, dans une perspective phonologique, « on » dans le mot « bon » correspond à un graphème, alors que « ci » dans le mot « cité » contient deux graphèmes, liés par une règle contextuelle. En revanche, dans une perspective visuelle, « on » et « ci » ne sont rien de plus que deux séquences de deux lettres. Nous faisons l'hypothèse que les régularités statistiques liées au graphème et à la syllabe émergent simplement des régularités liant des séquences de lettres de longueur variable, sans besoin de segmenter explicitement le stimulus selon les frontières d'une de ces unités linguistiques.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : UNITÉS DU TRAITEMENT DES NOUVEAUX MOTS

Le modèle ne fait aucune hypothèse spécifique et ne privilégie aucune unité de traitement prédéfinie (graphème, syllabe orthographique). Le stimulus n'est pas segmenté selon les frontières d'unités linguistiques prédéfinies lors du traitement des nouveaux mots.

Certains modèles computationnels de lecture ou d'apprentissage ne font reposer le traitement visuel sur aucune unité prédéfinie. Tout d'abord, le modèle « Automaticity in Reading » (Ladavas & Samuels, 1974), bien que théorique et non-implémenté, mentionne des « spelling patterns », qui peuvent être de tailles différentes et ne sont pas définies sur des critères psycholinguistiques a priori. En ce qui concerne les modèles computationnels, le modèle Triangle (Seidenberg & McClelland, 1989), est un des plus vieux modèles de lecture ne reposant pas sur l'unité graphémique. Les auteurs du modèle proposent d'abandonner le découpage du stimulus en graphèmes en raison de l'insuffisance descriptive du graphème, en particulier en début d'apprentissage, période au cours de laquelle les mots irréguliers seraient sur-représentés en langue anglaise, notamment parce que les mots les plus fréquents sont appris en premier (Seidenberg & McClelland, 1989). Dans ce modèle connexionniste, l'entrée orthographique est codée comme l'ensemble des triplets de lettres qui la composent. C'est ce codage non contraint par une unité en particulier qui facilite l'émergence des connaissances statistiques du réseau. Ainsi, l'apprentissage de connaissances par mise à jour des poids de connexions rendrait le modèle sensible aux patterns orthographiques et lui permettrait d'extraire de la langue des relations statistiques plus fines que les règles de conversion graphèmes-phonèmes. Ce même codage est choisi par le modèle JMR (Kello et al., 2005) pour les mêmes raisons.

Au contraire, Le modèle NDRA (Hendrix et al., 2019), même s'il est également distribué et s'inspire du modèle Triangle, repose sur un codage différent de l'entrée orthographique. Les unités de ses deux réseaux sont dites localistes, puisque chacune d'entre elles se rapporte à une seule unité : une lettre ou un bigramme pour la partie orthographique ; une voyelle soit précédée d'un onset, soit suivie par une coda, pour la partie phonologique. Cet encodage serait, selon les auteurs du modèle, l'encodage le moins riche permettant le meilleur taux de performance. Ainsi, même sans faire reposer le traitement sur une unité psycholinguistique précise, ils arrivent à rendre compte de données

expérimentales. Enfin, dans le modèle MTM (Ans et al., 1998), l'unité du traitement est la lettre. Le modèle code ses entrées orthographiques sous la forme d'un ensemble de clusters de positions. Chaque cluster est constitué d'unités élémentaires codant pour des lettres. De plus, le découpage du stimulus lors du traitement analytique se fait à travers les captures visuo-attentionnelles. La taille de la fenêtre visuo-attentionnelle ne correspond pas nécessairement à une unité psycholinguistique précise, mais comme les connaissances mobilisées lors du traitement analytique portent sur des syllabes contextualisées, la syllabe reste une unité privilégiée pour le traitement analytique du modèle.

2.5.1.3 Le rôle de l'attention visuelle dans la segmentation du stimulus

L'idée de « prendre en compte plus de lettres », pour former un groupement de lettres qu'on peut qualifier de « pattern orthographique », semble peu spécifique. En particulier, contrairement au point de vue phonologique qui induit une segmentation en unités phonologiques précises, aucune hypothèse sur le nombre de lettres traitées simultanément ne découle directement de l'adoption de la notion de « grain visuel ». En théorie, la taille de grain nécessaire pour lire un mot correspond au nombre de lettres à prendre en compte pour lire correctement ce mot. En pratique, le nombre de lettres pouvant être traitées simultanément par un lecteur est limité par ses capacités visuo-attentionnelles (Lallier & Carreiras, 2018). Cela suggère que l'utilisation de stratégies à plus large grain visuel n'est pas seulement limitée par les connaissances d'un lecteur sur des patterns orthographiques plus larges, comme le suggère la « Grain Size Theory », mais également par les capacités visuo-attentionnelles de ce lecteur. Plus un lecteur améliore ses capacités visuo-attentionnelles, plus ses captures visuo-attentionnelles seront larges, et plus il sera en mesure de ne pas se limiter à du lettre-à-lettre. Il sera capable de prendre en compte des patterns orthographiques plus larges, et sa lecture s'en trouvera améliorée. Le grain visuel « observé » est donc directement lié aux captures visuo-attentionnelles effectuées sur un mot. Nous faisons l'hypothèse que les captures visuo-attentionnelles définissent quelle portion d'un stimulus est traitée à un instant donné. Les captures visuo-attentionnelles successives fournissent naturellement une segmentation du mot, et la taille du grain utilisé varie selon la largeur des captures visuo-attentionnelles.

Notre proposition est proche de la proposition théorique formulée par Glushko (2017) :

« In an activation and synthesis framework, complete pronunciations are not retrieved one at a time from the lexicon. Instead, as letters in the target item are identified, an entire neighborhood of words that share orthographic features are activated in memory. »
(Glushko, 2017, p.19)

Cette idée peut être reformulée à la lumière de l'attention visuelle : le traitement analytique d'un nouveau mot se fait en plusieurs captures visuo-attentionnelles. A chaque nouvelle capture visuo-attentionnelle, de nouvelles lettres sont identifiées, celles qui sont sous focus attentionnel. Les lettres ainsi identifiées activent les mots du lexique et les portions de mots qui sont similaires contribuent au traitement analytique.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : SEGMENTATION DU STIMULUS

La segmentation du stimulus en sous-portions se fait sur la base des captures visuo-attentionnelles successives. La lecture d'un stimulus se fait par activation des mots du lexique partageant les mêmes lettres que lui sous le focus attentionnel.

D'autres modèles se concentrent également sur les processus visuo-attentionnels pour expliquer les performances en lecture. Un des premiers modèles théoriques d'apprentissage de la lecture, le modèle « Automaticity in Reading » (Lalberge & Samuels, 1974), plaçait déjà l'attention visuelle au

cœur de la lecture. Leur hypothèse était qu'en début d'apprentissage, les lecteurs ont besoin d'attention pour traiter les traits visuels des lettres, ces dernières ne pouvant pas encore être traitées comme un tout. Avec l'entraînement, la lettre est mémorisée et son identification s'automatise, ce qui libère les ressources attentionnelles. L'attention est alors mobilisée pour traiter des séquences de plusieurs lettres et former des unités de rang supérieur. Les lecteurs deviennent progressivement capables de traiter des segments de plus en plus grands de manière simultanée (Laberge & Samuels, 1974). En ce qui concerne les modèles computationnels, très peu de modèles accordent une place importante aux processus visuels, même si certains les mentionnent (Pritchard et al., 2018). La plupart des modèles connexionnistes traitent l'ensemble des lettres du mot de manière parallèle, comme le modèle en Triangle (Seidenberg & McClelland, 1989). On peut cependant noter que le modèle computationnel connexionniste MTM (Ans et al., 1998) modélise les processus visuo-attentionnels en jeu lors de la lecture, à travers une fenêtre attentionnelle permettant une répartition uniforme de l'attention sur le mot entier (traitement global) ou des portions de mots (traitement analytique).

2.5.1.4 Une seule procédure, plusieurs types de traitement

L'attention visuelle a la propriété d'être flexible. Un lecteur peut donc lire plusieurs mots avec des captures visuo-attentionnelles plus ou moins larges. Ainsi, à partir d'un unique mécanisme, il est possible de simuler plusieurs types de traitement : un traitement plutôt sériel si les captures visuo-attentionnelles sont peu larges, un traitement plus global si les captures visuo-attentionnelles sont plus larges. Ainsi, il n'est plus nécessaire de supposer deux mécanismes pour expliquer le traitement global des mots connus et le traitement analytique des nouveaux mots. En utilisant la même procédure, mais en faisant varier la taille des captures attentionnelles, il est possible de décrire les deux types de traitements avec un mécanisme unique.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : TRAITEMENT ANALYTIQUE ET TRAITEMENT GLOBAL

Le traitement analytique et le traitement global sont deux facettes d'un même mécanisme, selon la distribution de l'attention visuelle sur le stimulus.

Le traitement analytique et le traitement global sont deux facettes d'un même mécanisme, selon la distribution de l'attention visuelle sur le stimulus.

Parmi les modèles cités précédemment, deux modèles ont également cherché à simuler à la fois un traitement analytique et un traitement global, sans postuler deux traitements de nature différente, mais en adaptant le traitement. Tout d'abord, le modèle MTM (Ans et al., 1998) simule deux procédures de lecture à partir du même ensemble de connaissances, grâce à une fenêtre attentionnelle de taille variable : un stimulus peut être lu soit analytiquement (en plusieurs captures attentionnelles) si la taille de la fenêtre est réduite, soit globalement (en une seule capture attentionnelle) si elle s'étend sur tout le mot. Lors de la lecture d'un stimulus, un traitement global est toujours tenté prioritairement. S'il échoue, le modèle bascule en traitement analytique. Les deux procédures successives reposent sur des principes computationnels identiques, et ne diffèrent que par la taille de la fenêtre attentionnelle. De plus, la procédure utilisée ne dépend pas directement du type de stimulus utilisé (mot connu ou mot nouveau). Même si la procédure analytique est essentiellement utilisée pour le traitement des nouveaux mots, ce lien est seulement indirect : le modèle adapte lui-même sa procédure de traitement lorsque le traitement global échoue, sans connaître la nature du stimulus en entrée. Le modèle JMR (Kello et al., 2005) permet, lui aussi, de simuler un traitement global et un traitement analytique grâce à l'introduction de la notion de « mode de traitement » au sein de la même procédure : un paramètre appelé « input gain » permet de lire un mot plutôt sur la base des régularités, ou au contraire plutôt sur la base d'items en particulier. Lorsque l'input gain est faible,

le traitement du pattern d'entrée repose sur l'activation d'un grand nombre de mots connus similaires, ce qui a pour effet de « moyenniser » les irrégularités, et ainsi les faire disparaître. Au contraire, lorsque l'input gain est élevé, le nombre d'éléments similaires utilisés est plus faible, ce qui empêche le modèle de généraliser. En revanche, le modèle n'adapte pas lui-même son mode de traitement, car l'input gain est un paramètre d'entrée.

2.5.2 Quelle est la nature des connaissances utilisées lors du traitement des nouveaux mots ?

Nous avons vu précédemment que les connaissances lexicales sont impliquées dans la lecture de nouveaux mots. Les effets de régularité et de consistance, classiquement considérés comme marqueurs de traitements sous-lexicaux et lexicaux, capturent chacun une dimension du traitement des nouveaux mots. Cependant, la notion de consistance, liée aux connaissances lexicales, serait plus pertinente cognitivement que la notion de régularité.

Dans cette partie, nous verrons que, comme le faisait déjà remarquer Glushko (1979), le terme « lexical » est souvent utilisé pour désigner à la fois un traitement faisant appel aux représentations orthographiques et phonologiques des mots, ainsi qu'un traitement portant sur tout le mot. Nous verrons que cette confusion terminologique a mené à une assimilation entre les termes « non-lexical » et « sous-lexical ». Nous proposerons donc de bien faire la distinction entre ces deux termes, distinction qui est essentielle dans le cas de la lecture par analogie que nous proposons. Pour le développement de notre modèle, nous faisons l'hypothèse que le traitement est de nature lexicale dans tous les cas, puisqu'il repose sur des connaissances mémorisées sur les mots de la langue. Il peut néanmoins être analytique lorsqu'il porte sur des portions de mots.

2.5.2.1 Confusion entre taille des unités et nature des connaissances

Dans l'étude des mécanismes de lecture, deux types de traitement sont souvent distingués. Le premier type de traitement est le traitement lexical. Il est notamment défini par Kay and Marcel (1981) :

« a lexical process which makes reference to knowledge of the spelling and pronunciation of specific known words. » (Kay & Marcel, 1981, p. 398)

Avec cette définition, ce terme s'oppose au terme « non-lexical », défini par le même auteur :

« a non-lexical process which makes no direct reference to any knowledge of words. » (Kay & Marcel, 1981, p. 398)

L'opposition entre les termes « lexical » et « non-lexical » semble donc se rapporter à la nature des connaissances utilisées pour effectuer une tâche : un traitement lexical nécessite des connaissances spécifiques sur l'orthographe et la prononciation de mots en particulier, alors qu'un traitement non-lexical nécessite des connaissances abstraites des connaissances lexicales, résumant le lien entre l'orthographe et la prononciation des mots d'une langue. Dans les travaux des années 1980, le terme « non-lexical » est notamment utilisé pour décrire une lecture qui se ferait par l'application de règles de conversion graphèmes-phonèmes (Goswami, 1986; Humphreys & Evett, 1985; Kay & Marcel, 1981; Parkin, 1982). Son utilisation se place généralement dans le cadre théorique des modèles double-voie, qui postulent deux types de traitement en lecture, implémentés dans deux voies distinctes : une voie lexicale impliquant l'accès à des connaissances lexicales, ainsi qu'une voie non-lexicale impliquant une conversion graphèmes-phonèmes non-lexicale (Coltheart et al., 1993).

Par définition, ces deux voies diffèrent dans la nature des connaissances utilisées. Elles ont également la propriété de différer dans la nature du traitement nécessaire à l'exploitation de ces connaissances (Humphreys & Evett, 1985). D'après Humphreys and Evett (1985) :

« In the nonlexical route, knowledge of abstracted spelling-to-sound rules is represented. To activate such spelling-to-sound rules, letter strings and words must be segmented into orthographic units of the appropriate size. » (Humphreys & Evett, 1985, p. 690)

L'idée de faire reposer le traitement sur des unités plus petites que le mot a fait naître le terme « sous-lexical » : les unités plus petites que le mot sont alors qualifiées d'« unités sous-lexicales » (Shallice, Warrington, & McCarthy, 1983), ou de « niveau sous-lexical » (Humphreys & Evett, 1985), même si cette terminologie reste peu répandue dans un premier temps. Au contraire, dans la voie lexicale des modèles double-voie, la phonologie et l'orthographe d'un mot sont des tous indivisibles, c'est-à-dire ne pouvant pas être segmentés en sous-portions (Coltheart et al., 1993). Ainsi, la voie lexicale des modèles double-voie n'est pas sous-lexicale, alors que la voie non-lexicale des modèles double-voie est sous-lexicale.

Comme les modèles double-voie constituent le cadre théorique principal au sujet de la lecture, les deux adjectifs « non-lexical » et « sous-lexical » ont été par la suite souvent directement associés. D'une part, lorsque les auteurs décrivent eux-mêmes leur modèle, ils qualifient généralement leur deuxième voie de « non-lexicale » (Coltheart, 2005; Coltheart et al., 1993, 2001; Ziegler & Goswami, 2006; Ziegler, Perry, & Coltheart, 2000; Ziegler et al., 2003), à l'exception des dernières versions Perry et al. (2013); Perry, Ziegler, and Zorzi (2014); Pritchard et al. (2018), où la terminologie « voie sous-lexicale » est employée, et certaines autres où les deux termes sont employés (Perry et al., 2007; Zorzi et al., 1998). D'autre part, lorsque d'autres auteurs décrivent ces modèles, la deuxième voie de traitement est parfois qualifiée de « non-lexicale » (Jared, 2002; Martens & Jong, 2008; Roux & Bonin, 2009), parfois de « sous-lexicale » (Ans et al., 1998; Joubert, 1998; Kello et al., 2005; Sprenger-Charolles et al., 2005). Dans la littérature comportementale, le terme « non-lexical » est aujourd'hui très peu employé, et le terme « sous-lexical » est quasiment systématiquement utilisé pour s'opposer au traitement lexical. Par exemple, Zoccolotti et al. (2005) écrit :

« In normal readers, the length of the item affected the number of saccades for pseudo-words, which require a sub-lexical procedure, but not for words, which can be accessed lexically. » (Zoccolotti et al., 2005, p. 369)

De même, comme le faisaient déjà remarquer Kay and Marcel (1981), le terme « lexical » est utilisé non seulement pour qualifier un traitement faisant référence à des connaissances lexicales, ce qui correspond à sa définition de base, mais également pour qualifier un traitement ne nécessitant pas de segmentation en unités de petite taille. Par exemple, Ziegler and Goswami (2005) associent l'adjectif « lexical » avec le fait de considérer le mot dans sa totalité :

« Theoretically, children learning to read languages with marked degrees of inconsistency may well also supplement sublexical recoding strategies with whole-word (lexical) knowledge. » (Ziegler & Goswami, 2005, p. 12)

Cette deuxième idée est une propriété de la voie lexicale du cadre théorique particulier qu'est le cadre double-voie, mais en aucun cas une propriété nécessaire d'un traitement lexical. Plus récemment, dans la « Grain Size Theory », le terme « lexical » est associé à un traitement du mot en unités de grande taille, plus larges que le graphème : Ziegler and Goswami (2005) mentionnent que les traitements sur les unités de grande taille sont lexicaux en écrivant la proposition suivante : « les informations lexicales (« unités de grande taille ») » (Ziegler, 2018, p. 12). Le terme « lexical » semble donc se rapporter ici à la fois à la nature des connaissances (définition de base) et à la taille des unités (propriété associée).

De notre point de vue, l'association systématique entre un traitement en plusieurs portions et un traitement ne faisant pas référence au lexique mène à des confusions. Cela mène à croire que

ces deux termes ont un sens équivalent. En particulier, cela porte à croire que *si* le traitement se fait par portions de petite taille *alors* les connaissances utilisées ne font pas référence au lexique. Cependant, cette implication n'est pas logiquement correcte, et la nature des connaissances, qu'elles soient abstraites ou spécifiques à des mots, est une question indépendante de la taille de la portion de mot traitée. De ce raisonnement erroné découle l'hypothèse de Goswami et al. (2003) : *si* un mot ne peut être lu par référence à des unités larges (car le mot contient un pattern orthographique très peu fréquent), *alors* un lecteur se repose nécessairement sur des plus petites unités, *et donc* sur des connaissances non-lexicales, comme des correspondances graphèmes-phonèmes (Ziegler & Goswami, 2005).

De plus, l'association entre « non-lexical » et « sous-lexical » devient problématique dès lors que l'on s'intéresse aux traitements par analogie. En effet, étant donné que l'analogie, en particulier l'analogie de rime, est décrite dans la littérature alternativement comme un traitement sous-lexical (« sub-lexical rhyme analogy strategy » (Ziegler & Goswami, 2005, p. 12)) et lexical (« These nonsense words could be read by using rhyme units (lexical analogies) » (Goswami et al., 2003, p. 239)), il serait contradictoire de considérer le terme « lexical » comme antonyme du terme « sous-lexical ». Nous proposons donc de garder une distinction claire entre les deux termes « non-lexical » et « sous-lexical ». Cette idée est en accord avec Kay and Marcel (1981), qui remettent en cause l'opposition entre « lexical » et « sous-lexical » et postulent que des traitements lexicaux peuvent porter sur des portions de mots. Un traitement analogique serait alors de nature lexicale, c'est-à-dire qu'il reposerait sur des connaissances spécifiques, orthographiques et phonologiques, sur des mots connus. De plus, ce traitement serait aussi sous-lexical, c'est-à-dire que le stimulus serait traité en plusieurs sous-portions.

2.5.2.2 Une unique source de connaissances

Dans la lignée des modèles théoriques d'analogie, et en désaccord avec les modèles double-voie, nous trouvons plus parcimonieux de faire, comme (Glushko, 1979), l'hypothèse que la lecture de nouveaux mots et de mots connus se fait à partir d'une unique source de connaissances, de nature lexicale. Nous proposons que le traitement de notre modèle soit à la fois de nature lexicale et sous-lexicale.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : UNIQUE SOURCE DE CONNAISSANCES

Le traitement du modèle utilise un unique ensemble de connaissances lexicales pour traiter tous les types de stimuli. De plus, son traitement est souvent de nature sous-lexicale puisqu'il peut porter sur des portions de mot.

Plusieurs modèles computationnels de lecture font également cette hypothèse : le modèle Triangle (Seidenberg & McClelland, 1989), le modèle MTM (Ans et al., 1998), le modèle JMR (Kello et al., 2005) et enfin le modèle NDRA (Hendrix et al., 2019). Ces modèles renforcent notre hypothèse en montrant effectivement qu'il est possible de lire correctement à la fois des pseudo-mots et des mots sans utiliser deux sources de connaissances distinctes sur les relations entre l'écrit et l'oral. Cependant, l'implémentation de ces modèles reflète des hypothèses différentes sur la nature de l'unique source de connaissances. Notre hypothèse est que ces connaissances sont de nature lexicale.

Tout d'abord, dans le modèle Triangle (Seidenberg & McClelland, 1989), les connaissances sont distribuées. Les poids des connexions comportent à la fois des connaissances spécifiques sur des mots en particulier et des connaissances générales sur les régularités statistiques de la langue. Ainsi, ces connaissances ne sont pas purement lexicales, puisque chaque unité du réseau code à la fois des connaissances sur des mots en particulier, et des connaissances sur des patterns retrouvés dans un

grand nombre de mots. Malgré cela, les effets lexicaux retrouvés en lecture de pseudo-mots sont simulés avec succès par le modèle, car les voisins orthographiques partagent des patterns orthographiques avec le mot cible, et vont donc influencer sa prononciation. Les autres modèles présentés ici diffèrent sur ce point. L'apprentissage du modèle MTM (Ans et al., 1998) ne consiste pas à mettre à jour des poids, comme pour le modèle Triangle, mais plutôt à rajouter une entrée dans une couche de mémoire épisodique. Les connaissances apprises par le modèle ne sont donc pas distribuées, mais localisées, chaque nœud du réseau correspondant à une exposition du modèle à un mot. Les connaissances du modèle sur un mot sont constituées de l'ensemble des nœuds correspondant aux expositions successives à ce mot. Ainsi, ce modèle fait l'hypothèse qu'aucune connaissance générale abstraite (comme des règles de conversion graphèmes-phonèmes) n'est extraite de l'ensemble des expositions à des mots. Les connaissances brutes apprises par le modèle seraient évoquées au moment de la lecture d'un mot, par référence aux multiples traces épisodiques ressemblant à ce mot. Ensuite, le modèle JMR (Kello et al., 2005) contient des représentations médiatrices correspondant chacune à une entrée lexicale connue, implémentées sous forme d'un nœud localiste au sein du réseau. Ces représentations médiatrices permettent de faire le lien entre les trois types de connaissances (orthographiques, phonologiques et sémantiques). Ici, les connaissances sont donc de nature lexicale. Enfin, le modèle NDRA (Hendrix et al., 2019) est certes inspiré du modèle Triangle (Seidenberg & McClelland, 1989) mais contrairement à ce dernier, ces connaissances sont de nature lexicale : en effet, il est localiste et les nouveaux mots sont lus par activation des représentations lexicales des voisins orthographiques.

2.5.3 Quels éléments viennent soutenir le traitement des nouveaux mots lorsque leur prononciation est imprévisible ?

Nous avons vu précédemment que le contexte et la connaissance de la forme orale d'un mot favorisent l'apprentissage de son orthographe. En particulier, l'apprentissage serait possible malgré une prononciation approximative, grâce à l'identification du mot sur la base de cette approximation. L'identification d'un mot dont la forme orale est connue se ferait à travers des tentatives de correction, rendues possibles par la présence de contexte. Dans cette partie, nous présenterons nos hypothèses quant aux effets de la connaissance de la forme orale d'un mot et du contexte sur l'apprentissage de son orthographe. Nous argumenterons que les tentatives de correction ne doivent pas seulement avoir lieu pour lire des mots connus à l'oral, mais pour tous types de mots, dès que la prononciation ne peut être associée à aucune forme lexicale phonologique. Nous proposerons que le contexte joue un rôle déterminant dans ces tentatives de correction. Enfin, nous ferons l'hypothèse que le contexte permet au modèle de mieux distinguer un mot connu à l'oral dont la prononciation est incorrecte d'un mot totalement nouveau, ce qui lui permet d'apprendre correctement des mots nouveaux en l'absence de connaissance phonologique préalable.

2.5.3.1 L'influence de la connaissance préalable de la forme phonologique d'un mot pour sa lecture et son apprentissage

Nous nous intéressons d'abord à l'influence des connaissances phonologiques sur la lecture et l'apprentissage du modèle BRAID-Acq lorsque le contexte n'est pas présent.

L'apport de la connaissance de la forme orale sans contexte Les données de la littérature comportementales montrent que même sans contexte, les mots dont la forme orale est connue sont mieux lus que ceux dont la forme orale n'est pas connue, en particulier dans le cas des mots irréguliers (Nation & Cocksey, 2009). La plupart des études comportementales se centrent sur son influence

lorsque la lecture se fait en contexte. Cependant, Nation and Cocksey (2009) mentionnent une autre hypothèse explicative, hypothèse qui n'a pas reçu beaucoup d'attention dans la littérature, à notre connaissance : cette connaissance de la forme orale pourrait fournir un support « top-down » au moment de la lecture du mot. En accord avec cette idée, nous faisons l'hypothèse que les connaissances lexicales phonologiques viennent soutenir sa lecture d'une manière « top-down ». Tout comme dans la portion orthographique du modèle, dans laquelle les connaissances lexicales orthographiques accélèrent la perception des lettres en fonction de la familiarité des lettres perçues, les connaissances lexicales phonologiques accélèrent l'identification des phonèmes en fonction de la familiarité des phonèmes déjà identifiés.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : MODÉLISATION DES INFLUENCES LEXICALES

Les connaissances lexicales phonologiques soutiennent la lecture du modèle d'une manière « top-down » (du lexique vers les phonèmes).

L'apprentissage sans forme orale préalable Pour pouvoir étudier l'impact de la connaissance de la forme orale d'un mot sur son apprentissage à travers des simulations, il est nécessaire de pouvoir simuler l'apprentissage de mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Ziegler et al. (2014) mentionnent rapidement cette situation. Ils ne considèrent pas qu'elle est problématique à simuler, car il suffirait selon eux de créer les deux formes orthographique et phonologique au lieu d'associer la nouvelle forme orthographique à une forme phonologique existante. La question centrale semble avoir été à nouveau omise : comment savoir quand la création d'une nouvelle trace phonologique est nécessaire ? Autrement dit, lorsqu'aucune forme orthographique n'existe pour le stimulus en question, comment savoir s'il fait partie du lexique phonologique ? Dans les modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), seule la situation où le stimulus fait effectivement partie du lexique phonologique est simulée, donc il n'y a aucun besoin d'obtenir une réponse à cette question. Plus précisément, il ne peut avoir lieu que s'il y a association entre le stimulus et une forme lexicale phonologique. Il est naturel de penser que cette limitation n'est pas une hypothèse théorique forte, mais plutôt une limitation technique. Pour se rapprocher au maximum de situations réalistes d'auto-apprentissage telles que le vit un enfant qui apprend à lire, il est nécessaire de pouvoir simuler ces deux situations, et de pouvoir les distinguer. Hors contexte, la seule façon d'évaluer si le stimulus fait partie du lexique phonologique est par l'évaluation de l'adéquation de la prononciation calculée avec l'une des formes phonologiques contenues dans le lexique. Si une correspondance est trouvée, alors la trace phonologique peut être mise à jour. Sinon, une nouvelle trace phonologique peut être créée en même temps que la trace orthographique.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : APPRENTISSAGE DE LA FORME ORALE

Le modèle peut apprendre un mot sans l'associer avec une forme lexicale phonologique pré-existante, en créant une nouvelle forme lexicale phonologique en même temps que la nouvelle forme lexicale orthographique.

2.5.3.2 Le contexte

Nous venons de voir que même sans contexte, connaître la forme phonologique d'un mot permet de favoriser sa lecture et son apprentissage. Cependant, la théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que le contexte peut permettre d'apprendre un mot même si sa prononciation est seulement partiellement correcte, en permettant l'identification du mot (Share, 1995). Dans la partie précédente, nous

avons vu que des données confirment cette hypothèse en montrant que l'apprentissage de nouveaux mots, en particulier de mots irréguliers, est favorisé par la présence de contexte (Murray et al., 2022; Wang et al., 2011). Cependant, définir précisément ce qu'est le contexte n'est pas une chose aisée : dans la théorie d'auto-apprentissage, il est défini comme l'ensemble des informations syntactiques, sémantiques et pragmatiques reliées au texte (Share, 1995). Cette définition reste très générale. Dans les études comportementales, la lecture d'un mot est souvent considérée comme contextuelle si le mot est intégré au sein d'une phrase (Ricketts et al., 2016; Wang et al., 2011), par opposition à un mot intégré dans une liste de mots quelconques. Dans l'étude de (Murray et al., 2022) en revanche, l'effet du contexte est étudié à travers l'intégration de mots dans des phrases qui sont soit neutres soit porteuses de sens. Il ne semble donc pas qu'un consensus se dégage quant à la manière d'étudier les effets du contexte. Toutefois, dans tous les exemples mentionnés, et en accord avec la définition de Share (1995) précédemment détaillée (voir section 2.1.3), les éléments contextuels ont pour objectif de *suggérer* un *ensemble de mots* plausibles. Dans ce travail, nous n'avons pas pour objectif de modéliser finement les effets du contexte, seulement de montrer que fournir une information partielle au modèle lui permet d'apprendre des nouveaux mots malgré l'incertitude sur leur prononciation. En particulier, nous choisissons de ne pas nous pencher sur les effets sémantiques. Pour construire la liste des mots faisant partie du contexte, nous n'avons donc pas choisi des mots sémantiquement reliés au stimulus. En revanche, le contexte doit être construit de sorte à fournir une information complémentaire aux informations orthographiques et phonologiques accumulées lors du traitement. Pour atteindre cet objectif, nous avons simplement choisis des mots aléatoirement.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : MODÉLISATION DU CONTEXTE

Le contexte du modèle BRAID-Acq est constitué d'un ensemble de mots dont l'identification est favorisée tout au long du traitement du mot. Le stimulus fait partie du contexte du modèle BRAID-Acq lorsqu'il est connu dans la modalité orthographique et phonologique. Les mots restants sont choisis aléatoirement au sein du lexique.

Mécanisme rendu possible grâce au contexte : la correction de prononciation Les études détaillées précédemment suggèrent que connaître la forme orale d'un mot est essentiel pour pouvoir tenter une correction de prononciation dans le cas d'une prononciation partiellement correcte (Elbro & de Jong, 2017; Tunmer & Chapman, 2012). Nous soutenons l'hypothèse selon laquelle en contexte, la connaissance de la forme phonologique du stimulus permet de corriger une prononciation incorrecte. Selon les auteurs de cette hypothèse, une correction de prononciation aurait lieu seulement pour l'apprentissage de mots connus à l'oral (ayant fait l'objet d'un entraînement oral préalable), mots pour lesquels la correction de prononciation a des chances d'aboutir à une identification correcte. D'après Murray et al. (2022) :

« Because irregular words likely require additional processing to match decoded phonology with stored entries in oral vocabulary, we anticipated there would be a processing cost for orally trained irregular words over untrained words [...], or at the least no training advantage. ».

Cette proposition décrit les deux conditions supposées pour qu'une tentative de correction de prononciation doive avoir lieu : 1) elle doit être *nécessaire*, c'est-à-dire que la prononciation doit être incorrecte, par exemple si « ville » est prononcé /vij/ et 2) elle doit être *utile*, c'est-à-dire qu'elle doit avoir des chances de fonctionner, lorsque que la forme phonologique est préalablement connue. Ainsi, une tentative de correction de prononciation ne devrait pas avoir lieu si la prononciation est correcte (car elle n'est pas *nécessaire*), ou lorsque la forme phonologique du stimulus n'est pas

connue (car elle n'est pas *utile*). Pour qu'un lecteur puisse évaluer s'il réunit les deux conditions, il doit donc estimer si sa prononciation est correcte et s'il connaît la forme phonologique du stimulus. Notons que ces informations ne lui sont pas disponibles directement lorsque l'apprentissage se fait de manière incidente. Selon la situation où il se trouve, cette estimation est plus ou moins difficile. Considérons les quatre combinaisons possibles.

- Si la prononciation est correcte (/vil/) et si la forme phonologique du stimulus est préalablement connue, alors ce lecteur a vraisemblablement associé la prononciation obtenue avec une forme lexicale phonologique. Il peut alors estimer que sa prononciation est correcte et qu'il connaît la forme phonologique du stimulus. Il peut estimer à raison que la tentative de correction de prononciation n'est ni *nécessaire* ni *utile* et elle ne doit donc pas avoir lieu.
- Si la prononciation est correcte (/vil/), mais que la forme phonologique n'est pas préalablement connue, alors vraisemblablement aucune association avec une forme lexicale phonologique n'a eu lieu, et ce lecteur n'a aucun indice suggérant que sa prononciation est correcte. Il ne peut donc pas estimer que la tentative de correction de prononciation n'est pas *nécessaire*, et ne sait donc pas qu'elle ne doit pas avoir lieu.
- Si la prononciation est incorrecte, et si la forme phonologique du stimulus non connue, alors vraisemblablement aucune association avec une forme lexicale phonologique n'a eu lieu, et ce lecteur n'a aucun indice suggérant que la forme phonologique n'est pas connue. Il ne peut donc pas estimer que la tentative de correction de prononciation n'est pas *utile*, et ne sait donc pas qu'elle ne doit pas avoir lieu.
- Si la prononciation est incorrecte, mais que la forme phonologique du stimulus est préalablement connue, alors vraisemblablement aucune association avec une forme lexicale phonologique n'a eu lieu, et il ne peut ni estimer que la correction n'est pas *nécessaire*, ni qu'elle n'est pas *utile*. Il ne peut alors qu'estimer qu'elle doit avoir lieu.

Contrairement à ce que semblent suggérer les études comportementales (Murray et al., 2022), nous ne faisons pas l'hypothèse que la correction de prononciation a lieu dès que les deux conditions sont réunies, puisqu'un lecteur ne sait pas si sa prononciation est correcte, ni s'il connaît la forme phonologique du stimulus. Nous postulons qu'une tentative de correction de prononciation a lieu dès lors que le stimulus n'a pu être associé à aucune forme lexicale phonologique. En particulier, une tentative de correction peut avoir lieu pour des mots n'ayant pas fait l'objet d'un entraînement oral.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : OCCURRENCE DES TENTATIVES DE CORRECTION

Une tentative de correction de prononciation a lieu au sein du modèle BRAID-Acq dès que la prononciation du stimulus ne correspond à aucune entrée du lexique phonologique.

Si une tentative de correction de prononciation a lieu dès lors que la prononciation ne correspond à aucune forme lexicale phonologique (comportementalement ou au sein du modèle), alors il faut nécessairement être capable de rejeter certaines tentatives de correction. En effet, dans le cas contraire, la lecture d'un mot totalement nouveau par un lecteur débutant déboucherait quasiment systématiquement sur l'association avec une forme lexicale phonologique (un voisin phonologique du stimulus). Par exemple, imaginons qu'un lecteur débutant anglophone soit face au mot « shep » (pseudo-mot tiré de (Wegener et al., 2018)). La lecture du mot aboutirait à la prononciation approximative /ʃɛp/, et la tentative de correction lui permettrait d'identifier le mot « shape », prononcé

/ʃeɪp/. Comment ce lecteur débutant pourrait-il alors savoir de manière certaine s'il doit ou non associer la forme écrite « shep » avec la forme orale de « shape » ? S'il connaît l'orthographe du mot « shape », qui ne correspond pas aux lettres identifiées (« shep »), il peut en déduire que cette correction de prononciation est un échec (nous ne traitons pas ici le cas particulier des homophones). Cela nous fournit une première manière d'évaluer la plausibilité de cette correction.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : ÉVALUATION DES TENTATIVES DE CORRECTION

Si le mot identifié par une tentative de correction de prononciation fait partie du lexique orthographique, et si l'orthographe de ce mot est différente des lettres identifiées, alors la tentative de correction est rejetée.

Dans le cas contraire, c'est-à-dire si le lecteur ne connaît le mot « shape » qu'à l'oral, quelle stratégie pourrait-il adopter pour évaluer la plausibilité que « shep » soit effectivement la forme écrite de /ʃeɪp/? Pourrait-il fixer une similarité entre la prononciation obtenue et la forme corrigée à partir de laquelle l'association se ferait automatiquement? Ce ne serait pas suffisant : beaucoup de mots irréguliers connus à l'oral par ce lecteur (par exemple le mot français « yacht ») ne pourraient jamais être appris, car la prononciation calculée ne serait pas suffisamment proche de la prononciation réelle pour permettre l'association. De plus, des mots totalement nouveaux ayant un voisinage phonologique proche (par exemple le pseudo-mot anglais « shep »), ne pourraient également pas être appris, car l'association se ferait systématiquement avec un voisin (par exemple le mot « shape »). Ainsi, les deux situations semblent de prime abord indistinguables pour un lecteur débutant : un mot connu à l'oral mais mal lu est pour lui, tout comme un mot totalement nouveau mais bien lu, rien de plus qu'une prononciation sans entrée lexicale phonologique correspondante. Les distinguer nécessite donc une source d'information extérieure.

Chez le lecteur expert, cette situation ne serait pas problématique, car l'orthographe et la prononciation du mot « shape » sont connues, et donc le pseudo-mot « shep » ne pourrait pas être associé à la prononciation du mot « shape ». Cependant, chez le lecteur débutant, des associations erronées pourraient se produire. Cette question n'est évidemment pas secondaire pour un lecteur débutant en situation d'auto-apprentissage. Pourtant, les études comportementales et les simulations des modèles computationnels d'auto-apprentissage ne s'intéressent, à notre connaissance, jamais à cette problématique. D'une part, dans les études comportementales, il est souvent fait l'hypothèse que la lecture d'un mot en vue de l'apprendre se passerait en deux étapes : tout d'abord le traitement analytique du mot, puis l'association de la « prononciation orthographique » (Elbro et al., 2012) obtenue avec une entrée du lexique phonologique, grâce la tentative de correction de la prononciation approximative (Elbro et al., 2012; Share, 1995). D'autre part, les modèles double-voie d'auto-apprentissage procèdent également en deux étapes et ont systématiquement pour objectif d'associer le résultat du traitement analytique à une entrée du lexique phonologique (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014). Tout se passe donc comme si le lecteur savait par avance qu'il connaissait la forme orale du mot, et qu'il devait nécessairement associer cette prononciation approximative à une entrée du lexique phonologique. Pourtant, un lecteur débutant n'a généralement pas cette connaissance, puisqu'il doit apprendre, dans des conditions écologiques, un mélange de mots connus seulement à l'oral et de mots totalement nouveaux (connus ni à l'oral ni à l'écrit). De plus, dans les études comportementales, la forme orale est souvent connue seulement pour la moitié des stimuli (Murray et al., 2022; Wegener et al., 2018). Ainsi, les études comportementales et les simulations réalisées avec les modèles double-voie ne s'intéressent qu'à la question du *comment* faire cette association, mais jamais de *quand* faire cette association.

Nous proposons que les éléments contextuels, au cœur de la situation par excellence de l'auto-

apprentissage, viennent orienter cette décision en particulier, en fournissant une évaluation de la plausibilité de la correction de prononciation. L'idée est la suivante : si la correction de prononciation permet d'identifier un mot cohérent avec le contexte, alors il est probable que ce mot ne soit pas proche de la prononciation approximative par hasard. La correction de prononciation est alors gardée. En revanche, si le mot identifié par cette correction n'a rien à voir avec le contexte, il est probable que ce mot soit phonologiquement proche du mot cherché, mais que ce ne soit pas la cible. La correction de prononciation n'est alors pas gardée.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : ÉVALUATION DES TENTATIVES DE CORRECTION

Le modèle BRAID-Acq contient un mécanisme évaluant la plausibilité de la correction de prononciation : la tentative de correction de prononciation est gardée si le mot identifié à l'issue de la tentative de correction de prononciation fait partie du contexte.

Mécanisme rendu possible grâce au contexte : l'identification contextuelle Une tâche d'apprentissage incident est généralement conceptualisée en deux étapes : la prononciation du mot, puis l'apprentissage de ce dernier. C'est ainsi que les modèles double-voie d'auto-apprentissage procèdent (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), et ainsi que nous procéderons. Lorsque la forme orthographique du stimulus n'est pas reconnue, le modèle doit décider s'il connaît ou non la forme phonologique du stimulus, ce qui aura pour conséquence de créer une nouvelle trace phonologique, ou alors de mettre à jour une trace phonologique existante. Pour prendre cette décision, nous avons vu précédemment que le modèle peut évaluer l'adéquation entre la prononciation obtenue et les entrées du lexique phonologique. Cependant, la prononciation d'un nouveau mot est souvent partiellement correcte, et l'adéquation peut donc être négative alors même que le stimulus fait partie du lexique phonologique. Share (1995) aborde cette problématique et formule l'hypothèse du décodage partiel : en présence de contexte, le stimulus peut être correctement identifié même si la prononciation est partiellement correcte. Nous faisons cette même hypothèse et proposons que si le mot le plus probable au vu des indices perceptifs fait partie du contexte, alors on dit qu'il y a « identification contextuelle phonologique » et le stimulus est catégorisé comme phonologiquement connu. Sinon, aucune « identification contextuelle phonologique » n'a lieu et le stimulus est catégorisé comme phonologiquement nouveau.

HYPOTHÈSE DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE : ÉVALUATION DE LA CONNAISSANCE DE LA FORME ORALE

En contexte, un mot est catégorisé comme phonologiquement connu s'il y a adéquation entre la prononciation obtenue et une entrée du lexique phonologique, ou s'il y a identification contextuelle phonologique, c'est-à-dire si le mot identifié phonologiquement fait partie du contexte.

2.5.4 Bilan des hypothèses de conception du modèle

Dans cette section, nous avons présenté une analyse critique des réponses apportées par la littérature comportementales à nos trois questions de recherche : Q1) Quelles sont les unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots? Q2) Quelle est la nature des connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots? Q3) Quels éléments viennent favoriser l'apprentissage lorsque la prononciation du nouveau mot est imprévisible? Cela nous a permis de dégager des hypothèses de développement pour le modèle BRAID-Acq, hypothèses qui ont été comparées, lorsque cela était

possible, aux implémentations d'autres modèles computationnels. L'architecture du modèle BRAID-Acq repose donc sur 10 hypothèses théoriques que nous rappelons ici.

HYPOTHÈSES DE DÉVELOPPEMENT DU MODÈLE BRAID-ACQ

Q1 : Quelles sont les unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots ?

- **hypothèse H1** : Le modèle ne fait aucune hypothèse spécifique et ne privilégie aucune unité de traitement prédéfinie (graphème, syllabe orthographique). Le stimulus n'est pas segmenté selon les frontières d'unités linguistiques prédéfinies lors du traitement des nouveaux mots.
- **hypothèse H2** : La segmentation du stimulus en sous-portions se fait sur la base des captures visuo-attentionnelles successives. La lecture d'un stimulus se fait par activation des mots du lexique partageant les mêmes lettres que lui sous le focus attentionnel.
- **hypothèse H3** : Le traitement analytique et le traitement global sont deux facettes d'un même mécanisme, selon la distribution de l'attention visuelle sur le stimulus.

Q2 : Quelles sont les connaissances impliquées dans le traitement des nouveaux mots ?

- **hypothèse H4** : Le traitement du modèle utilise un unique ensemble de connaissances lexicales pour traiter tous les types de stimuli. De plus, son traitement est souvent de nature sous-lexicale puisqu'il peut porter sur des portions de mot.

Q3 : Quels éléments viennent favoriser l'apprentissage lorsque la prononciation du nouveau mot est imprévisible ?

- **hypothèse H5** : Les connaissances lexicales phonologiques soutiennent la lecture du modèle d'une manière « top-down » (du lexique vers les phonèmes).
- **hypothèse H6** : Le modèle peut apprendre un mot sans l'associer avec une forme lexicale phonologique pré-existante, en créant une nouvelle forme lexicale phonologique en même temps que la nouvelle forme lexicale orthographique.
- **hypothèse H7** : Le contexte du modèle BRAID-Acq est constitué d'un ensemble de mots dont l'identification est favorisée tout au long du traitement du mot. Le stimulus fait partie du contexte du modèle BRAID-Acq lorsqu'il est connu dans la modalité orthographique et phonologique. Les mots restants sont choisis aléatoirement au sein du lexique.
- **hypothèse H8** : Une tentative de correction de prononciation a lieu au sein du modèle BRAID-Acq dès que la prononciation du stimulus ne correspond à aucune entrée du lexique phonologique.
- **hypothèse H9** : Le modèle BRAID-Acq contient un mécanisme évaluant la plausibilité de la correction de prononciation : la tentative de correction de prononciation est gardée si le mot identifié à l'issue de la tentative de correction de prononciation fait partie du contexte.
- **hypothèse H10** : En contexte, un mot est catégorisé comme phonologiquement connu s'il y a adéquation entre la prononciation obtenue et une entrée du lexique phonologique, ou s'il y a identification contextuelle phonologique, c'est-à-dire si le mot identifié phonologiquement fait partie du contexte.

Chapitre 3

Présentation du modèle BRAID-Learn

Nous proposons de débiter ce chapitre par un court résumé intermédiaire. Nous avons proposé, dans le chapitre précédent, une revue de la littérature autour de l'apprentissage de la lecture. Nous avons tenté de couvrir un large champ thématique : nous avons présenté la théorie dominante du domaine, la théorie de l'auto apprentissage, et discuté des modèles qui l'implémentent. Nous avons ensuite analysé leurs propriétés et leurs limites, au regard de trois questions théoriques, liées premièrement à la nature des unités impliquées dans le traitement de nouveaux mots, deuxièmement à la nature des connaissances impliquées dans le traitement de nouveaux mots, et enfin à la manière d'apprendre malgré l'incertitude sur la prononciation des mots.

Cette analyse critique nous a permis de dégager des hypothèses sur les ingrédients théoriques que nous retenons pour bâtir notre modèle d'apprentissage de la lecture. Munis de cette liste d'ingrédients, nous présentons dans la suite de ce document notre contribution, en deux temps. Dans un premier temps (Chapitres 3 et 4), nous proposons la reprise et l'extension du modèle BRAID-Learn, initialement développé pendant sa thèse par Emilie Ginestet (Ginestet, 2019; Ginestet et al., 2019; Ginestet, Valdois, & Diard, 2022; Ginestet et al., 2020).

Cette version du modèle BRAID-Learn nous a servi de base pour le développement du modèle BRAID-Acq, qui constitue notre contribution principale, et que nous présenterons dans un second temps (Chapitres 5 et 7). Nous présentons donc, dans un premier temps, le modèle BRAID-Learn et les simulations que nous avons menées dans ce cadre sur les trajectoires développementales de la lecture. Cela a fait l'objet d'une publication dans la revue « Vision Research » (Steinhilber et al., in press).

Nous présenterons ensuite le modèle BRAID-Acq (Chapitre 5), en adoptant autant que possible une description pédagogique et donc peu technique du modèle. Une description technique complète du modèle est présentée en annexe B. Nos choix de définition du modèle reposent sur les « hypothèses de développement » qui ont été formulées dans la partie « analyse critique » de la thèse. Enfin, nous présenterons les résultats d'une série de simulations (Chapitre 7), dont l'objectif est d'évaluer la capacité du modèle à rendre compte de nos « hypothèses opérationnelles », qui sont établies dans une courte reprise de l'analyse critique (Chapitre 6).

3.1 La famille des modèles BRAID

Notre contribution s'inscrit dans une série de 4 modèles de la famille BRAID qui ont été développés dans le cadre de plusieurs thèses. Nous rappelons ici brièvement l'articulation entre ces différents modèles, et les éléments qui les distinguent.

Le modèle BRAID initial (Phenix, 2018) consistait en un modèle de reconnaissance visuelle de mots, capable de simuler des tâches comme la reconnaissance de lettres, la reconnaissance de mots, et

la décision lexicale. Le composant original du modèle BRAID est un sous-modèle d'attention visuelle, qui module de manière spatiale le traitement perceptif des lettres. Ce modèle rend compte de certains effets « classiques » du domaine, comme les effets de fréquence en reconnaissance de mots et en décision lexicale, l'effet de supériorité du mot, et plus généralement, les effets de contexte dans la reconnaissance de lettres et les effets de voisinage dans la reconnaissance de mots (Phénix, Valdois, & Diard, 2018b). Le modèle a également permis de rendre compte d'effets relatifs à la distribution visuo-attentionnelle et la position de l'oeil, comme l'effet de la position optimale du regard (OVP) (Valdois, Phénix, Fort, & Diard, 2021), des effets de longueur en décision lexicale (Ginestet et al., 2019), et des effets de l'espacement des lettres sur la reconnaissance de mots (Phenix, 2018; Phénix, Valdois, & Diard, 2018a).

Le modèle BRAID-Learn (Ginestet, 2019; Ginestet et al., 2022) constitue une première extension du modèle BRAID, avec pour objectif de simuler l'apprentissage orthographique. BRAID-Learn inclut donc des mécanismes de détection de la nouveauté, de mise à jour des traces orthographiques, et enfin, un algorithme d'exploration visuo-attentionnelle reposant sur un principe d'optimisation de l'accumulation d'évidence perceptive au cours du traitement. Ce modèle a permis de rendre compte de l'évolution, au cours des présentations successives, des trajectoires oculométriques observées pendant l'apprentissage incident de nouveaux mots chez des lecteurs experts (Ginestet et al., 2022).

Le modèle BRAID-Phon (Saghiran, 2021) est une seconde extension du modèle BRAID, qui avait pour objectif de simuler la lecture à haute voix. BRAID-Phon a été développé en parallèle de BRAID-Learn, sans prise en compte de l'apprentissage orthographique. Il inclut des représentations phonologiques, et un modèle original d'attention phonologique, piloté pour correspondre avec la distribution de l'attention visuelle. BRAID-Phon peut rendre compte d'effets classiques, comme l'effet de fréquence, pour la tâche de lecture cette fois (Saghiran et al., 2020). Il est capable de lire des mots connus, mais aussi des pseudo-mots, et a montré que la prononciation résultante était fonction de la prise d'information visuo-attentionnelle.

3.2 Ingrédients principaux des modèles BRAID

Notre contribution, le modèle BRAID-Acq, peut-être vue comme un mélange et une extension des modèles BRAID-Learn et BRAID-Phon, pour obtenir un modèle d'apprentissage de la lecture, incluant à la fois les mécanismes de détection de nouveauté et de mise à jour des traces orthographiques spécifiques à BRAID-Learn et les connaissances phonologiques spécifiques à BRAID-Phon. Le modèle BRAID-Acq partage donc un grand nombre de points communs avec les modèles BRAID, BRAID-Learn et BRAID-Phon.

Nous proposons donc ici, en guise d'élément préliminaire à nos contributions (notre version étendue de BRAID-Learn, puis le modèle BRAID-Acq proprement dit), un survol des trois ingrédients principaux de la famille des modèles BRAID. Cette introduction est indispensable pour clarifier notre contribution propre à l'extension du modèle BRAID-Learn, puis au développement du modèle BRAID-Acq.

Comme premier ingrédient, le modèle BRAID-Learn, ainsi que les autres modèles de la famille BRAID, adopte l'architecture à trois couches classique, initialement utilisée par le modèle Interactive Activation (IA; McClelland & Rumelhart, 1981). Trois sous-modèles de BRAID y correspondent : premièrement un sous-modèle sensoriel des lettres, deuxièmement un sous-modèle perceptif des lettres, et troisièmement, un sous-modèle lexical, contenant à la fois une représentation de l'identité du mot, mais aussi une représentation de la familiarité lexicale (est-ce que le stimulus est un mot connu ou pas?).

A cette architecture classique, BRAID ajoute une originalité principale, sous la forme d'un sous-modèle visuo-attentionnel. Situé entre les sous-modèles sensoriel et perceptif des lettres, le mo-

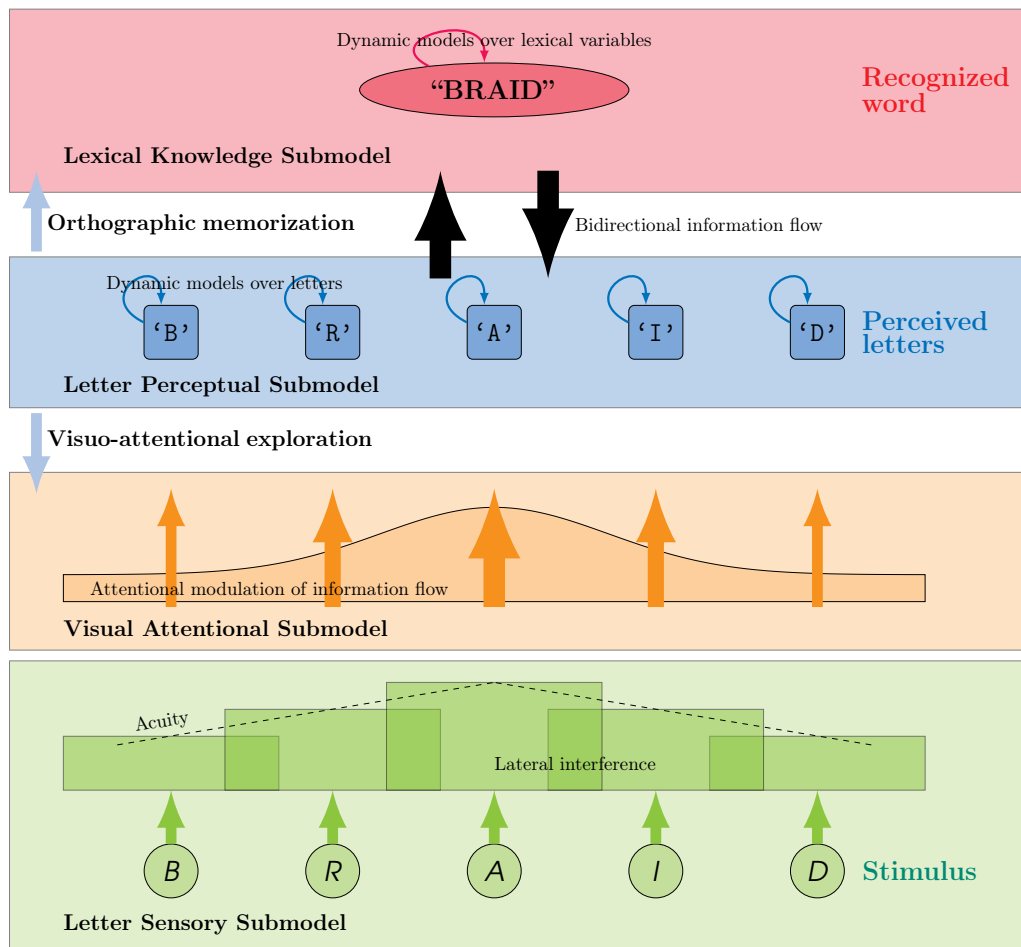


FIG. 3.1 : Représentation graphique du modèle BRAID-Learn.

dèle visuo-attentionnel contient une distribution spatiale de l'attention visuelle, qui vient moduler le transfert d'information ascendant. Nous détaillerons plus loin plus précisément ce sous-modèle visuo-attentionnel qui est commun aux modèles BRAID-Learn et BRAID-Acq.

Le modèle BRAID-Learn est illustré dans la Figure 3.1. Son architecture est similaire celle du modèle BRAID, mais intègre de nouveaux mécanismes nécessaires à l'apprentissage orthographique. Ces nouveaux mécanismes ne modifient l'architecture du modèle BRAID que de manière marginale (par exemple, BRAID-Learn introduit une dépendance nouvelle, avec la vitesse de rétroaction lexicale sur les lettres qui est pilotée par l'estimation de la familiarité lexicale).

Le modèle BRAID-Phon, quant à lui, étend l'architecture du modèle BRAID, en introduisant des représentations phonologiques « en miroir » des représentations des lettres. Ainsi, le lexique, purement orthographique dans BRAID (un mot connu est décrit comme une séquence de lettres), est étendu par des représentations phonologiques dans BRAID-Phon (un mot connu est également décrit comme une séquence de phonèmes). En miroir des représentations perceptives des lettres, BRAID-Phon inclut un sous-modèle phonologique « perceptif », permettant de représenter l'évolution dynamique de l'identité des phonèmes au cours du traitement. Dans la tâche de lecture, ces distributions de probabilités sur les phonèmes représentent les phonèmes inférés à partir du stimulus visuel, soit pour lire un mot connu, soit pour lire un mot nouveau.

Le second ingrédient commun aux modèles de la famille BRAID est qu'ils contiennent des modèles dynamiques, qui permettent l'accumulation et le maintien des informations perceptives. Mathématiquement, ces modèles sont réalisés par des structures similaires à des chaînes de Markov. Dans le modèle BRAID initial, il y avait des accumulateurs d'évidence perceptive de ce type à trois

niveaux de représentation : un pour l'identité de chaque lettre du stimulus, un pour l'identité du mot, et un pour évaluer l'appartenance lexicale, c'est-à-dire évaluer si le stimulus correspond à un mot du lexique connu ou non. Le modèle BRAID-Phon ajoute des accumulateurs d'évidence perceptive sur l'identité des phonèmes. Ces portions du modèle permettent de simuler finement la dynamique temporelle d'accumulation d'évidence perceptive, et on peut donc y observer l'évolution des distributions de probabilité sur l'espace des lettres, des mots, des phonèmes, et de la familiarité lexicale, au cours de l'écoulement du temps simulé. Un exemple classique est celui de l'évolution au cours du temps de la probabilité des mots ; dans la plupart des cas, le mot correspondant au stimulus est identifié sans erreur, mais on peut en parallèle étudier l'évolution temporelle des distributions lexicales, ce qui permet par exemple d'observer des effets de compétition avec des voisins plus fréquents, et la manière dont cette compétition affecte le traitement du stimulus.

Le troisième ingrédient remarquable des modèles BRAID concerne leur forme mathématique et les calculs permettant la simulation des tâches cognitives. En effet, les modèles BRAID sont des modèles probabilistes hiérarchiques, qui représentent des hypothèses sur l'architecture représentationnelle et sur la façon dont s'effectue l'échange d'information entre ces représentations (avec des structures mathématiques particulières reposant sur des variables de cohérence et des variables de cohérence contrôlées (Bessière, Mazer, Ahuactzin, & Mekhnacha, 2013; Gilet, Diard, & Bessière, 2011; Patri, Diard, & Perrier, 2019). L'inférence bayésienne, c'est-à-dire l'application des règles du calcul probabiliste, permet alors de répondre à des questions probabilistes qui modélisent les tâches cognitives. Par exemple, la tâche de reconnaissance de lettre consiste à calculer la distribution de probabilité sur les lettres, sachant le stimulus, et sachant les paramètres de la distribution visuo-attentionnelle et la position de l'œil. La tâche de reconnaissance de mots, elle, consiste à calculer la distribution de probabilité sur les mots, sachant les mêmes données (stimulus, paramètres visuo-attentionnels). Dans le calcul de la reconnaissance de mots, on peut reconnaître une portion qui correspond exactement à celui de la reconnaissance de lettres. Ainsi, dans les modèles BRAID, un même modèle de connaissances permet la simulation de nombreuses tâches, dans un cadre mathématique contraint : on ne développe pas indépendamment des modèles spécifiques de chaque tâche, mais on bâtit un modèle unique qui génère, par inférence bayésienne, toutes les tâches simultanément.

3.3 Structure générale du modèle BRAID-Learn

La première de nos contributions consiste en une série de simulations réalisées dans une version révisée du modèle BRAID-Learn. Nous commençons donc par présenter le modèle BRAID-Learn et les modifications apportées dans la version révisée. Par souci de synthèse, nous ne décrivons ici ni la définition mathématique complète du modèle ni ses propriétés. Ces informations sont disponibles ailleurs (Ginestet, 2019; Phénix et al., 2018b). Nous nous limiterons à présenter les éléments nécessaires pour décrire les processus d'apprentissage orthographique, et comment ils interagissent avec les propriétés visuo-attentionnelles.

3.4 Présentation des sous-modèles du modèle BRAID-Learn

Le modèle BRAID-Learn comprend plusieurs sous-modèles, qu'il partage avec les modèles BRAID et BRAID-Phon. Nous allons maintenant détailler ces sous-modèles et surtout mettre l'accent sur les modifications qui ont été apportées dans la version révisée du modèle .

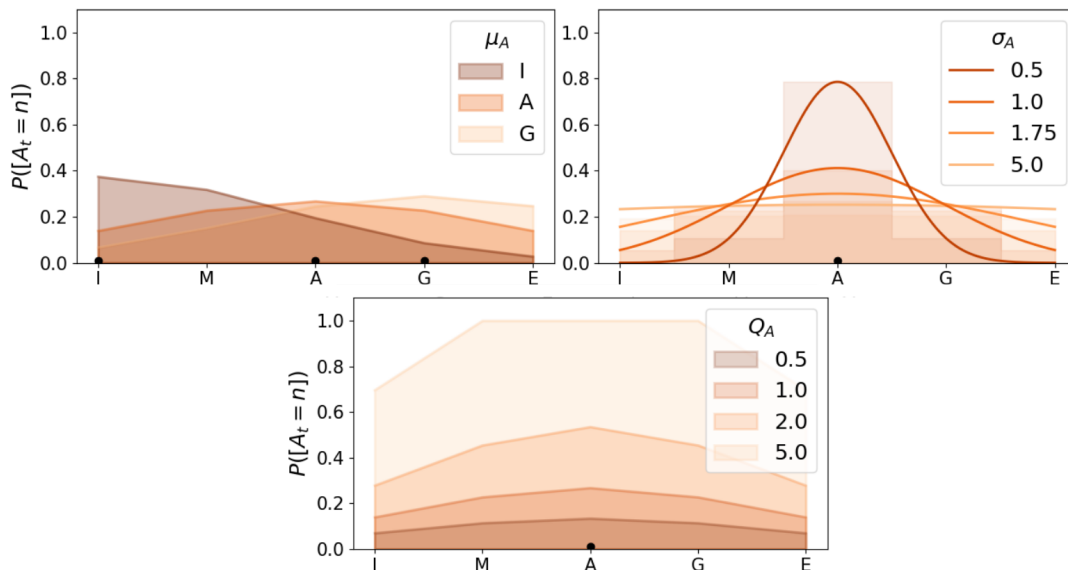


FIG. 3.2 : Illustration des distributions visuo-attentionnelles sur le mot de 5 lettres « IMAGE ». En haut à gauche : distribution de l'attention pour quelques valeurs du paramètre μ_A , qui définit la position du focus attentionnel. En haut à droite : distribution de l'attention pour quelques valeurs du paramètre σ_A , qui définit la dispersion de l'attention. En bas : distribution de l'attention pour quelques valeurs du paramètre Q_A , qui définit la quantité totale d'attention.

3.4.1 Le sous-modèle sensoriel des lettres

Le sous-modèle sensoriel des lettres se concentre sur les mécanismes de bas niveau impliqués dans l'identification des lettres présentées en entrée. Le cœur de ce sous-modèle est la similarité visuelle inter-lettres, mise en œuvre par une matrice de confusion des lettres adaptée des données expérimentales (Townsend, 1971a). Deux mécanismes, un gradient d'acuité dépendant de la position du regard et une interférence latérale entre lettres adjacentes, modulent le traitement des lettres en entrée.

3.4.2 Le sous-modèle perceptif des lettres

Dans le sous-modèle perceptif des lettres, les informations concernant l'identité des lettres en entrée s'accumulent au fil du temps, pour former une représentation dynamique au niveau perceptif. Le sous-modèle perceptif des lettres fusionne des informations provenant de deux sources : d'une part, du sous-modèle sensoriel des lettres, de manière ascendante, et d'autre part, du sous-modèle lexical, de manière descendante.

3.4.3 Le sous-modèle d'attention visuelle

Ici, nous décrivons le sous-modèle d'attention visuelle du modèle BRAID-Learn, puis les changements que nous avons apportés dans la version révisée du modèle .

3.4.3.1 Description du sous-modèle d'attention visuelle du modèle BRAID-Learn

Le sous-modèle visuo-attentionnel agit comme un filtre entre les sous-modèles sensoriels et perceptifs. Son ingrédient principal est une distribution de probabilité gaussienne, notée $P(A_t | \mu_A^T, \sigma_A^T)$,

dont les paramètres μ_A^T et σ_A^T décrivent comment l'attention visuelle est distribuée dans l'espace : le paramètre de la moyenne μ_A^T représente la position du focus attentionnel (voir Figure 3.2, en haut à gauche), tandis que l'écart-type σ_A^T caractérise la dispersion de l'attention visuelle (voir Figure 3.2, en haut à droite). Chaque lettre du stimulus en entrée, et donc chaque position du stimulus, se voit attribuer une certaine quantité d'attention, définie par cette distribution de probabilité. Cette ressource attentionnelle allouée à chaque position définit la quantité d'évidence perceptive propagée du sous-modèle sensoriel au sous-modèle perceptif. En d'autres termes, la quantité d'évidence accumulée dans le sous-modèle perceptif diminue à mesure que la distance du focus attentionnel augmente (Figure 3.2 en haut à gauche). De plus, plus la dispersion attentionnelle est faible, plus l'attention est concentrée autour du point de focalisation attentionnelle, favorisant le traitement efficace de quelques lettres, au détriment des autres. Les variables μ_A^T et σ_A^T sont indicées par T , l'instant de temps considéré : en effet, dans la suite, nous considérerons des déplacements, tout au long du traitement d'un stimulus, de la distribution attentionnelle, et les paramètres μ_A^T et σ_A^T pourront donc varier au cours du temps.

3.4.3.2 Inclusion du paramètre de quantité d'attention visuelle (Q_A)

Dans le modèle BRAID-Learn initial, la distribution spatiale de l'attention est modélisée par une distribution de probabilité, si bien que la quantité totale de ressources attentionnelles est (implicitement) égale à 1. Notre apport, dans cette thèse, a consisté à étendre le sous-modèle visuo-attentionnel de BRAID-Learn afin de pouvoir manipuler la quantité totale de ressources attentionnelles disponibles. D'un point de vue cognitif, cela pourrait représenter la quantité d'attention visuelle mobilisée lors du traitement.

Nous avons introduit un coefficient multiplicatif, noté Q_A , pour moduler la quantité d'attention en toute position. En d'autres termes, plus Q_A est élevé, plus l'attention disponible à chaque position est importante, de sorte que les représentations perceptives accumulent davantage d'évidence à chaque pas de temps, ce qui se traduit, globalement, par un traitement plus rapide. L'effet du paramètre Q_A sur la valeur de l'attention en chaque position est illustré sur la Figure 3.2 (en bas). La quantité d'attention allouée à une position ne peut pas dépasser 1. Donc, on peut voir que pour $Q_A = 5$, la quantité d'attention visuelle allouée à chaque position atteint cette limite pour les trois lettres centrales.

3.4.4 Le sous-modèle lexical

Ici, nous décrivons rapidement le sous-modèle lexical du modèle BRAID-Learn, puis la modification dont ce sous-modèle a fait l'objet.

3.4.4.1 Description du sous-modèle lexical du modèle BRAID-Learn

Le sous-modèle lexical du modèle BRAID-Learn contient les représentations orthographiques de l'ensemble des mots connus du modèle, ainsi que leur probabilité a priori (leur fréquence). Par un calcul de similarité entre ces représentations orthographiques et les distributions de probabilité sur l'identité des lettres perçues, des indices s'accumulent en faveur de l'identification d'un mot en particulier.

3.4.4.2 Modification de la fréquence a priori des mots

Nous avons observé que dans les lexiques utilisés dans nos simulations, les mots les plus fréquents, très peu nombreux, représentent une proportion écrasante de la masse de fréquence. Par exemple,

dans CELEX (Baayen, Piepenbrock, & Gulikers, 1996) 1,3% des mots de 4 lettres représentent plus de 50% de la masse de fréquence. En conséquence, dans nos simulations, certains mots peu fréquents, mais voisins de mots extrêmement fréquents, peinent à être identifiés. Nos observations empiriques avec le modèle BRAID-Learn ont montré qu'utiliser un logarithme dans les tables de fréquence permet d'améliorer la dynamique de la reconnaissance de mots, en diminuant le rapport entre les fréquences plus faibles et les fréquences plus élevées.

3.4.5 Le sous-modèle d'appartenance lexicale

Ici, nous décrivons rapidement le sous-modèle d'appartenance lexicale du modèle BRAID-Learn, puis la modification dont ce sous-modèle a fait l'objet.

3.4.5.1 Description du sous-modèle d'appartenance lexicale du modèle BRAID-Learn

Le sous-modèle d'appartenance lexicale permet d'évaluer l'appartenance lexicale du stimulus d'entrée : la comparaison entre les lettres perçues et les lettres des mots du lexique permet au modèle de déterminer si le stimulus d'entrée est un mot connu ou un mot nouveau. Ce sous-modèle a initialement été implémenté pour rendre compte des performances comportementales en décision lexicale.

3.4.5.2 Modification du mécanisme d'évaluation de l'appartenance lexicale

Le succès de l'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Learn dépend principalement de la capacité du modèle à détecter que le mot présenté est un mot nouveau, ce qui est réalisé grâce au mécanisme d'appartenance lexicale. Les simulations conduites initialement avec le modèle BRAID-Learn ont montré que l'apprentissage du modèle est le plus souvent possible. Cependant, elles ont aussi montré que certains mots nouveaux ne pouvaient pas être appris parce qu'ils étaient catégorisés à tort comme des mots existants. Dans ce cas, le mot identifié est généralement un voisin orthographique du stimulus nouveau (cas de lexicalisation). La conséquence de ce défaut d'attribution est une mise à jour erronée de la trace du voisin orthographique. Des erreurs d'attribution se manifestent aussi pour les stimuli rencontrés une seule fois et nouvellement créés. Ces stimuli disposent d'une trace de mauvaise qualité et de fréquence basse, qui sera difficile à activer à la seconde exposition, conduisant potentiellement à créer une nouvelle trace au lieu de renforcer la trace existante.

Ces problèmes d'attribution nous ont poussés à étudier la sensibilité du module d'appartenance lexicale pour la détection de nouveaux mots. Idéalement, en accord avec les études comportementales en décision lexicale (Ratcliff, Gomez, & McKoon, 2004), le taux d'erreur du modèle lors d'une tâche de décision lexicale doit être faible, que les stimuli présentés soient des mots ou des pseudomots (<10%). Notre apport a été de modifier les calculs du sous-modèle d'appartenance lexicale pour que la comparaison entre les lettres perçues et les lettres des mots du lexique satisfasse cette exigence en termes de taux d'erreur. La comparaison prend désormais en compte la norme 2 des distributions de probabilité sur le percept des lettres et sur les connaissances lexicales orthographiques. De manière qualitative, cela revient à ralentir la dynamique de la variable d'appartenance lexicale tant que l'incertitude sur l'identité des lettres reste élevée. Les détails techniques de cette implémentation se trouvent en annexe A.1, et ont fait l'objet d'une étude propre (Steinhilber et al., 2022a).

3.5 Présentation des mécanismes du modèle BRAID-Learn

Le modèle BRAID-Learn inclut deux mécanismes originaux : un mécanisme d'apprentissage orthographique et un mécanisme de feedback lexical sur la perception des lettres.

3.5.1 Apprentissage orthographique

Ici, nous présentons l'apprentissage orthographique tel qu'initialement implémenté dans BRAID-Learn, ainsi que les modifications apportées dans la version révisée du modèle.

3.5.1.1 Création et mise à jour d'une trace lexicale orthographique dans le modèle initial

Pour représenter l'orthographe des mots connus, le sous-modèle lexical s'appuie sur un modèle bayésien naïf, comme dans le modèle Bayesian Reader (Norris, 2006). Il présente des distributions de probabilité discrètes, une pour chaque lettre dans chaque position de chaque mot. Pour représenter les connaissances des lecteurs experts sur les mots, et, comme configuration par défaut du modèle, nous définissons ces distributions comme « quasi-Dirac », c'est-à-dire que la probabilité d'une lettre est proche de 1 si et seulement si c'est la lettre correcte pour ce mot à cette position, et le reste de la masse de probabilité est distribuée uniformément sur les autres lettres.

Le modèle BRAID-Learn est capable d'acquérir de nouvelles traces orthographiques sur des mots nouveaux. Pour ce faire, lorsqu'un stimulus est présenté au modèle, et une fois le traitement terminé (voir ci-dessous), deux comportements sont possibles : si le modèle reconnaît que le stimulus correspond à un mot connu (tel qu'évalué par le mécanisme d'appartenance lexicale), alors la trace orthographique disponible du mot identifié est mise à jour. Sinon, une nouvelle trace orthographique est créée, et initialisée avec les informations disponibles sur les lettres obtenues dans le sous-modèle perceptif, à la fin de la première exposition à ce nouveau mot.

3.5.1.2 Modification de l'apprentissage orthographique du modèle

Pour pouvoir évaluer la capacité d'un modèle à rendre compte de l'apprentissage orthographique, il est nécessaire d'étudier la stabilité de son mécanisme d'apprentissage à long terme. Idéalement, un système qui apprend des nouveaux mots devrait se renforcer à chaque nouvelle exposition. S'il y a oubli, par manque de confrontation à un stimulus par exemple, alors celui-ci doit être progressif. Dans le contexte de l'apprentissage orthographique, on s'attend à ce que cet oubli progressif soit très lent, voire, à ce qu'il ne soit quasiment pas détectable, même à long terme.

De plus, lors de l'acquisition de nouvelles formes orthographiques, le comportement attendu du modèle est un renforcement des connaissances lexicales au fur et à mesure des expositions au même mot, ce qu'on peut résumer par l'augmentation de la valeur maximum de la distribution pour chaque lettre du mot. Des paramètres de simulation qui rendent difficile la perception des lettres, comme des temps d'exposition courts, ne doivent pas entraîner une dégradation des connaissances lexicales.

Les simulations réalisées avec le modèle BRAID-Learn initial ont montré que lorsque les temps de présentation des stimuli étaient courts, c'est-à-dire lorsqu'il restait de l'incertitude sur le percept des lettres, les connaissances orthographiques du modèle se dégradent rapidement au fil de l'apprentissage. Au contraire, le comportement attendu serait que lorsque le modèle n'a pas le temps de percevoir un stimulus, ses connaissances orthographiques sur ce mot ne se dégradent pas, mais ne se renforcent pas non plus.

Cette limitation est liée à l'implémentation initiale du mécanisme d'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Learn (Ginestet et al., 2022). Dans le modèle initial, la mise à jour des connaissances orthographiques sur un mot se fait par moyennage entre la distribution lexicale et la distribution perçue, et donc une opération additive. Or, moyenniser deux informations partielles (le percept des lettres et les connaissances orthographiques sur un mot) ne permet pas de diminuer l'incertitude. La modélisation de l'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Learn a donc été modifiée pour proposer un mécanisme qui permette un renforcement des connaissances au fur et à mesure des expositions, malgré l'incertitude. Notre apport a consisté à remplacer l'opération

de moyennage additif par une fusion d'information multiplicative. Les détails mathématiques se trouvent en annexe A.2.

3.5.2 Feedback lexical

Au fur et à mesure des expositions à un nouveau mot, la connaissance orthographique du modèle BRAID-Learn est renforcée, rendant le traitement de ce mot de plus en plus efficace, grâce à une rétroaction descendante du sous-modèle lexical vers le sous-modèle perceptif. La « force » du feedback lexical sur la perception des lettres est déterminée par l'évaluation de l'appartenance lexicale : plus il est probable que le stimulus soit un mot, plus le feedback lexical est fort.

Par conséquent, lors de la première exposition à un nouveau mot, s'il est identifié comme tel, le feedback lexical est très faible. En revanche, lors des expositions suivantes, la connaissance orthographique du mot est renforcée, et le modèle est donc capable de déterminer plus rapidement que le stimulus est un mot connu. À son tour, cela accentue le feedback lexical, de sorte que l'identification du mot est facilitée. En résumé, une représentation orthographique précise accélère l'identification d'un mot connu par le biais d'un feedback lexical sur la perception des lettres. Le fonctionnement du feedback lexical du modèle BRAID-Learn initial n'a pas subi de modification.

3.6 Comportement simulé par le modèle BRAID-Learn : exploration visuo-attentionnelle du stimulus

Lors des simulations, à chaque exposition, le modèle explore librement le stimulus, sans limite de temps, jusqu'à ce que les représentations perceptives des lettres qui le composent soient suffisamment précises. À la fin de l'exposition, une trace orthographique existante est mise à jour ou une nouvelle trace est créée sur la base de l'information perceptive accumulée en fin de traitement. Nous décrivons maintenant comment s'effectue l'exploration visuelle dans le modèle BRAID-Learn initial et les modifications qui ont été apportées dans la version révisée du modèle.

3.6.1 Description succincte de l'exploration visuo-attentionnelle du modèle BRAID-Learn

Le modèle BRAID-Learn comprend un algorithme d'exploration visuelle. Son but est de déterminer comment l'attention visuelle, qui coïncide ici avec la position de l'oeil, doit parcourir le stimulus afin de maximiser le gain d'information sur les représentations perceptives des lettres. L'algorithme sélectionne les paramètres visuo-attentionnels de façon à optimiser le gain d'information sur l'identité des lettres; cela définit plusieurs fixations visuo-attentionnelles successives. L'exploration se poursuit jusqu'à ce que les lettres soient « suffisamment bien perçues ». Pour cela, nous définissons un critère basé sur l'entropie des distributions de probabilité dans le sous-modèle perceptif des lettres.

L'entropie d'une distribution de probabilité est une mesure classique de la théorie de l'information, qui est maximale pour une distribution de probabilité uniforme, c'est-à-dire la distribution la plus incertaine possible, et minimale (et nulle), pour une distribution de probabilité de Dirac, c'est-à-dire la distribution la moins incertaine possible. Autrement dit, la mesure d'entropie quantifie l'information des distributions de probabilité. Dans les distributions de probabilités sur les représentations perceptives des lettres, pendant l'exploration, le modèle part de distributions de grande entropie (uniforme) et, au fur et à mesure de l'acquisition d'évidences perceptives, l'entropie de ces distributions diminue. Ainsi, atteindre une petite valeur d'entropie caractérise le fait que le modèle a acquis des représentations perceptives précises sur les lettres.

3.6.2 Modification de l'exploration visuo-attentionnelle

Dans son implémentation initiale (Ginestet et al., 2022), le modèle BRAID-Learn utilisait une méthode d'optimisation prédictive du gain entropique qui fonctionnait par énumération exhaustive d'un grand nombre de combinaisons de valeurs de paramètres, puis sélection des meilleures valeurs pour la prochaine fixation attentionnelle. Cette méthode, même si elle était optimale en terme de gain d'information prédite, était extrêmement coûteuse en temps de calcul.

Dans les simulations conduites dans cette thèse avec le modèle BRAID-Learn révisé, puis avec le modèle BRAID-Acq, nous envisageons de traiter un grand nombre de stimuli ; de plus, notre objectif, à terme, est de pouvoir simuler l'acquisition d'un lexique complet lors de l'apprentissage de la lecture. Le coût de calcul de l'implémentation initiale du modèle BRAID-Learn était prohibitif pour notre objectif.

Notre apport, dans cette thèse, a été de développer un algorithme heuristique qui garde l'idée d'optimisation du gain entropique mais n'inclut pas de calcul prédictif. Il vise à rendre compte « à gros grain » de la dynamique du parcours visuel. Les observations empiriques effectuées suggèrent que le nouvel algorithme fournit des comportements d'exploration visuo-attentionnelle qualitativement comparables à ceux de l'algorithme précédent (une évaluation systématique et quantitative de cette comparaison dépasse le cadre de cette thèse).

L'algorithme heuristique se déroule de la façon suivante. La position initiale du focus attentionnel μ_A^T est fixée en fonction de la longueur du stimulus et de la quantité attentionnelle. En suivant les données comportementales de Vitu, O'Regan, and Mittau (1990), nous choisissons la plupart du temps une position « centrale gauche », c'est-à-dire un peu à gauche du centre du mot. En revanche, pour la plus petite valeur de quantité attentionnelle simulée ($Q_A = 0.5$), la position initiale sera située sur la première lettre du mot, en accord avec les études rapportant un lien entre lecture sérielle et faibles ressources attentionnelles (Bosse & Valdois, 2009; Lobier et al., 2013). Ensuite, à chaque pas de temps (itération), le modèle calcule la différence d'entropie des distributions de probabilité sur les lettres, entre le focus attentionnel et toute autre position. Si une des différences dépasse un seuil qu'on notera T_{fix} , alors un déplacement visuo-attentionnel est initié vers cette position. Le déplacement est modulé par un coût moteur noté α , pour pénaliser les grands déplacements attentionnels. Le changement de position du focus attentionnel est supposé instantané et initie une nouvelle fixation attentionnelle. Plusieurs fixations attentionnelles peuvent ainsi se succéder au cours d'une même exposition. L'exposition au stimulus s'arrête lorsque toutes les lettres du mot ont été suffisamment bien perçues, ce qui est décidé lorsqu'un autre seuil noté T_{expo} , sur l'entropie des distributions perceptives sur toutes les lettres, est atteint.

La dispersion attentionnelle σ_A^T est initialement fixée à sa valeur par défaut (1,75). À la fin de la première fixation attentionnelle, une nouvelle valeur (comprise entre 0,5 et 2,5) est sélectionnée par l'algorithme d'exploration en fonction de la vitesse d'accumulation de l'information pendant cette première fixation. Pour cela, on la compare à un profil d'accumulation de l'information « de référence ». Ce profil de référence est illustré Figure 3.3. Si l'accumulation d'information était plus rapide que cette référence (par exemple dans notre exemple lorsque $Q_A = 2$), le modèle adopte une plus grande dispersion attentionnelle pour le reste de l'exploration du stimulus. Si, au contraire, l'accumulation d'informations était plus lente que la référence (par exemple dans notre exemple lorsque $Q_A = 0.5$), alors la dispersion attentionnelle est réduite, de sorte que moins de lettres sont traitées à chaque fixation attentionnelle. Cette stratégie traduit une heuristique d'adaptation de la dispersion attentionnelle en fonction de la « difficulté » de traitement mesurée à la première fixation. La valeur du paramètre de dispersion attentionnelle σ_A^T sélectionnée de cette manière est ensuite appliquée jusqu'à la fin de l'exploration du stimulus.

Dans le sous-modèle visuo-attentionnel, les paramètres de quantité d'attention Q_A et de dispersion de l'attention σ_A peuvent mathématiquement être manipulés indépendamment. Cependant,

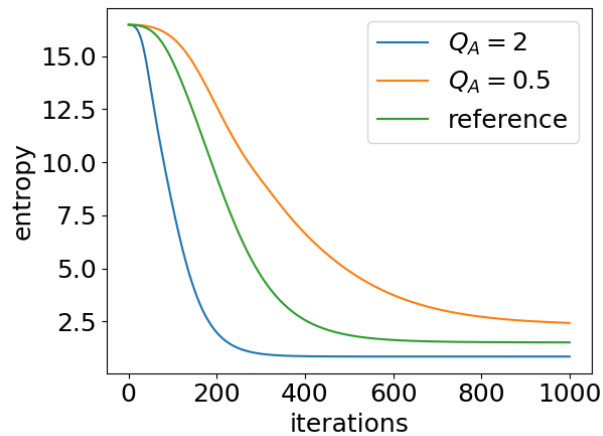


FIG. 3.3 : Évolution de l'entropie des lettres au cours du temps (en itérations). La courbe verte représente le profil d'entropie de référence ; les deux autres représentent l'évolution de l'entropie lorsqu'on présente le mot « IMAGE » au modèle, pour deux valeurs différentes de Q_A .

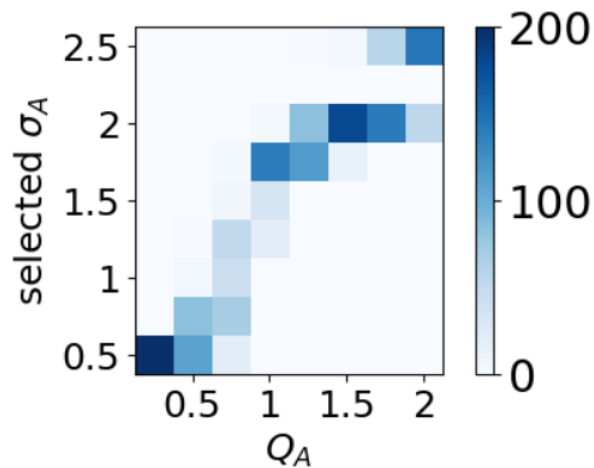


FIG. 3.4 : Histogramme des valeurs de dispersion attentionnelle σ_A adoptées en fonction de la quantité d'attention visuelle Q_A .

l'algorithme d'exploration visuelle induit une forte corrélation entre eux. En effet, la dispersion de l'attention σ_A^T est sélectionnée en fonction de la vitesse d'accumulation de l'information, qui est modulée par la quantité d'attention Q_A . La figure 3.4 illustre la corrélation entre les deux paramètres sur un jeu de données, indépendant de ceux étudiés dans cette thèse, composé de 200 mots de 8 lettres extraits aléatoirement de la base de données ELP (Balota et al., 2007) : plus la quantité d'attention visuelle Q_A est petite, plus la dispersion attentionnelle adoptée σ_A^T est petite.

Le pseudo-code de l'algorithme d'exploration visuo-attentionnelle (Algorithme 1) est présenté en annexe A.3.

3.6.3 Illustration de l'exploration visuo-attentionnelle du nouveau mot « HOLFING »

La figure 3.5 illustre la dynamique de l'exploration visuo-attentionnelle (graphique de droite) et l'accumulation de l'information sur l'identité des lettres au cours du temps (en itérations) au niveau

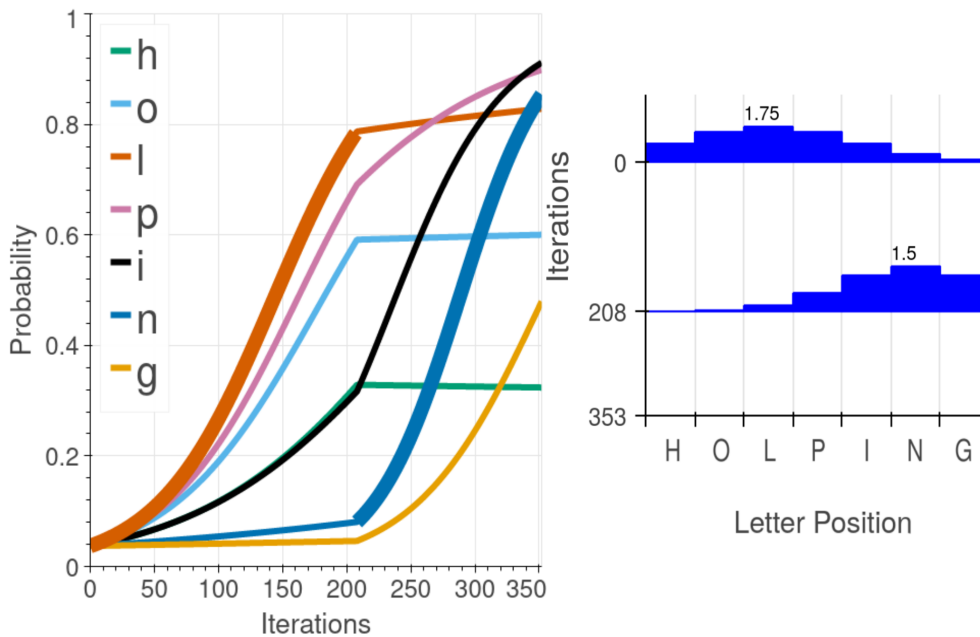


FIG. 3.5 : Illustration de l'algorithme d'exploration visuo-attentionnelle sur le stimulus « HOLPING ». Graphique de gauche : Probabilité de perception des lettres (axe y) en chaque position, en fonction du temps simulé (axe x). Chaque courbe représente la valeur de probabilité de la lettre la plus probable en une certaine position. Les courbes sont codées par couleur en fonction de la position (courbe verte pour la position 1, courbe jaune pour la position 7, etc.). Les courbes sont en traits épais lorsque l'attention visuelle est focalisée sur la position à laquelle elles correspondent. Graphique de droite : Évolution au cours du temps (axe y) de la distribution visuo-attentionnelle sur les positions du stimulus (axe x). Les lettres du stimulus en chaque position sont rappelées en bas du graphique (« H » en position 1, etc.) Les indices de temps indiqués sur l'axe y sont les débuts des « fixations attentionnelles », pour lesquelles la distribution visuo-attentionnelle est celle décrite par les box plots correspondants, avec sa dispersion indiquée par un nombre (par exemple, entre les itérations 0 et 208, l'attention était focalisée sur la lettre L en position 3 ; la dispersion de l'attention était de 1,75). La hauteur des boîtes indique l'attention allouée en chaque position).

perceptif (graphique de gauche), lors de la première exposition au mot nouveau « HOLPING », avec une quantité d'attention $Q_A = 1$. Au début du traitement (itération 0), la distribution de l'attention visuelle est caractérisée par un focus attentionnel aligné sur la troisième lettre du mot de 7 lettres et par une dispersion fixée à sa valeur par défaut $\sigma_A^t = 1,75$. Pendant les 208 itérations de cette première fixation attentionnelle, l'information sur l'identité des lettres s'accumule progressivement au niveau perceptif. Comme on peut le voir sur la figure 3.5 (graphique de gauche), pendant cette période, les évidences perceptives s'accumulent rapidement pour la lettre sous focus attentionnel (le L en troisième position) et moins pour les autres lettres, en fonction de leur distance au focus attentionnel.

À l'itération 208, l'attention se déplace vers la position 6 (c'est-à-dire sur la lettre N de « HOLPING »), une position qui maximise le gain d'entropie attendu tout en minimisant le coût moteur associé au déplacement de l'attention visuelle. Étant donné que les évidences perceptives se sont accumulées de manière relativement efficace pour la plupart des lettres au cours de la première fixation attentionnelle, la dispersion de l'attention visuelle n'est que légèrement ajustée, ce qui conduit à une valeur de σ_A^t de 1,5. Comme on peut le voir sur la Figure 3.5 (graphique de gauche), la conséquence d'un déplacement de l'attention visuelle à l'itération 208 est double. Tout d'abord, l'identification des lettres situées à proximité immédiate du nouveau focus attentionnel est facilitée, ce qui entraîne

une forte augmentation de la probabilité d'identification des dernières lettres (« ING ») ; en parallèle, la probabilité d'identification commence à diminuer pour les lettres initiales qui ne reçoivent plus d'attention. À la fin de la deuxième fixation attentionnelle (itération 353), le critère de terminaison basé sur le seuil T_{avg} est satisfait, de sorte que l'exploration visuelle et le traitement du stimulus prennent fin.

À la fin du traitement, l'évaluation de l'appartenance lexicale évalue le stimulus comme étant un mot nouveau, de sorte qu'une nouvelle représentation lexicale est créée. Cette représentation lexicale correspond aux informations accumulées sur l'identité des lettres pendant le traitement. Pour le nouveau mot « HOLPING », la nouvelle trace sera relativement complète, fournissant des informations sur l'identité de toutes les lettres de la chaîne d'entrée. Cependant, aucune des lettres d'entrée n'a été parfaitement identifiée lors de la première exposition (aucune n'a atteint la probabilité du quasi-Dirac pour les traces « expertes ») et certaines lettres ont été mieux identifiées que d'autres, d'où la possibilité d'améliorer les connaissances lexicales pour cet item lors d'expositions ultérieures. Pour évaluer les simulations, deux mesures sont considérées, caractérisant le traitement lors de la première exposition : une mesure du temps de traitement (dans cet exemple avec le nouveau mot « HOLPING », 353 itérations) et une mesure du nombre de fixations attentionnelles pendant ce temps de traitement (ici, 2).

Chapitre 4

Simulation avec le modèle BRAID-Learn

Dans ce chapitre, nous présentons une simulation conduite avec le modèle BRAID-Learn. Cette simulation fait l'objet d'un article publié dans la revue *Vision Research* (Steinhilber et al., in press), les résultats seront donc rappelés brièvement.

4.1 Objectif de la simulation

Au cours de l'apprentissage de la lecture, un lecteur passe d'un traitement sériel et laborieux à une reconnaissance rapide et plus parallèle des mots (Castles et al., 2018). La théorie de l'auto-apprentissage (Share, 1995) propose que la transition du traitement sériel au traitement parallèle se fasse au niveau de chaque item : la première fois qu'un lecteur rencontre un mot, ce mot serait traité analytiquement par décodage phonologique. Le décodage réussi du mot permettrait de créer une représentation orthographique de ce mot en mémoire, ce qui conduirait ensuite à le reconnaître d'emblée, rapidement. La théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que les mécanismes phonologiques jouent un rôle central dans le décodage phonologique, et donc l'apprentissage orthographique, contrairement aux mécanismes visuels dont le rôle serait plus marginal. Les modèles d'auto-apprentissage existants (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014) font la même hypothèse et se concentrent uniquement sur les mécanismes phonologiques pour simuler l'apprentissage de nouveaux mots.

Bien que l'implication du décodage phonologique dans l'apprentissage de la lecture soit largement établi, certaines données comportementales conduisent à relativiser son impact sur l'apprentissage. Plusieurs études montrent, en effet, que le succès du décodage phonologique n'est pas un très bon prédicteur de l'apprentissage orthographique au niveau de l'item (Bosse et al., 2015; Cunningham et al., 2002). Il se pourrait donc que les traitements phonologiques ne soient pas les seuls traitements impliqués dans le développement des connaissances orthographiques. D'ailleurs, des études récentes montrent que l'apprentissage de mots nouveaux est modulé par les capacités visuo-attentionnelles du lecteur, à la fois chez le lecteur expert (Ginestet et al., 2020) et chez le lecteur débutant (Marinelli et al., 2020). Les capacités visuo-attentionnelles sont également prédictives des effets de longueur en lecture et en reconnaissance de mots (Valdois et al., 2011; van den Boer, de Jong, & Haentjens-van Meeteren, 2013). De faibles capacités visuo-attentionnelles induisent un effet de longueur plus fort et une lecture sérielle et lente ; alors qu'au contraire, de bonnes capacités d'attention visuelle se traduisent par des effets de longueur plus limités (voire absents) et une lecture plus rapide. L'attention visuelle pourrait donc être un autre facteur à prendre en compte pour expliquer le passage d'une lecture lente et sérielle à une lecture beaucoup plus fluide. Contrairement aux modèles de lecture experte et aux modèles d'apprentissage de la lecture concurrents, les modèles de la famille BRAID proposent une implémentation des mécanismes d'attention visuelle, permettant d'étudier l'impact de ce composant sur le fonctionnement du modèle.

L'objectif de la simulation que nous avons effectuée était d'étudier le rôle de l'attention visuelle dans l'apprentissage orthographique au sein de notre version révisée du modèle BRAID-Learn. Nous nous concentrerons sur deux effets comportementaux : l'effet de longueur et l'effet de lexicalité. Le premier correspond à l'observation de temps de traitement d'autant plus longs que le mot est long ; le second à la différence de traitement entre mots connus et mots nouveaux, les premiers étant traités plus rapidement que les seconds. Ces deux effets diminuent avec l'apprentissage de la lecture (Samuels et al., 1978; Sprenger-Charolles et al., 2005) et constituent donc des marqueurs du passage d'une lecture plutôt sérielle à une lecture plutôt globale. Les simulations auront notamment pour but d'évaluer la capacité de notre version révisée du modèle BRAID-Learn à reproduire les effets observés comportementalement et dans quelle mesure la modulation des capacités visuo-attentionnelles affecte l'apprentissage orthographique.

4.2 Méthode

4.2.1 Matériel

Sept-cents mots, de 4 à 10 lettres, sont utilisés comme stimuli dans cette étude. Nous avons utilisé le solveur de problèmes Gurobi (Gurobi Optimization LLC, Beaverton, Oregon, USA ; Gurobi Optimization, LLC 2021), pour sélectionner 100 mots dans chaque classe de longueur, de manière à ce qu'elles soient appariées en fréquence et appartiennent tous à la catégorie grammaticale « Nom commun ». Les mots sélectionnés sont de fréquence moyenne, variant entre 3,6 et 3,7 occurrences par million de mots (la fréquence moyenne des mots du lexique étant de 3,63 occurrences par million de mots). Nous souhaitons également contrôler le nombre de voisins orthographiques (c'est-à-dire le nombre de mots similaires à une lettre près du mot cible). En français, les mots courts ont généralement beaucoup plus de voisins orthographiques que les mots longs, de sorte que le nombre de voisins ne peut pas être contrôlé pour des ensembles de mots qui diffèrent fortement en longueur. Nous avons donc décidé d'exclure du lexique tous les voisins des mots cibles retenus, ce qui nous permet d'artificiallement contrôler le nombre de voisins orthographiques. Ces derniers n'ont donc aucun voisin orthographique dans la base lexicale du modèle. Cela a conduit à retirer 1 983 mots sur les 79 673 (2,5 %) mots du lexique.

Les 700 mots retenus sont utilisés deux fois dans les simulations, avec des statuts différents. Ils sont considérés une première fois comme des mots connus et dans ce cas, ils font partie du lexique du modèle. La seconde fois, les mêmes mots acquièrent le statut de mots nouveaux dans la mesure où ils ont été retirés du lexique du modèle. Cela permet d'assurer une correspondance parfaite entre les caractéristiques des stimuli, indépendamment de leur statut de mots connus ou de mots nouveaux ; cela garantit également que les stimuli considérés comme des mots nouveaux sont réalistes, dans le sens où, par exemple, ils sont orthographiquement légaux et prononçables.

4.2.2 Procédure

Le modèle a été utilisé pour simuler l'exploration visuo-attentionnelle des 700 stimuli, dans les deux conditions (mot connu et mot nouveau), pour un total de 1 400 simulations. Nous avons fait varier la quantité d'attention visuelle du modèle, lors des simulations. L'exploration visuo-attentionnelle des mots connus et nouveaux a été étudiée pour sept valeurs possibles de quantité d'attention Q_A (0,5, 0,75, 1, 1,25, 1,5, 1,75 et 2). La valeur par défaut de Q_A dans les simulations antérieures avait été fixée à 1. De ce fait, toutes les valeurs plus petites de Q_A seront considérées comme reflétant des ressources attentionnelles limitées ; alors que toutes les valeurs supérieures seront interprétées comme simulant des capacités plus élevées. Dans chaque simulation, le même stimulus a été présenté cinq fois au

modèle. Nous avons simulé l'exploration visuo-attentionnelle pour un même stimulus à chacune de ces 5 expositions successives, afin d'étudier l'évolution des comportements visuo-attentionnels au cours du temps. Chaque présentation a fait l'objet d'un apprentissage orthographique consistant, soit à mettre à jour une trace orthographique existante, soit à créer une nouvelle trace orthographique.

A chaque exposition simulée, nous mesurons deux variables d'intérêt : (a) le temps de traitement (PT, pour *Processing Time*) qui correspond au nombre d'itérations nécessaires pour atteindre le critère d'arrêt de l'exploration et (b) le nombre de fixations attentionnelles (NAF, *Number of Attentional Fixations*) qui correspond aux déplacements du focus attentionnel qui sont effectués par le modèle dans le même intervalle de temps. L'effet de longueur est quantifié par la pente entre les performances sur les deux mesures d'intérêt pour les items les plus courts et les plus longs. La longueur des items est estimée en nombre de lettres (4 versus 10 lettres).

4.2.3 Analyses statistiques

Les temps de traitement simulés ont été analysés à l'aide de modèles linéaires généralisés (fonction *glm*; R Core Team 2020) avec une famille Gamma et un lien inverse. Pour sélectionner la fonction de liaison la plus appropriée, nous avons testé plusieurs possibilités (« identité », « inverse » et « log ») et analysé les résultats des différents modèles. Nous avons choisi le modèle qui minimisait à la fois l'AIC (critère d'information d'Akaike; Akaike, 1973) et le score de Fisher (nombre d'itérations nécessaires pour que le modèle converge). Pour analyser le NAF, nous avons suivi la suggestion de Harris, Yang, and Hardin (2012) et utilisé une régression de Poisson généralisée (fonction *vglm*; R Core Team 2020), car les données étaient sous-dispersées (fonction *dispersiontest*; R Core Team 2020). Tous les modèles statistiques et les résultats simulés ont été fournis en matériel supplémentaire dans l'article (Steinhilber et al., in press) et sont consultables sur le lien suivant : <https://osf.io/g8cbf/>.

Pour répondre à nos questions de recherche, nous avons d'abord utilisé deux modèles pour comparer les temps de traitement (PT) et nombre de fixations attentionnelles (NAF) pour les mots connus et les mots nouveaux lors de la première exposition. La quantité d'attention (7 valeurs Q_A), le type de stimuli (mot nouveau ou mot connu) et la longueur des stimuli (de 4 à 10 lettres) ont été rentrés comme facteurs fixes. Pour des raisons de clarté, les résultats sont d'abord présentés en se concentrant sur l'effet de la lexicalité, puis sur l'effet de la longueur.

Ensuite, nous avons utilisé deux autres modèles pour analyser les mêmes variables (PT et NAF) au cours des expositions. Cette analyse ne porte que sur les mots nouveaux, avec la quantité d'attention (Q_A), la longueur du stimulus et le nombre d'expositions (de 1 à 5) comme facteurs fixes. Les résultats sont d'abord présentés en se concentrant sur l'interaction entre Q_A et le nombre d'expositions, auquel cas le PT et le NAF sont exprimés par lettre, puis en se concentrant sur l'effet de longueur pour les deux variables d'intérêt (PT et NAF).

4.3 Résultats de la simulation

Nous avons tout d'abord analysé le taux d'apprentissage correct sur les mots connus et sur les mots nouveaux.

Pour les mots connus, l'apprentissage orthographique réussit toujours (c'est-à-dire que le mot est catégorisé comme déjà connu, et sa trace orthographique disponible est mise à jour), quelles que soient la longueur du stimulus et la quantité d'attention Q_A du modèle. Pour les mots nouveaux, l'apprentissage orthographique échoue parfois. Cela se produit lorsqu'un mot nouveau est catégorisé par erreur comme un mot connu. Dans ce cas, la trace orthographique du mot connu le plus

TABLE 4.1 : Taux d'apprentissage correct des nouveaux mots dans la simulation d'apprentissage. Le taux d'apprentissage correct est de 1,0 pour les mots connus.

Q_A \ Longueur	4L	5L	6L	7L	8L	9L	10L
0.5	1.0	1.0	1.0	0.88	0.81	0.68	0.56
0.75	1.0	1.0	1.0	0.97	0.95	0.80	0.73
1	1.0	1.0	1.0	0.96	0.96	0.83	0.71
1.25	1.0	1.0	1.0	0.97	0.97	0.85	0.80
1.5	1.0	1.0	1.0	0.97	0.99	0.85	0.85
1.75	1.0	1.0	1.0	0.97	0.99	0.91	0.88
2	1.0	1.0	1.0	0.98	0.98	0.93	0.89

activé (généralement un mot orthographiquement proche) est mise à jour au lieu de créer une nouvelle trace. Un autre type d'apprentissage erroné est observé lorsqu'un mot nouveau précédemment rencontré est à nouveau catégorisé comme nouveau lors d'une exposition ultérieure. Dans ce cas, une trace orthographique supplémentaire est créée pour ce mot au lieu de mettre à jour la trace orthographique qui avait été précédemment créée.

Le taux d'apprentissage correct des mots nouveaux est présenté dans le tableau 4.1 pour les différentes valeurs de Q_A et les différentes longueurs de mots. Les résultats montrent que tous les mots nouveaux courts (de 4 à 6 lettres) sont appris avec succès par le modèle, et ce, pour toutes les valeurs de Q_A . Par contre, des erreurs d'apprentissage sont observées pour les mots de plus de 6 lettres. Le taux d'apprentissage correct est alors d'autant plus élevé que la quantité d'attention Q_A augmente et que les mots sont plus courts. Les stimuli pour lesquels des erreurs d'apprentissage ont été observées ont été exclus de toutes les analyses ultérieures.

L'effet de Q_A sur le traitement des stimuli est décrit dans les deux sections suivantes. Nous nous concentrons d'abord sur le comportement du modèle à la première exposition pour décrire comment la quantité d'attention affecte le PT et le NAF en fonction du type de stimuli (mots nouveaux vs mots connus) et en fonction de leur longueur (de 4 à 10 lettres). Étant donné le haut niveau de performance du modèle pour les mots connus dès la première exposition, nous nous concentrons dans la deuxième section uniquement sur le traitement des mots nouveaux pour décrire comment l'effet de longueur évolue au cours des cinq expositions successives, en fonction de la quantité d'attention. Rappelons que tous les résultats présentés dans les sections suivantes ont été obtenus à partir du même ensemble de données en utilisant un seul modèle statistique pour chacune des mesures. C'est par souci de clarté que les résultats sont présentés dans des sections différentes.

4.3.1 Traitement des mots connus et des mots nouveaux à la première exposition

L'effet de Q_A sur le PT et le NAF pour les deux types de stimuli lors de la première exposition est illustré dans la Figure 4.1. Rappelons que les stimuli sont de longueur variable, et induisent donc des PT et NAF très différents selon leur longueur. Pour la cohérence de la figure, et puisque nous ne nous concentrons pas sur l'effet de la longueur pour le moment, les PT et les NAF représentés graphiquement ont été normalisés par la longueur des mots, et on présente donc les PT par lettre, et les NAF par lettre.

Concernant les temps de traitement, les résultats montrent que les mots nouveaux sont traités plus lentement que les mots connus ($\beta = -5.6 \times 10^{-4}$, $t = -14.70$, $p < .001$). Tout type de stimuli confondus, le PT moyen diminue lorsque la quantité d'attention augmente ($\beta = 6.5 \times 10^{-4}$, $t = 59.60$, $p < .001$), passant de 188 itérations par lettre en moyenne pour $Q_A = 0.5$ à 59 itérations par lettre en moyenne pour $Q_A = 2$.

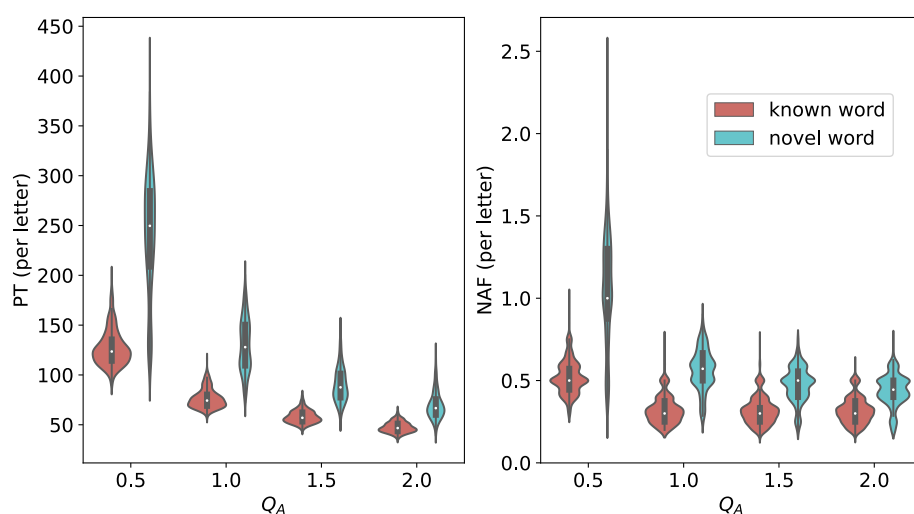


FIG. 4.1 : Temps de traitement (PT, à gauche) et nombre de fixations attentionnelles (NAF, à droite) par lettre (axes y), selon le type de mot (mots connus, en rouge, ou mots nouveaux, en bleu), en fonction de la quantité d'attention visuelle (valeurs Q_A , axes x). Pour chaque mesure, un « *violin plot* » décrit la distribution des valeurs obtenues, les parties les plus larges indiquant une plus grande densité de valeurs. Le point central blanc représente la médiane de la distribution des valeurs.

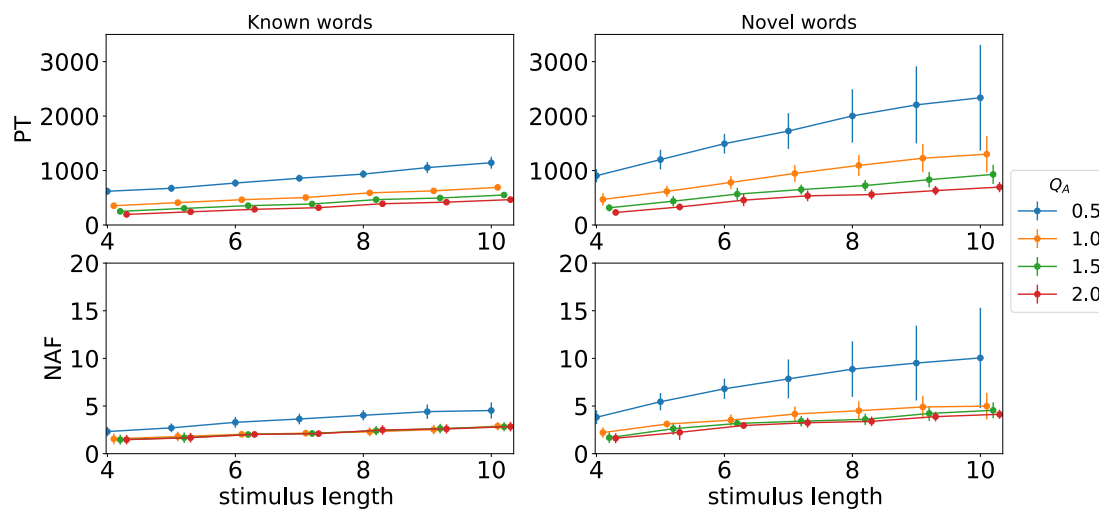


FIG. 4.2 : Temps de traitement (PT, en haut) et nombre de fixations attentionnelles (NAF, en bas), lors de la première exposition, pour des mots connus (colonne de gauche) et nouveaux (colonne de droite), en fonction de la longueur du stimulus (axes x) et de la quantité d'attention Q_A (courbes colorées, du bleu ($Q_A=0,5$) au rose ($Q_A=2,0$)). Les courbes sont légèrement décalées horizontalement les unes par rapport aux autres pour que les barres d'erreur soient lisibles malgré le chevauchement.

L'interaction entre la quantité d'attention (Q_A) et le type de stimulus est significative ($\beta = -1.1 \times 10^{-4}$, $t = -8.80$, $p < .001$), ce qui montre que le PT diminue davantage pour les mots nouveaux que pour les mots connus lorsque la quantité d'attention augmente. Le PT moyen varie de 261 itérations par lettre pour $Q_A = 0,5$ à 70 itérations par lettre pour $Q_A = 2$ pour les mots nouveaux alors qu'il passe de 127 à 47 itérations par lettre pour les mots connus. Pour rappel, la différence de PT entre les mots connus et les mots nouveaux correspond à l'effet de lexicalité. Donc,

cette interaction montre une diminution de l'effet de lexicalité sur le temps de traitement lorsque le modèle dispose d'une plus grande quantité d'attention visuelle.

Concernant le nombre de fixations attentionnelles (NAF), les effets observés sont similaires. L'interaction entre la quantité d'attention (Q_A) et le type de stimuli est significative ($\beta = -0.078, z = -3.24, p = .001$). L'effet de la lexicalité sur le NAF est modulé par la quantité d'attention, de sorte que la différence de NAF entre les mots connus et les mots nouveaux diminue lorsque la quantité d'attention (Q_A) augmente. Par ailleurs, l'effet principal du type de stimulus est significatif; davantage de fixations attentionnelles sont observées sur les mots nouveaux que sur les mots connus ($\beta = 0.28, z = 2.87, p = .004$). L'analyse post-hoc montre que la quantité d'attention (Q_A) affecte le NAF, mais uniquement pour les mots nouveaux ($\beta = -0.095, z = -6.47, p < .001$), pas pour les mots connus ($\beta = -0.016, z = -0.86, p = .392$). Pour ce qui est des mots nouveaux, on observe une variation assez importante du NAF, entre 1,17 NAF par lettre pour la plus petite quantité d'attention $Q_A = 0,5$ et 0,44 NAF par lettre pour la plus grande, $Q_A = 2$. Pour les mots connus, la variation du NAF moyen est beaucoup plus faible, allant de 0,52 à 0,33 NAF par lettre pour les mêmes valeurs de Q_A .

Les résultats qui suivent concernent l'effet de longueur à la première exposition. L'effet de Q_A sur le PT et le NAF pour les deux types de stimuli en fonction de la longueur est illustré dans la Figure 4.2. Cette figure est basée sur les mêmes données que la figure précédente, et correspond aux mêmes analyses statistiques. Cependant, la représentation graphique se concentre ici sur l'impact de la longueur des items sur les deux mesures de PT et de NAF. En ce qui concerne le PT, les résultats montrent que l'effet de longueur est modulé par la quantité d'attention (Q_A): l'effet de longueur augmente lorsque la quantité d'attention diminue ($\beta = -4.5 \times 10^{-5}, t = -33.91, p < .001$). L'effet de longueur sur les PT n'est pas plus important pour les mots nouveaux que pour les mots connus, comme le montre l'interaction non significative entre le type de stimulus et la longueur ($\beta = -2.8 \times 10^{-6}, t = -0.61, p = .545$). Cela est dû à la gamme des valeurs de Q_A explorées, dans laquelle les grandes valeurs produisent un effet plancher sur les PT; l'interaction est significative lorsqu'on ne considère que les petites valeurs de Q_A (lorsque $Q_A < 1$). Cependant, la double interaction entre la quantité d'attention, le type de stimuli et la longueur est significative ($\beta = 6.92 \times 10^{-6}, t = -4.55, p < .001$), ce qui montre que l'effet de la longueur sur le PT est plus important pour les mots nouveaux que pour les mots connus, lorsque la quantité d'attention (Q_A) est plus faible. Par ailleurs, l'effet principal de longueur sur les PT est significatif (variant de 431 itérations pour les items de 4 lettres à 975 itérations pour les items de 10 lettres; $\beta = -7.0 \times 10^{-5}, t = -16.81, p < .001$).

Comme le montre la Figure 4.2, l'effet de longueur sur le NAF est plus important pour les mots nouveaux que pour les mots connus ($\beta = 0.093, z = 7.42, p < .001$), et plus important pour les petites que pour les grandes valeurs de Q_A ($\beta = -6.6 \times 10^{-3}, z = -2.65, p = .008$). Cependant, ni l'interaction entre la quantité d'attention et la longueur ni la double interaction entre la quantité d'attention et la longueur et le type de stimulus ne sont significatives ($\beta = -4.3 \times 10^{-3}, z = -1.37, p < .170$). Seul l'effet principal de la longueur est significatif ($\beta = 0,10, z = 10,43, p < .001$), variant de 2,18 NAF pour les stimuli de 4 lettres à 4,52 pour les stimuli de 10 lettres.

4.3.2 Évolution du traitement des nouveaux mots au cours des expositions

La Figure 4.3 illustre l'effet de Q_A et du nombre d'expositions sur le PT et le NAF des mots nouveaux.

Comme le montre la Figure 4.3 (gauche), le PT diminue au cours des expositions ($\beta = 9.5 \times 10^{-5}, t = 11.0, p < .001$), variant de 128 itérations par lettre en moyenne à la première exposition à 74 itérations par lettre à la cinquième exposition. L'interaction entre la quantité d'attention (Q_A) et l'exposition est significative ($\beta = 4.6 \times 10^{-5}, t = 17.10, p < .001$), ce qui montre que la diminution

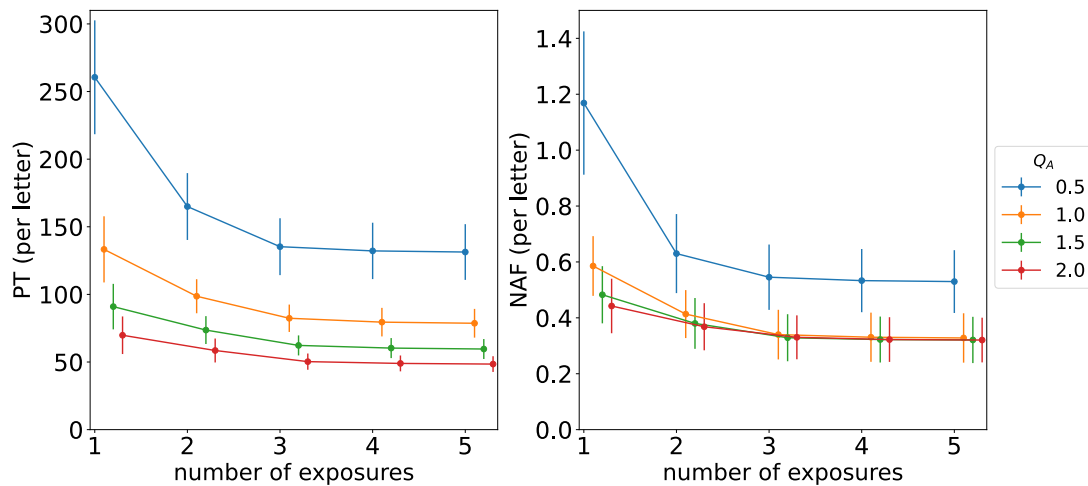


FIG. 4.3 : Temps de traitement (PT, à gauche, en nombre d'itérations par lettre, axe y) et nombre de fixations attentionnelles (NAF, à droite, exprimé par lettre, axe y), au cours des expositions (axes x) pour les mots nouveaux. Les courbes sont légèrement décalées horizontalement les unes par rapport aux autres pour que les barres d'erreur soient lisibles malgré le chevauchement. Chaque courbe fait référence à une quantité d'attention visuelle donnée (Q_A), de 0,5 (bleu) à 2,0 (rose).

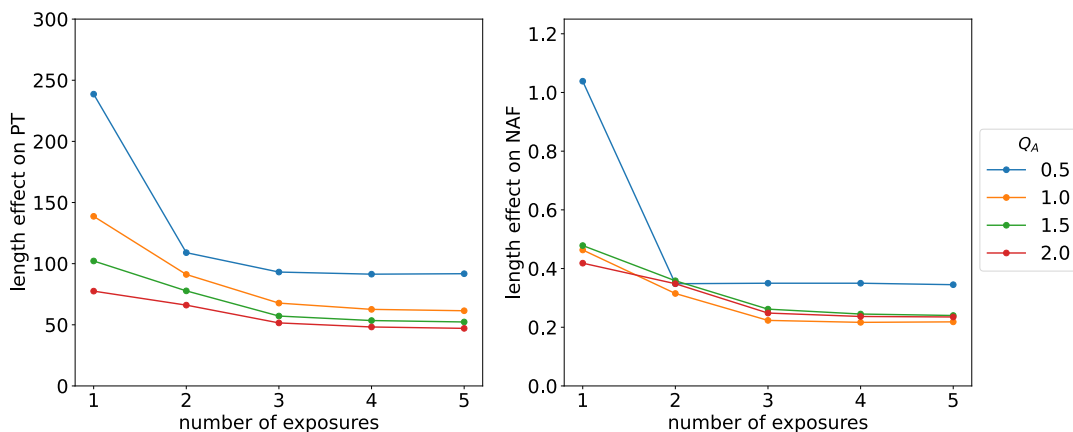


FIG. 4.4 : Évolution de l'effet de la longueur sur le PT (à gauche, en nombre d'itérations supplémentaires par lettre supplémentaire) et sur le NAF (à droite, en nombre de fixations attentionnelles supplémentaires par lettre supplémentaire), sur les axes y , en fonction des expositions (axes x). Chaque courbe fait référence à une quantité d'attention visuelle donnée (Q_A), de 0,5 (bleu) à 2,0 (rose).

du PT au cours des expositions est plus forte lorsque la quantité d'attention (Q_A) est plus faible. Les temps de traitement varient de 261 itérations par lettre à 130 itérations par lettre au cours des cinq expositions pour $Q_A = 0,5$, de 70 itérations par lettre à 48 itérations par lettre pour $Q_A = 2$. Pour toutes les valeurs de Q_A , le temps de traitement se stabilise après quelques expositions, mais la valeur du PT à la stabilisation est plus élevée pour les valeurs plus petites de Q_A , ce qui suggère un apprentissage orthographique moins efficace lorsque la quantité d'attention allouée au traitement est plus limitée. Pour les plus petites valeurs de Q_A ($Q_A < 1$), le PT après cinq expositions reste supérieur au PT à la première exposition pour les valeurs supérieures de Q_A .

Les résultats concernant le NAF contrastent avec ceux concernant les PT. Comme le suggère la

Figure 4.3 (droite), ni l'effet principal de l'exposition ni l'interaction entre la quantité d'attention (Q_A) et l'exposition ne sont significatifs ($\beta = -0.031, z = -1.37, p = .172$ et $\beta = 1.4 \times 10^{-3}, z = 0.25, p = .801$ respectivement).

Les graphiques de la Figure 4.4 illustrent l'évolution des effets de la longueur sur le PT et le NAF des mots nouveaux au cours des expositions en fonction de la quantité d'attention. Comme le montre la Figure 4.4 (gauche), l'interaction entre l'exposition et la longueur est significative ($\beta = 1.1 \times 10^{-5}, t = 9.76, p < .001$), ce qui montre que la différence de PT entre les mots les plus courts et les mots les plus longs diminue au cours des expositions. Cette réduction est modulée par la quantité d'attention (Q_A), comme le montre la double interaction significative entre la quantité d'attention, la longueur et l'exposition ($\beta = -4.3 \times 10^{-6}, t = -13.11, p < .001$). L'effet de la longueur sur les PT diminue plus rapidement au cours des expositions lorsque la quantité d'attention est plus faible.

Le même phénomène est observé pour le NAF (voir Figure 4.4, à droite). L'interaction exposition/longueur ($\beta = -0,031, z = -10,10, p < .001$) et la double interaction quantité d'attention/exposition/longueur ($\beta = 3.6 \times 10^{-3}, z = 4,95, p < .001$) sont toutes deux significatives. La différence de NAF entre les mots les plus courts et les mots les plus longs est beaucoup plus élevée à la première exposition (6,24 vs. 2,23 pour les mots de 10 et 4 lettres respectivement) qu'à la cinquième exposition (3,08 vs. 1,72) et la différence de NAF entre les mots les plus longs et les plus courts diminue plus rapidement au cours des expositions lorsque la quantité d'attention (Q_A) est plus faible.

4.4 Discussion

Dans cette étude, nous avons utilisé notre version révisée du modèle BRAID-Learn pour examiner le rôle de l'attention visuelle dans la transition d'un traitement essentiellement sériel à un traitement plus parallèle des lettres qui composent les mots. Les simulations montrent que les effets de lexicalité et de longueur sur le temps de traitement et le nombre de fixations attentionnelles diminuent lorsque le modèle dispose d'une plus grande quantité d'attention visuelle. L'apprentissage orthographique est moins bien réussi lorsque la quantité d'attention visuelle est plus faible et lorsque le mot nouveau à apprendre est plus long. De la même manière, une quantité d'attention visuelle plus faible entraîne une diminution plus importante de l'effet de longueur sur le temps de traitement et le nombre de fixations attentionnelles lors de l'exposition répétée au même mot nouveau. Globalement, le modèle prédit que les variations de quantité d'attention visuelle affectent de manière significative le traitement des lettres et l'apprentissage orthographique.

Afin d'évaluer la plausibilité et la pertinence des prédictions du modèle, nous allons maintenant nous concentrer sur les mécanismes de traitement orthographique qui sont responsables des effets de lexicalité et de longueur simulés. Nous le ferons dans un premier temps sans considérer l'effet des variations de Q_A . Ensuite, étant donné la relation étroite entre les prédictions générales du modèle et les résultats comportementaux, nous discuterons dans quelle mesure l'évolution des effets de lexicalité et de longueur en fonction de la quantité d'attention visuelle fournit des informations sur la transition d'un traitement fortement sériel à un traitement plus parallèle des lettres et est compatible avec les données comportementales disponibles.

4.4.1 Effets de lexicalité et de longueur indépendamment de Q_A

Nous nous concentrons ici sur les effets de lexicalité et de longueur, en tant que marqueurs du traitement sériel. L'effet de lexicalité dans le modèle découle directement de l'influence top-down des connaissances orthographiques sur le traitement perceptif des lettres. L'effet de longueur, quant à lui, est dû au fait que la même quantité d'attention visuelle est répartie sur la chaîne de lettres du

mot, quelle que soit sa longueur. Ceci a pour conséquence de réduire la quantité d'attention allouée à chaque lettre lorsque le stimulus est plus long. L'information sur l'identité des lettres s'accumule alors moins efficacement au niveau perceptif pour les stimuli longs que pour les stimuli courts, ce qui augmente leur temps de traitement et le nombre de fixations attentionnelles. Néanmoins, les informations partielles accumulées au niveau perceptif sur l'identité des lettres sont en partie compensées lorsque des informations lexicales descendantes sont disponibles. Ceci donne un avantage aux mots connus. Pour cette raison, les effets de longueur sont plus limités pour les mots connus que pour les mots nouveaux qui, eux, ne correspondent à aucune représentation orthographique à la première exposition. Les mécanismes responsables des effets de longueur et de lexicalité sont donc très clairement identifiables dans le modèle. Ce qui est particulièrement important, c'est que les effets de longueur et de lexicalité qui sont simulés par BRAID-Learn, et leur interaction, sont compatibles avec de nombreux résultats comportementaux issus d'études sur les mouvements oculaires, la reconnaissance des mots et la lecture (Barton, Hanif, Björnström, & Hills, 2014). En accord avec les prédictions du modèle, il est bien documenté que la durée de fixation (ou temps de traitement) et le nombre de fixations sont plus élevés pour les mots longs que pour les mots courts (Hautala, Hyönä, & Aro, 2011; Joseph, Liversedge, Blythe, White, & Rayner, 2009; Kliegl, Grabner, Rolfs, & Engbert, 2004; Loberg, Hautala, Hämäläinen, & Leppänen, 2019; McDonald, 2006; Rayner, 1998). Les lecteurs passent également plus de temps à fixer les mots nouveaux (Chaffin, Morris, & Seely, 2001; Williams & Morris, 2004) et montrent un effet de longueur plus important pour ces items que pour les mots connus (Lowell & Morris, 2014).

De la même manière, certaines caractéristiques de l'apprentissage orthographique comme la réduction du temps de traitement et du nombre de fixations attentionnelles lors de l'exposition répétée aux mots nouveaux (indépendamment de Q_A) découlent directement, dans le modèle, des effets combinés de l'exploration visuo-attentionnelle et du feedback lexical. À la première exposition, l'information perceptive sur les lettres est uniquement basée sur le traitement sensoriel du stimulus, puisqu'aucune représentation lexicale n'est encore disponible pour ce mot. Dès la deuxième exposition, les informations perceptives bénéficient de l'influence de la représentation orthographique créée à la première exposition. L'amélioration de la représentation orthographique du mot nouveau au cours des expositions entraîne une augmentation du feedback lexical qui améliore l'identification des lettres. Par conséquent, l'apprentissage orthographique dans le modèle est caractérisé par une diminution du temps de traitement et du nombre de fixations attentionnelles au cours des expositions. Les effets simulés sont conformes aux résultats comportementaux des études sur l'évolution des mouvements oculaires en situation d'apprentissage orthographique (Ginestet et al., 2020; Joseph & Nation, 2018; Joseph et al., 2014; Pagán & Nation, 2019; Pellicer-Sanchez, 2016).

Dans nos simulations, nous observons une diminution de l'effet de longueur au cours des expositions. Cela découle du fait que des représentations orthographiques mieux spécifiées ont une plus grande influence sur l'information perceptive des lettres et que la rétroaction lexicale est particulièrement critique lorsque l'information perceptive ascendante sur l'identité s'accumule lentement, ce qui est plus probable pour les mots longs que pour les mots courts. Évidemment, lorsque la fixation attentionnelle est dirigée vers les lettres initiales, les lettres finales reçoivent moins d'attention dans les mots longs que dans les mots courts. L'information perceptive s'accumule plus lentement pour les mots plus longs qui sont donc plus dépendants du feedback lexical. Plusieurs études comportementales ont signalé une réduction de l'effet de longueur sur la latence de lecture après quelques expositions répétées à des mots nouveaux (Kwok & Ellis, 2014; Maloney, Risko, O'Malley, & Besner, 2014; Suárez-Coalla, Ramos, Álvarez Cañizo, & Cuetos, 2014). La preuve comportementale que les mots longs ont progressivement tendance à être lus aussi rapidement que les mots courts a été interprétée comme un marqueur de l'apprentissage orthographique, suggérant que de plus en plus de lettres du stimulus étaient traitées simultanément.

4.4.2 Modulation des effets de longueur et de lexicalité en fonction de Q_A

La principale contribution de cette étude est d'évaluer l'influence de la quantité d'attention visuelle sur le traitement orthographique. Le modèle prédit que les deux effets de lexicalité et de longueur sont modulés par la quantité d'attention visuelle, suggérant ainsi que la quantité totale d'attention visuelle disponible pour le traitement contribue au passage d'un traitement fortement sériel (portant sur de petites portions de mot) à un traitement de plus en plus parallèle des lettres du mot (portant sur de grandes portions de mot voire le mot entier). Dans le modèle, la quantité d'attention visuelle déployée pour le traitement lors de la première fixation attentionnelle module la vitesse d'identification des lettres et le nombre de lettres recevant suffisamment d'attention. Lors de la deuxième fixation, la dispersion visuo-attentionnelle est modulée en fonction de la vitesse d'accumulation des informations précédentes. L'accumulation rapide de l'information d'identité pour les valeurs de Q_A les plus élevées conduit à adopter une dispersion visuo-attentionnelle plus large. Un plus grand nombre de lettres sont alors identifiées simultanément à chaque nouvelle fixation, conduisant à un traitement plus fluide. Au contraire, la dispersion attentionnelle est réduite lorsque les informations d'identité sont accumulées lentement lors de la première fixation attentionnelle. De ce fait, seules quelques lettres peuvent être identifiées avec succès à chacune des fixations suivantes, ce qui entraîne un traitement fortement sériel.

Bien qu'il soit difficile de mesurer directement la quantité d'attention visuelle chez l'humain, l'impact de la vitesse de traitement perceptif et du traitement parallèle sur les performances comportementales a été étudié en se référant à deux cadres théoriques, à savoir la théorie de l'attention visuelle (Bundesen, 1990; Bundesen & Habekost, 2014) et celle de l'empan visuo-attentionnel (Bosse et al., 2007; Valdois, 2022; Valdois, Bosse, & Tainturier, 2004). Des études comportementales ont établi un lien entre la vitesse de traitement perceptif et l'empan VA, suggérant qu'une performance plus faible sur les épreuves d'empan VA est liée à un traitement perceptif plus lent (Bogon et al., 2014; Dubois & Valdois, 2010; Ginestet et al., 2020; Lobier et al., 2013). La plausibilité des prédictions du modèle concernant les variations de la quantité d'attention visuelle peut donc être discutée à la lumière des données comportementales disponibles sur la façon dont la vitesse de traitement perceptif et l'empan VA affectent le traitement des chaînes de lettres et l'apprentissage orthographique.

Le modèle prédit que les individus disposant d'une faible quantité d'attention visuelle vont avoir tendance à privilégier un traitement plus fortement sériel, montrant ainsi des effets de lexicalité et de longueur plus élevés sur le temps de traitement et le nombre de fixations pendant la lecture. Les études menées en référence à la théorie de l'attention visuelle (Bundesen, 1990; Bundesen & Habekost, 2014) vont dans le sens de cette prédiction. En effet, la vitesse de traitement perceptif est systématiquement réduite chez les personnes qui, suite à une lésion cérébrale, développent une lecture sérielle très laborieuse (Habekost, 2015). En particulier, la vitesse de traitement perceptif est nettement réduite chez les lecteurs lettre-à-lettre. Or, cette pathologie se caractérise par des effets excessifs de longueur de mots tant sur les latences de dénomination et de décision lexicale que sur les mesures des mouvements oculaires (Barton et al., 2014; Behrmann, Shomstein, Black, & Barton, 2001). Cependant, nous manquons de preuves directes que le traitement des mots et le profil oculomoteur chez les lecteurs lettre-à-lettre sont liés au ralentissement du traitement perceptif (ou à un faible empan VA). De nouvelles études sont à envisager afin d'évaluer plus directement si la variabilité inter-individuelle en vitesse de traitement perceptif permet de prédire l'amplitude de l'effet de longueur chez les lecteurs lettre-à-lettre.

Une quantité d'attention visuelle plus faible pourrait également expliquer le recours plus important au traitement sériel dans la dyslexie développementale. Plusieurs études suggèrent que les personnes atteintes de dyslexie développementale présentent une réduction de la vitesse de traitement perceptif (Habekost, 2015; Stefanac et al., 2019; Stenneken et al., 2011) et de l'empan visuo-attentionnel (Bosse et al., 2007; Germano, Reilhac, Capellini, & Valdois, 2014; Zoubrinetzky et al.,

2014). Par ailleurs, il est bien documenté qu'un effet de longueur plus important en dénomination, en décision lexicale et sur les mesures oculomotrices est un marqueur de la dyslexie développementale (De Luca, Borrelli, Judica, Spinelli, & Zoccolotti, 2002; Martens & Jong, 2008; Spinelli et al., 2005; Zoccolotti et al., 2005). Cependant, une fois encore, il y a très peu de preuves directes montrant que la réduction de la vitesse de traitement (ou de l'empan VA) affecte les effets de lexicalité ou de longueur dans la dyslexie développementale. Un effet de longueur exagéré a été décrit en association avec un empan VA réduit dans certaines études de cas de dyslexie développementale (Valdois et al., 2011, 2003) et une étude de groupe a montré que le nombre de fixations (mais pas la durée des fixations) lors de la lecture d'un texte augmentait chez les personnes dyslexiques ayant des capacités réduites d'empan VA (Prado, Dubois, & Valdois, 2007). Une évaluation plus rigoureuse des prédictions du modèle nécessiterait d'évaluer systématiquement si un déficit de l'empan VA ou de la vitesse de traitement perceptif dans la dyslexie développementale est associé à des effets de longueur et/ou de lexicalité excessifs.

Cependant, la principale prédiction du modèle est que les différences de quantité d'attention visuelle devraient affecter la transition d'un traitement sériel à un traitement plus parallèle. Les preuves comportementales pertinentes pour évaluer la pertinence de cette prédiction sont à rechercher soit dans les études sur l'évolution des trajectoires de lecture au cours du temps, soit dans les études sur l'apprentissage orthographique. Seules des informations comportementales fragmentaires sont actuellement disponibles. Il est à présent établi que les capacités d'empan VA augmentent au fil des années (Bosse & Valdois, 2009; Huang, Lorusso, Luo, & Zhao, 2019; van den Boer & de Jong, 2018; van den Boer, van Bergen, & de Jong, 2015). Le déclin important de l'effet de la longueur des mots observé chez les lecteurs typiques au fur et à mesure qu'ils apprennent à lire pourrait donc suggérer que l'effet de longueur des mots diminue quand l'empan VA augmente. Malheureusement, nous manquons de données comportementales directes à l'appui de cette relation. Une seule étude van den Boer et al. (2013) a montré que les variations d'empan VA chez les enfants de deuxième année de primaire prédisaient les variations d'effet de longueur sur leurs temps de lecture. Cette constatation et la relation constamment rapportée entre empan VA et fluence en lecture (Bosse & Valdois, 2009; Chan & Yeung, 2020; Chen, Schneps, Masyn, & Thomson, 2016; Lobier et al., 2013; Valdois et al., 2021, 2019; van den Boer & de Jong, 2018; Zhao, Liu, Miu, & Huang, 2018) sont effectivement compatibles avec l'idée qu'un empan VA plus élevé entraînerait une lecture plus fluide est donc moins sérielle, mais les preuves directes restent à établir.

À notre connaissance, aucune étude n'a examiné la relation entre empan VA et effet de lexicalité. Antzaka et al. (2017) ont examiné la lecture de pseudo-mots par des lecteurs experts dans des conditions de durée de présentation très brève qui empêchaient tout traitement sériel. Ils ont montré que les lecteurs adultes qui jouaient à des jeux vidéo d'action avaient un empan VA plus élevé que les non-joueurs et qu'ils pouvaient lire avec succès davantage de pseudo-mots à partir d'un traitement parallèle. Comme les deux groupes de joueurs et de non-joueurs étaient appariés sur le plan de la fluence en lecture de textes (basés sur de vrais mots), leurs résultats pourraient suggérer qu'un empan VA plus grand est associé à un effet de lexicalité plus faible sur le temps de traitement. Les études comportementales sur l'apprentissage orthographique devraient être particulièrement pertinentes pour évaluer le lien entre les ressources visuo-attentionnelles et le passage d'un traitement sériel à un traitement plus parallèle. Malheureusement, bien que les résultats disponibles montrent de manière convaincante un accroissement graduel des connaissances orthographiques au cours des expositions répétées au même mot nouveau, ni l'empan VA ni la vitesse de traitement perceptif n'ont été mesurés dans ces études. Une seule étude suggère de meilleures capacités d'apprentissage orthographique dans le groupe de participants ayant un empan VA plus élevé (Ginestet et al., 2020).

4.4.3 Conclusion

Dans le cadre de cette étude, nous avons décrit un modèle d'apprentissage orthographique qui, pour la première fois, intègre un composant visuo-attentionnel et fournit des prédictions précises sur la dynamique de l'exploration visuo-attentionnelle pendant le traitement des mots écrits. Nous avons également montré comment l'interaction entre l'exploration visuo-attentionnelle et les connaissances lexicales contribue au renforcement progressif des représentations orthographiques spécifiques à chaque item au fur et à mesure de l'apprentissage. La diminution de l'effet de lexicalité et de longueur au cours des expositions suggère que le modèle capture certains aspects de la transition du traitement sériel vers un traitement plus parallèle. Cependant, l'apprentissage orthographique dans le modèle est effectué en l'absence de tout traitement phonologique. Cela diffère radicalement des modélisations précédentes par auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), dans lesquelles un traitement phonologique réussi était essentiel pour acquérir de nouvelles connaissances orthographiques et expliquer la transition du traitement sériel vers un traitement plus parallèle.

À cet égard, BRAID-Learn se rapproche plus directement du modèle d'automatisme de la lecture proposé par Laberge and Samuels (1974). Laberge and Samuels (1974) ont souligné le rôle de l'attention visuelle dans le traitement et la mémorisation d'unités orthographiques de plus en plus grandes au cours de l'apprentissage de la lecture. De la même manière, dans BRAID-Learn, la quantité d'attention visuelle influence la taille (en nombre de lettres) des unités traitées (des lettres individuelles à la chaîne de lettres du mot entier), de sorte que plus la quantité d'attention est faible, plus le nombre de lettres traitées simultanément dans le mot est faible. Cependant, en l'absence de composante phonologique implémentée, le pouvoir prédictif de BRAID-Learn est limité. Le modèle BRAID-Acq, qui sera présenté dans les chapitres suivants, comble cette limitation.

Chapitre 5

Présentation du modèle BRAID-Acq

Dans les chapitres précédents, nous avons proposé une revue de la littérature autour du thème de l'apprentissage de la lecture. Cette revue nous a permis d'exprimer des hypothèses concernant les ingrédients théoriques que nous avons retenus pour la définition de notre modèle BRAID-Acq. Dans les deux chapitres précédents (Chapitres 3 et 4), nous avons proposé une étape intermédiaire, avec l'utilisation d'une extension du modèle BRAID-Learn pour étudier l'évolution des comportements d'exploration visuo-attentionnelle de stimuli pendant l'apprentissage incident, au fur et à mesure des expositions, et en fonction des caractéristiques visuo-attentionnelles.

Munis de cette première contribution, nous nous concentrons maintenant sur la définition et l'utilisation du modèle BRAID-Acq proprement dit. BRAID-Acq diffère de l'extension du modèle BRAID-Learn des chapitres précédents par son objectif de généralité. Rappelons que BRAID-Learn ne contient que des représentations orthographiques, et ne peut donc pas simuler la lecture à haute voix, ni prétendre rendre compte de l'apprentissage de la lecture. Avec BRAID-Acq en revanche, nous avons pour objectif de définir un modèle général de l'apprentissage de la lecture, couvrant la plus large palette de situations possibles. Par exemple, nous considérerons que le mot peut être connu préalablement à l'oral ou non, que le contexte peut être présent ou non. De plus, en pratique, la prononciation calculée peut être correcte ou non, tout comme la détection de la nécessité d'apprendre, etc. En cela, nous irons au delà du cadre supposé par la théorie de l'auto-apprentissage. Nous évaluerons le modèle dans cette grande variété de situations, et sur d'autres dimensions d'analyse comportementale, afin de répondre aux « hypothèses opérationnelles » que nous préciserons dans une courte reprise de revue de littérature au chapitre suivant.

Pour définir le modèle BRAID-Acq, nous procédons en deux étapes : dans ce chapitre, nous adopterons une approche peu technique et, nous l'espérons, pédagogique, et nous décrirons les éléments du modèle en utilisant peu de notations mathématiques. La description complète et formelle du modèle BRAID-Acq sera reportée en Annexe (voir Annexe B), ainsi qu'un récapitulatif de ses paramètres (voir Annexe C). Munis de cette définition du modèle, nous expliquerons, avec la même approche légère en détails techniques, la manière dont on réalise les calculs probabilistes pour simuler le comportement du modèle BRAID-Acq. La description technique des inférences bayésiennes sera, elle aussi, reportée en Annexe (voir Annexe D).

La Figure 5.1 montre l'architecture globale du modèle BRAID-Acq. La comparaison avec l'architecture de notre version du modèle BRAID-Learn (Figure 3.1 du Chapitre 3) fait apparaître quatre différences structurelles majeures.

- Inspiré par le modèle BRAID-Phon, le modèle BRAID-Acq contient à la fois une branche « orthographique », relative aux traitements et représentations des mots par des séquences de lettres, et une branche « phonologique », relative aux traitements et représentations des mots par des séquences de sons. La branche phonologique de BRAID-Acq est bâtie « en miroir »

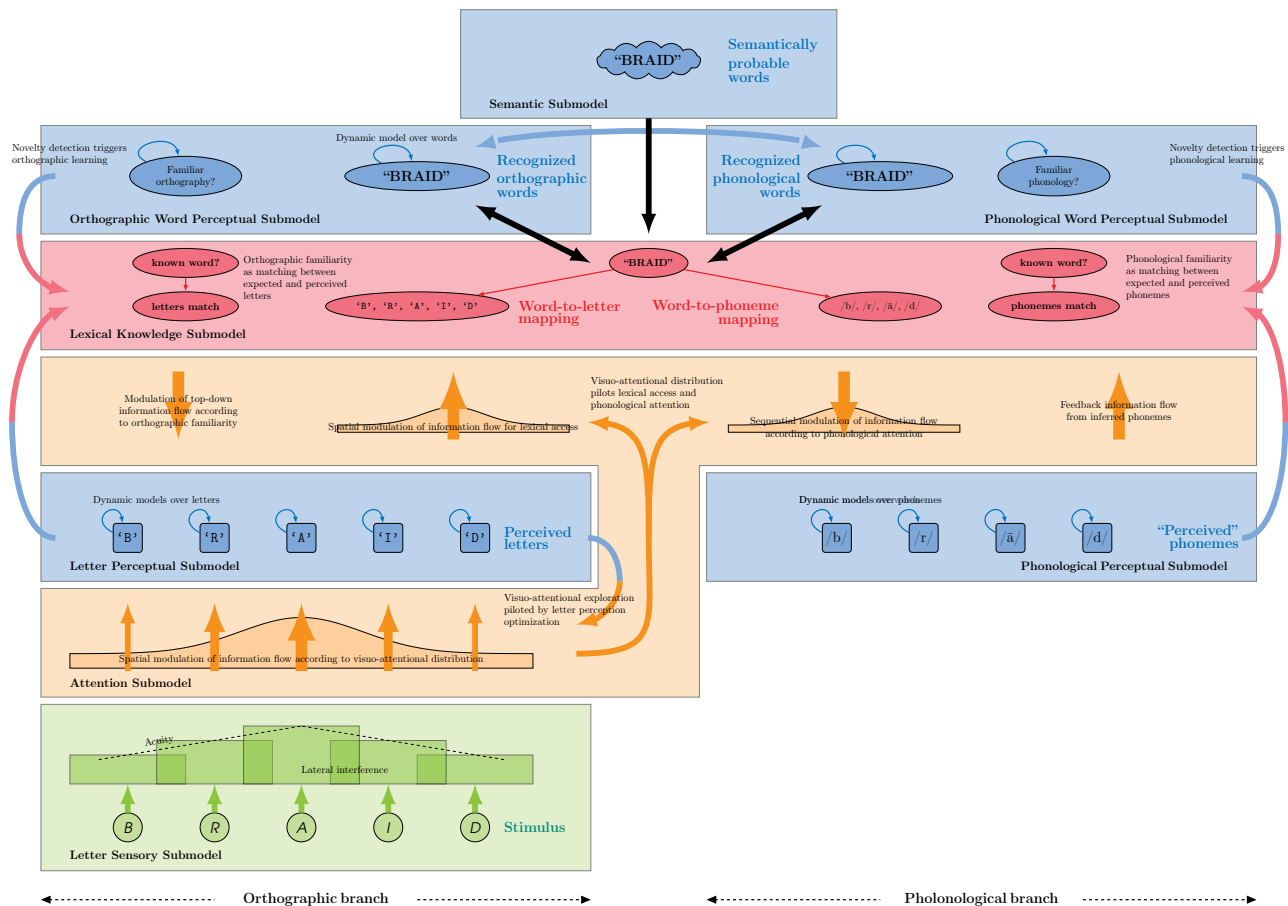


FIG. 5.1 : Représentation schématique conceptuelle du modèle BRAID-Acq. Les sept sous-modèles composant l’architecture du modèle BRAID-Acq sont représentés par des boîtes colorées. Le vert correspond au sous-modèle sensoriel des lettres, le bleu correspond aux sous-modèles perceptifs (sous-modèle perceptif des lettres, sous-modèle perceptif des phonèmes, sous-modèle perceptif des mots, sous-modèle sémantique), le orange au sous-modèle attentionnel et enfin le rouge au sous-modèle de connaissances lexicales. Les boîtes sont connectées entre elle par des flèches représentant les flux d’information.

de la branche orthographique, à une exception près : puisque nous ne considérerons dans ce travail pas la possibilité que l’entrée sensorielle soit une séquence de sons, alors la branche phonologique ne contient pas de sous-modèle sensoriel.

- Le modèle « lexical » de BRAID-Learn contenait à la fois des connaissances sur les relations entre les mots et les séquences de lettres, et un modèle dynamique permettant l’accumulation d’évidences perceptives, à la fois pour l’identification du mot et l’évaluation de la familiarité lexicale. Dans BRAID-Acq, ces deux parties sont séparées. Dans le modèle lexical proprement dit, nous trouverons les connaissances entre les mots et les séquences de lettres et de sons, ainsi que les mécanismes pour évaluer l’appartenance lexicale. Les modèles dynamiques, eux, seront regroupés dans un modèle « perceptif » (selon notre terminologie) sur les mots. Il contiendra des modèles dynamiques permettant l’identification du mot et l’évaluation de la familiarité lexicale, à la fois d’un point de vue orthographique et d’un point de vue phonologique.
- Le modèle BRAID-Acq inclut une nouveauté par rapport aux modèles BRAID-Learn et BRAID-Phon, avec l’inclusion d’un sous-modèle « sémantique » simplifié, pour représenter le contexte

éventuellement disponible.

- Enfin, le modèle visuo-attentionnel se trouve étendu, puisque, dans certaines conditions de simulations, les paramètres de la distribution visuo-attentionnelle « pilotent » les échanges d’information entre les modèles perceptifs orthographiques et phonologiques et le sous-modèle lexical. Nous considérons donc un unique modèle attentionnel, qui est à l’interface entre de nombreux sous-modèles du modèle BRAID-Acq (voir Figure 5.1).

5.1 Sous-modèles de BRAID-Acq

Les sous-modèles sensoriel et perceptif des lettres de BRAID-Acq sont rigoureusement identiques à ceux du modèle BRAID-Learn. Ainsi, nous ne les détaillons pas ci-dessous ; leur définition technique sera néanmoins rappelée dans l’Annexe technique (voir Annexe B). Il nous reste donc 5 sous-modèles à décrire pour définir BRAID-Acq : le sous-modèle perceptif phonologique, le sous-modèle lexical, le sous-modèle perceptif des mots, le sous-modèle sémantique et le sous-modèle attentionnel. Une représentation graphique de ces sous-modèles se trouve Figure 5.1.

5.1.1 Sous-modèle perceptif phonologique

Ce sous-modèle est identique au sous-modèle correspondant du modèle BRAID-Phon. Comme il n’a été que très rapidement décrit dans le contexte de notre variante du modèle BRAID-Learn (voir Chapitre 3), nous rappelons ici qu’il est défini en miroir du sous-modèle perceptif des lettres. Chacun contient un ensemble de modèles probabilistes dynamiques. Là où le modèle perceptif des lettres les définissait avec les variables $P_{1:N}^{0:T}$ sur le domaine des caractères possibles (les 33 lettres de l’alphabet, accents compris, pour la langue française, plus un symbole représentant le caractère inconnu ou manquant), le sous-modèle perceptif phonologique repose sur les variables $\Psi_{1:M}^{0:T}$, définies sur \mathcal{D}_Ψ , l’ensemble des phonèmes de la langue enrichi du caractère de fin de chaîne, $/\#/$. Tout comme le sous-modèle perceptif des lettres, l’ensemble des phonèmes considéré est l’ensemble des phonèmes utilisés lorsqu’on considère la totalité des mots contenus dans le lexique. Ainsi, la taille de cette ensemble varie selon le lexique utilisé, et en particulier selon la langue.

Dans notre notation, les indices du bas sont une notation de position, les indices du haut une notation temporelle, et $a:b$ indique un ensemble de valeurs entre a et b . Par exemple, $\Psi_{1:M}^{0:T}$ indique l’ensemble des variables sur les phonèmes « perçus » ou inférés de l’instant de temps 0 à l’instant de temps T , pour toutes les positions de 1 à M . Nous notons M la longueur en nombre de phonèmes, et N la longueur en nombre de lettres. En pratique, nous utiliserons une longueur phonémique supérieure à ce qui est nécessaire, et observerons donc souvent la valeur de fin de chaîne ($/\#/$) sur une ou plusieurs positions finales.

Pour rappel, les modèles dynamiques dans ce sous-modèle sont définis mathématiquement, comme les autres modèles dynamiques, par des chaînes de Markov. Pour leur définition, deux ingrédients doivent être précisés. Le premier est l’état « au repos » : dans le sous-modèle perceptif phonologique, cet état est une distribution uniforme sur l’espace des phonèmes possibles. Le second ingrédient est un modèle dynamique, pour obtenir un déclin graduel de l’information (caractérisé par un paramètre de déclin noté $leak_\Psi$), de sorte qu’en l’absence de stimulation, le sous-modèle retourne vers son état de repos. En pratique, comme nous étudions principalement la dynamique des processus perceptifs, c’est-à-dire les phases d’accumulation d’évidence perceptive, et non pas les processus de déclin et de maintien de l’information, alors nos simulations sont peu dépendantes des valeurs des paramètres de déclin. Le paramètre $leak_\Psi$ sera donc calibré empiriquement (voir Annexe B) et nous n’étudierons pas son effet plus en détail.

5.1.2 Sous-modèle lexical

Les sous-modèles lexicaux des modèles BRAID et BRAID-Learn contenaient des connaissances sur les formes orthographiques des mots connus. Ces connaissances sont en deux parties. La première partie consiste à décrire la manière dont s'écrit chaque mot connu, c'est-à-dire de définir la séquence de lettres pour chaque mot. La seconde partie définit la notion même d'appartenance lexicale : une séquence de lettres est un mot connu s'il correspond à un mot du lexique et, à contrario, une séquence de lettres qui diffère de tous les mots connus par au moins une lettre n'est pas un mot connu.

Le modèle BRAID-Phon a étendu ce sous-modèle lexical orthographique en y ajoutant, en miroir, des connaissances phonologiques. Ainsi, un mot connu du lexique y était systématiquement défini par une séquence de lettres et par une séquence de phonèmes. Dans le formalisme probabiliste, cela consiste à définir des distributions de probabilités sur chaque lettre de chaque mot. Si un mot est supposé parfaitement connu, alors les probabilités de ses lettres et de ses phonèmes sont très élevées (très proches de 1) et la probabilité restante est répartie entre les alternatives (ϵ de probabilité). Par abus de langage, nous appelons ces distributions de probabilité des distributions « quasi-Dirac », puisqu'elles concentrent la quasi-totalité de la probabilité sur une seule alternative.

Dans le modèle BRAID-Acq, nous considérons des situations plus diverses que dans le modèle BRAID-Phon. Tout d'abord, un mot peut être connu à la fois orthographiquement et phonologiquement, ou bien dans une seule des deux modalités, ou encore dans aucune des deux. Techniquement, cela se réalise en considérant un domaine de définition étendu (tous les mots connus, qu'ils soient définis sur 1 ou 2 modalités), et en indiquant parfois qu'il y a des distributions de probabilité « non-définies » (techniquement réalisées avec des valeurs nulles partout, et en s'assurant que notre implémentation du calcul probabiliste traite correctement ce cas particulier).

De plus, nous considérons dans BRAID-Acq, comme dans BRAID-Learn, des « traces » orthographiques et/ou phonologiques de qualité variées. Pour simuler un mot parfaitement connu, nous considérons des traces quasi-Dirac ; mais nos algorithmes d'apprentissage orthographique ou phonologique ne produisent pas de telles traces immédiatement, c'est-à-dire à la suite d'une unique exposition. Ainsi, dans le modèle, des traces quasi-Dirac cohabiteront avec des traces plus ou moins bonnes. Par exemple, la trace d'un mot qui n'a été vu qu'une fois ou deux sera de moins bonne qualité que celle d'un mot vu plus souvent, ou que celles d'un mot parfaitement connu.

Enfin, le modèle BRAID-Acq contient également un module d'appartenance lexicale phonologique, en miroir de l'appartenance lexicale orthographique. Cette portion de modèle n'existait pas dans le modèle BRAID-Phon.

5.1.3 Sous-modèle perceptif des mots

Le sous-modèle perceptif des mots est une nouveauté du modèle BRAID-Acq. Il regroupe des portions de modèle précédemment contenues dans les sous-modèles lexicaux des variantes précédentes. Plus précisément, nous regroupons et isolons ici les modèles dynamiques sur les espaces lexicaux, qui sont la base de la reconnaissance de mots et de l'évaluation de la familiarité lexicale. Le sous-modèle perceptif des mots contient donc quatre modèles probabilistes temporels : le premier pour l'évaluation de l'identité du mot du point de vue orthographique, le second pour l'évaluation de l'identité du mot du point de vue phonologique, le troisième pour l'évaluation de la familiarité orthographique, et le quatrième pour l'évaluation de la familiarité phonologique.

Techniquement, ces modèles probabilistes temporels sont des chaînes de Markov, et donc similaires à celles définies sur les espaces des lettres et des phonèmes, qui sont contenus dans les sous-modèles perceptifs des lettres et des phonèmes. Ces chaînes de Markov sont donc spécifiées par leur état initial et les termes dynamiques, qui modulent la vitesse de fuite d'information. Les deux chaînes relatives à l'identité du mot sont définies sur l'espace des mots connus. Elles ont pour

état initial des distributions de probabilité à priori (des « priors ») qui traduisent les fréquences des mots. Les fréquences orthographiques et phonologiques sont définies indépendamment. Les deux chaînes relatives à la familiarité lexicale sont définies sur l'espace booléen, pour représenter que le mot est connu (valeur Vrai) ou pas (valeur Faux). Elles ont pour état initial des distributions uniformes, avec donc une probabilité à 0,5 que le mot soit connu ou nouveau. Les modèles dynamiques des quatre chaînes de Markov font chacun apparaître un paramètre de type *leak*, qui pilote la vitesse de déclin de l'information perceptive accumulée (voir Annexe B).

5.1.4 Sous-modèle sémantique

Le sous-modèle sémantique est une nouveauté du modèle BRAID-Acq par rapport à BRAID-Learn et BRAID-Phon. Il contient essentiellement une distribution de probabilité qui favorise certains mots en leur attribuant une plus haute probabilité que les autres. Comme l'étude des processus d'inférence sémantique basés sur la syntaxe et le sens des mots n'est pas notre sujet d'étude, nous utilisons ce modèle très simple, qui est également très proche du modèle de contexte sémantique utilisé dans le modèle ST-DRC implémentant la théorie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018).

Pour définir la distribution de probabilité sémantique, nous notons tout d'abord C_S un ensemble de N_S mots (typiquement, $N_S = 10$) qui représente le « contexte sémantique ». Nous considérons ensuite plusieurs cas distincts. Tout d'abord, pour simuler une tâche de lecture hors contexte, alors C_S est supposé vide, et la distribution de probabilité du sous-modèle sémantique est une distribution uniforme sur l'ensemble des mots connus. Dans ce cas, ce sous-modèle n'apporte aucune information, et tout se passe comme s'il n'y avait simplement pas de sous-modèle sémantique.

Ensuite, pour simuler une tâche de lecture en contexte, nous distinguons deux possibilités. Si le stimulus correspond à un mot connu à l'oral ou à l'écrit, alors nous considérons qu'il est connu sémantiquement, et qu'il fait partie du contexte C_S . Les autres mots du contexte sont tirés aléatoirement dans le reste du lexique. En revanche, si le stimulus est un mot ni connu à l'oral ni connu à l'écrit, alors nous faisons l'hypothèse qu'il n'est pas connu sémantiquement, et donc qu'il ne fait pas partie du contexte C_S . Dans ce cas, tous les mots du contexte sémantique sont tirés aléatoirement dans le lexique. Quelle que soit la situation, les N_S mots du contexte C_S ont alors, dans la distribution de probabilité sémantique, une probabilité p_S fois supérieure aux autres mots du lexique (typiquement, $p_S = 5$), ce qui favorise leur identification au détriment des mots qui ne sont pas dans le contexte.

5.1.5 Sous-modèle attentionnel

Dans les modèles de la famille BRAID, les sous-modèles attentionnels ont pour effet de moduler le transfert d'information entre les autres sous-modèles. La version initiale de BRAID ne contenait qu'un sous-modèle visuo-attentionnel, entre le sous-modèle sensoriel et le sous-modèle perceptif des lettres. L'ingrédient principal était une distribution de probabilité gaussienne, qui représente la distribution spatiale de l'attention. BRAID-Phon a étendu cela, pour que la distribution visuo-attentionnelle pilote également d'autres transferts d'information, ailleurs dans le modèle. Plus précisément, BRAID-Phon considérait également deux nouvelles couches attentionnelles entre les sous-modèles perceptifs et les sous-modèles lexicaux : une couche visuelle entre le sous-modèle perceptif des lettres et le sous-modèle lexical orthographique d'une part, une couche phonologique entre le sous-modèle perceptif phonologique et le sous-modèle lexical phonologique d'autre part.

Dans BRAID-Acq, nous reprenons l'architecture de ce modèle attentionnel étendu : ainsi, le modèle BRAID-Acq possède deux distributions attentionnelles dans la branche orthographique, et une

dans la branche phonologique. De plus, nous avons stabilisé et développé ce modèle attentionnel étendu, en apportant trois nouveautés.

La première nouveauté concerne la forme et l'utilisation des trois distributions de probabilité attentionnelles. Dans le modèle BRAID, la distribution visuo-attentionnelle est considérée gaussienne, et nous définissons les deux autres distributions attentionnelles au contact du lexique (entre les lettres perçues et le lexique d'une part, et entre le lexique et les phonèmes d'autre part) également comme gaussiennes (contrairement au modèle BRAID-Phon, qui utilisait des distributions tout-ou-rien). Nous introduisons également une variable pour « activer ou désactiver » les distributions attentionnelles au contact du lexique, puisque ces distributions ne sont utilisées qu'à certaines étapes du calcul probabiliste (voir Section D).

La deuxième nouveauté a déjà été décrite dans le contexte de notre version du modèle BRAID-Learn (voir Section 3.4.3), mais nous la rappelons ici. En effet, dans le modèle BRAID-Acq, nous considérons que chaque distribution attentionnelle a trois paramètres : une moyenne et un écart-type puisqu'il s'agit d'une distribution gaussienne, et un paramètre qui représente la quantité totale de ressources attentionnelles disponibles, et qui multiplie la quantité attentionnelle disponible en chaque position (en ne dépassant jamais 1). Dans BRAID-Acq, nous avons deux paramètres pour représenter la quantité attentionnelle : $Q_A^{1:T}$ pour la branche orthographique et $Q_{A_\Phi}^{1:T}$ pour la branche phonologique.

La troisième et dernière nouveauté concerne la relation entre les paramètres attentionnels dans la branche orthographique et ceux de la branche phonologique. En effet, il n'y a pas de correspondance 1 à 1 entre les positions orthographiques et phonologiques, puisque certaines combinaisons de lettres ne forment qu'un unique phonème (par exemple, les lettres CH dans le mot « chat » correspondent au phonème /ʃ/) et, inversement, qu'une unique lettre peut correspondre à plusieurs phonèmes (par exemple, la lettre X dans le mot « axé » correspond aux phonèmes /ks/). La relation entre les positions orthographiques et phonologiques n'est donc pas la fonction identité. Dans le modèle BRAID-Phon, une analyse d'un lexique français avait proposé qu'une relation linéaire ($y = f(x) = 0,12 + 0,73 * x$) permettait d'assez bien calculer une position phonologique y en fonction d'une position orthographique x . Cette relation était appliquée pour transformer les paramètres de moyenne et d'écart-type de la distribution visuo-attentionnelle en paramètres de la distribution d'attention phonologique. Par exemple, un mot de 4 lettres contient en moyenne 3 phonèmes, et la quatrième lettre d'un mot plus long correspond en moyenne au troisième phonème. Dans le modèle BRAID-Acq, nous avons généralisé cela, et développé une méthode informatique pour calculer, à l'initialisation du modèle, la régression linéaire issue du lexique utilisé. Nous pourrions donc utiliser cette relation quel que soit le lexique considéré, ce qui sera utile pour nos simulations comparant le comportement du modèle entre plusieurs langues (voir Section 7.5.2 du Chapitre 7).

L'approximation du calcul des positions phonologiques à partir de la régression linéaire donne un pari « moyen » initial, qui peut être facilement en défaut, notamment pour les mots contenant des graphèmes complexes (par exemple, le mot « beaucoup » et les lettres « eau » qui ne correspondent qu'à un unique phonème /o/). Nous avons développé une méthode qui permet d'améliorer le calcul positionnel phonologique. Pour cela, nous évaluons la position calculée par la régression linéaire, ainsi que les deux positions adjacentes, si elles existent. Nous utilisons un calcul entropique similaire à celui utilisé dans l'exploration visuo-attentionnelle, pour déterminer laquelle de ces positions phonologiques est la plus « vide d'information » et décalons l'attention phonologique en conséquence.

5.2 Simulations avec le modèle BRAID-Acq

Dans cette section, nous décrivons comment nous utilisons le modèle BRAID-Acq pour simuler des tâches cognitives en lien avec l'apprentissage de la lecture. Nous commençons par décrire les tâches comportementales que nous allons simuler, puis nous détaillerons rapidement les étapes de simulation de ces tâches comportementales à l'aide du modèle BRAID-Acq. Chaque étape de simulation est le résultat d'un calcul probabiliste utilisant le modèle BRAID-Acq. Nous finirons donc par la description technique de chacune des étapes de calcul.

5.2.1 Description des tâches comportementales

Nous utilisons le modèle BRAID-Acq pour simuler l'apprentissage de la lecture. De nombreuses études comportementales se sont intéressées à l'apprentissage de la lecture et plusieurs tâches ont été développées, durant lesquelles il est généralement demandé au lecteur de lire des mots. Cependant, les tâches précises sont variées. Les mots peuvent être insérés dans un texte porteur de sens (lecture en contexte) ou être présentés sous forme de liste (lecture hors contexte). Ils peuvent être présentés au lecteur plusieurs fois (tâche d'apprentissage incident) ou bien une seule fois (tâche de lecture). Les mots peuvent être des mots connus ou des mots nouveaux (ou pseudo-mots). Parmi les mesures comportementales d'intérêt, on trouve généralement le temps de lecture et le taux de prononciation correcte.

Notre objectif est de simuler avec le modèle BRAID-Acq des données comportementales dans toutes les situations variées d'apprentissage. Ces tâches sont comportementalement différentes, mais nous faisons l'hypothèse forte que le traitement est unique dans toutes ces situations, que ce soit une tâche de lecture ou une tâche d'apprentissage, que la lecture soit en contexte ou hors contexte, que le stimulus soit un mot connu ou un nouveau mot. Par exemple, nous supposons que le modèle met toujours à jour ses connaissances lexicales après le traitement d'un stimulus, même si la prononciation calculée n'est pas correcte ou si la tâche n'est pas explicitement une tâche d'apprentissage. De même, nous supposons que les lectures en contexte et hors contexte reposent sur les mêmes mécanismes, et dans le modèle, seul le contenu du contexte sémantique C_S changera entre les deux tâches. Enfin, le traitement opéré par le modèle sera supposé le même que le stimulus soit un mot connu ou un mot nouveau, mais l'évaluation de la familiarité lexicale, positive dans un cas et négative dans l'autre s'il n'y a pas d'erreur, modulera la force de certaines rétroactions lexicales, et donc pourra affecter la dynamique de la reconnaissance des lettres ou des phonèmes. En d'autres termes, nous supposons une architecture des traitements et des mécanismes qui est identique pour toutes les situations, mais les interactions entre sous-modèles pourront moduler la dynamique globale du modèle et ainsi produire des résultats de simulations très différents selon les situations simulées.

Pour résumer, nous envisageons de simuler 4 types de tâches : lecture hors contexte, lecture en contexte, apprentissage incident hors contexte, apprentissage incident en contexte. Les stimuli traités seront soit des mots connus à l'oral et à l'écrit, soit des mots connus seulement à l'oral, soit des mots qui ne sont connus dans aucune des deux modalités. Les stimuli sont présentés soit une seule fois au modèle pour simuler les tâches de lecture, soit plusieurs fois pour la simulation des tâches d'apprentissage incident.

5.2.2 Description des étapes de simulation

La simulation de chacune des 4 tâches proposées avec le modèle BRAID-Acq se fait en 4 étapes successives :

1. le traitement initial,

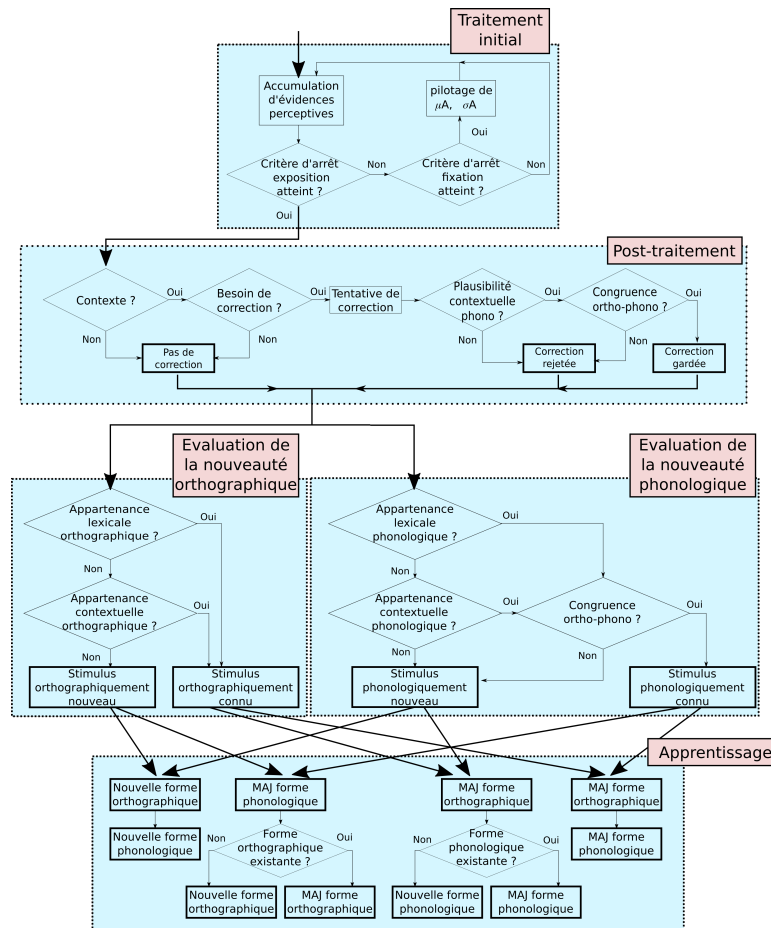


FIG. 5.2 : Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq. Chaque étape correspond à une décision binaire, et non pas à un calcul probabiliste sur plusieurs issues possibles.

2. le post-traitement,
3. la décision sur l'évaluation de la nouveauté orthographique et phonologique,
4. l'apprentissage des traces orthographiques et phonologiques.

Ces 4 étapes sont schématisées figure 5.2. Ce schéma sera repris par la suite pour illustrer ces étapes de simulation sur plusieurs exemples. Nous décrivons maintenant chacune de ces quatre étapes.

5.2.2.1 Traitement initial

La première étape de la simulation est l'étape de « traitement perceptif » principal, c'est-à-dire un processus d'accumulation d'évidences perceptives sur les lettres, les mots, la familiarité lexicale et les phonèmes, grâce à la présentation visuelle du stimulus. Dans nos simulations, ce processus s'arrête lorsqu'un critère sur la qualité des représentations perceptives des lettres est atteint; en d'autres termes, BRAID-Acq traite le stimulus jusqu'à ce qu'il considère que les lettres sont suffisamment bien perçues (mathématiquement, cela correspond à un critère sur l'entropie moyenne des distributions de probabilité sur les lettres).

Pendant une exposition, le modèle opère une variante de l'algorithme d'exploration visuelle du modèle BRAID-Learn (voir chapitre 3), qu'on appelle « lecture par segments ». Comme dans le modèle BRAID-Learn, l'objectif est d'optimiser la succession des fixations visuo-attentionnelles pour

maximiser le gain d'information sur l'identité des lettres. Chaque fixation visuo-attentionnelle est elle-même considérée terminée lorsqu'un critère d'arrêt est atteint. Ce critère concerne lui-aussi la qualité des traces perceptives des lettres, mais ne concerne que les lettres sous le focus attentionnel.

Avant que ce critère soit atteint, une fixation est caractérisée par une certaine distribution d'attention visuelle définissant le segment du stimulus qui est actuellement traité. La position du focus attentionnel choisie dépend de la quantité d'information accumulée en chaque position. La dispersion attentionnelle choisie dépend essentiellement de la facilité du modèle à traiter le stimulus : plus le traitement est rapide, notamment lorsque la quantité d'attention visuelle est importante ou lorsque le stimulus est un mot très fréquent, plus le segment traité est grand. A l'inverse, plus le traitement du stimulus est laborieux, plus l'attention visuelle est recentrée sur un petit nombre de lettres. Ainsi, le segment traité est de taille variable, pouvant aller d'une lettre à tout le mot. En parallèle, la distribution d'attention phonologique définit l'équivalent phonologique du segment traité visuellement, c'est-à-dire les positions phonologiques recevant de l'information sur l'identité des phonèmes.

Chaque fixation visuo-attentionnelle dure un certain nombre d'itérations, entre son début et l'atteinte du critère d'arrêt. A chaque itération, les distributions de probabilités dans les modèles temporels sur les lettres, les mots, la familiarité lexicale et les phonèmes sont mises à jour, pour réaliser l'accumulation d'évidence en fonction du schéma de dépendance probabiliste du modèle BRAID-Acq. En d'autres termes, chaque itération réalise un calcul probabiliste, pour calculer les distributions de probabilité sur les lettres, les mots, la familiarité lexicale et les phonèmes, sachant l'état de ces mêmes distributions à l'itération précédente, le stimulus visuel et les paramètres visuo-attentionnels.

Ecrire et réaliser l'inférence bayésienne correspondant à ce calcul en un bloc n'est pas trivial. Déjà, dans le modèle BRAID, à cause des chaînes de Markov couplées entre les espaces des lettres et des mots, l'inférence avait été approximée par une séquence d'étapes de calcul, en s'inspirant des algorithmes de type « échange de message » dans les réseaux bayésiens. Cela résultait en une séquence d'étapes de calcul : premièrement, le stimulus sensoriel met à jour les distributions sur les lettres, deuxièmement, celles-ci mettent à jour la distribution sur les mots, et enfin, la distribution sur les mots met à jour les distributions sur les lettres. Cette séquence, similaire à celle du modèle IA, résultait en une rétroaction lexicale de l'espace des mots sur celui des lettres, « à la fin de chaque itération ».

Nous suivons une stratégie similaire pour réaliser l'inférence bayésienne à chaque itération dans le modèle BRAID-Acq. Cependant, comme son architecture est plus complexe que celle de BRAID, la simulation de chaque itération consiste en une séquence de 13 étapes d'inférence bayésienne. Ces 13 étapes sont illustrées sur la Figure 5.3, et sont notées comme des « questions » portant sur des variables du modèle, \mathbf{Q}_P , \mathbf{Q}_{W_L} , etc. Nous utilisons des symboles \mathbf{Q}_X (en gras) pour ne pas les confondre avec la notation des variables de quantité attentionnelles $Q_A^{1:T}$ et $Q_{A_\Phi}^{1:T}$, et utilisons dans le texte la même numérotation que dans la Figure 5.3.

Nous décrivons maintenant ces 13 étapes de calcul d'une itération, en indiquant notamment à quelles variables correspondent les distributions présentées ici, et en expliquant, pour certaines, la réalisation du calcul. Les définitions mathématiques sont données en Annexe (voir Annexe D).

1. \mathbf{Q}_P : identification des lettres (variables $P_{1:N}$) sans influence lexicale, sachant le stimulus visuel. C'est l'alimentation des modèles dynamiques sur les lettres, par les évidences perceptives fournies par le sous-modèle sensoriel via l'attention visuelle. Cette étape implémente les confusions entre lettres visuellement similaires (grâce à une matrice de confusion) ainsi que les mécanismes visuels (interférences latérales, acuité) et l'attention visuelle.
2. \mathbf{Q}_{W_L} : identification orthographique des mots (variable W_L) correspondant le mieux aux lettres

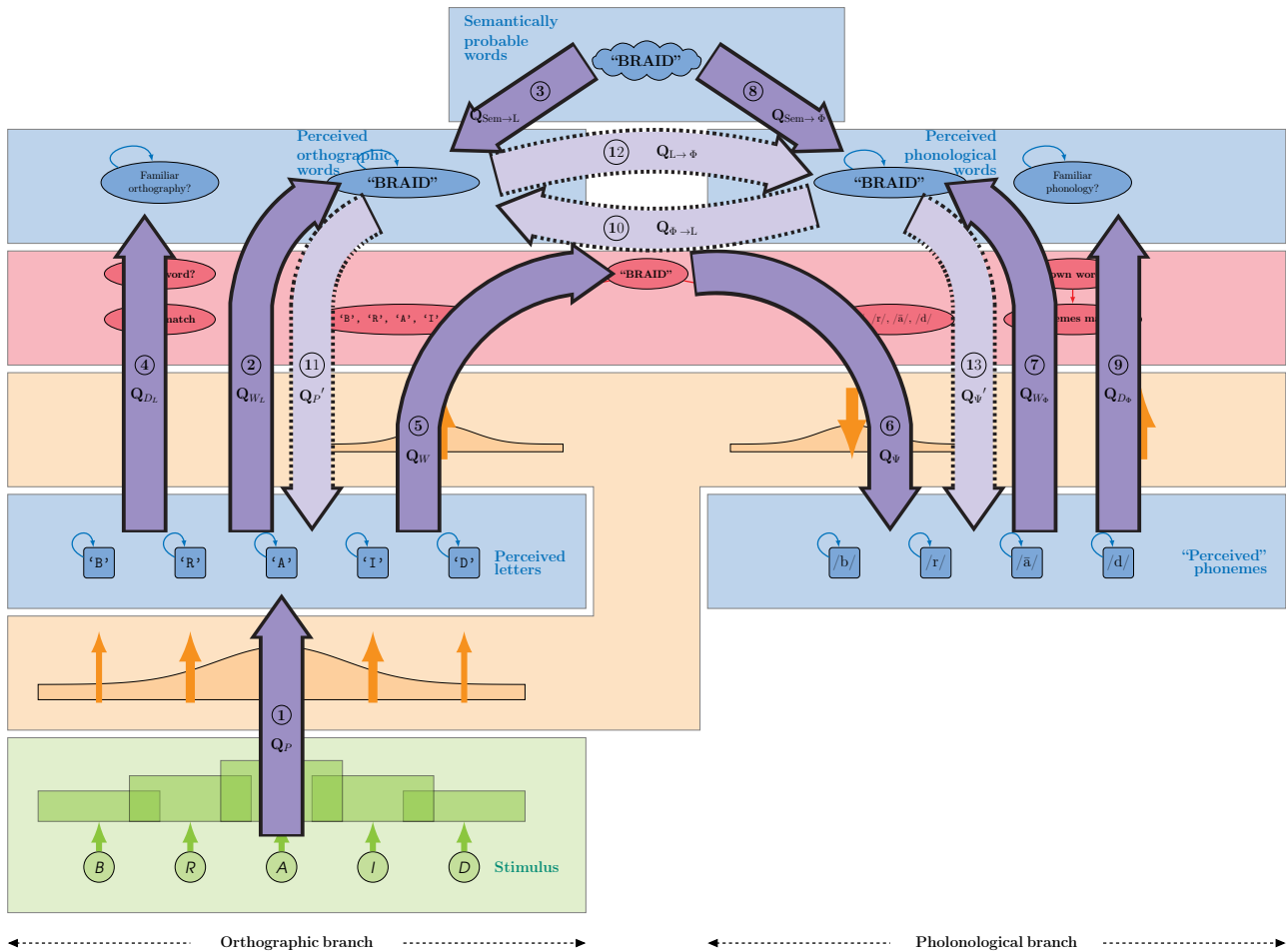


FIG. 5.3 : Représentation schématique du modèle BRAID-Acq et de ses inférences. Les 13 flèches violettes correspondent aux 13 étapes d'inférence probabiliste simulées à chaque itération. Les flèches claires en pointillés correspondent aux 4 étapes de « rétroaction lexicale », pour lesquelles le flux d'information est modulé par la familiarité lexicale soit orthographique, soit phonologique. Les flèches foncées en traits pleins correspondent aux autres étapes, pour lesquelles aucune modulation du flux d'information par la familiarité lexicale n'a lieu.

perçues (distribution Q_P). C'est l'alimentation du modèle dynamique sur les mots, par les évidences perceptives fournies par le sous-modèle perceptif des lettres. Les lettres perçues sont comparées aux lettres des représentations orthographiques des mots du lexique ; on peut interpréter cette comparaison comme impliquant le calcul d'un score de similarité par mot (Steinhilber et al., 2022a). Il en résulte que les mots probables sont ceux qui ont des représentations orthographiques qui correspondent aux lettres perçues.

3. $Q_{W_{Sem \rightarrow L}}$: identification orthographique de mots (variable W_L) par influence lexicale sémantique (distribution Q_{W_S}). Cette étape permet de favoriser l'identification orthographique des mots faisant partie du contexte.
4. Q_{D_L} : évaluation de la familiarité lexicale orthographique (« décision lexicale » ; variable D_L). C'est l'alimentation du modèle dynamique concernant la familiarité lexicale orthographique, par les évidences perceptives fournies par l'observation du reste du modèle, et plus précisément, par le calcul de similarité qui alimente la distribution de probabilité sur les mots dans la branche orthographique (distribution Q_{W_L}). En effet, ce calcul de similarité est utilisé pour

déterminer s'il existe au moins un mot du lexique qui correspond de manière satisfaisante aux lettres perçues. Dans ce cas, la probabilité que le stimulus soit un mot du lexique connu augmente. Si, en revanche, aucun mot du lexique ne correspond aux lettres perçues (s'il faut changer au moins une lettre perçue pour correspondre à un mot du lexique), alors la probabilité que le stimulus soit un mot connu diminue.

5. Q_W : identification orthographique de mots par segments (variable W). C'est l'identification orthographique des mots correspondant le mieux aux lettres perçues (distribution Q_P) à l'intérieur du segment traité. Cette étape est similaire à celle de l'identification des mots Q_{W_L} , mais elle ne considère que les lettres perçues sous la distribution attentionnelle courante. Plus précisément, plus une position reçoit d'attention visuelle, plus son poids est important dans le calcul de similarité. Cette étape est donc à la fois lexicale (elle réfère aux mots du lexique et calcule leur similarité « localement ») et sous-lexicale (elle ne concerne que la portion du stimulus actuellement sous la distribution attentionnelle). Ces caractéristiques sont importantes pour que le modèle puisse traiter le stimulus « segment par segment » (éventuellement, lettre à lettre), et essentielles pour que le modèle puisse lire un nouveau mot (proposer une prononciation finale qui soit une séquence de phonèmes ne correspondant à aucun mot connu).
6. Q_Ψ : identification des phonèmes (« décodage » ; variables $\Psi_{1:M}$). C'est l'alimentation des modèles dynamiques sur les phonèmes, par les évidences perceptives fournies par les représentations phonologiques des mots les plus probables résultant de l'identification orthographique de mots par segments (distribution Q_W). La chaîne de phonèmes de chaque représentation phonologique sélectionnée est éventuellement décalée vers la gauche ou vers la droite pour assurer l'alignement entre les phonèmes inférés et la représentation phonologique. Par exemple, pour lire le mot « bancal », pour lequel les phonèmes /kal/ correspondent aux positions 3 à 5, le mot « pascal » peut être sélectionné, pour lequel les phonèmes /kal/ correspondent aux positions 4 à 6. Un décalage gauche permet alors d'assurer l'alignement entre le percept phonologique et les représentations phonologiques utilisées pour identifier les phonèmes. Par ailleurs, après sélection du bon alignement, seules les portions de ces représentations phonologiques correspondant au segment traité sont utilisées pour alimenter les phonèmes. C'est l'attention phonologique qui réalise ce filtrage positionnel. Rappelons que les paramètres de l'attention phonologique sont calculés en fonction des paramètres de l'attention visuelle pour que la position du segment phonologique corresponde au mieux à la position du segment orthographique considéré.
7. Q_{W_Φ} : identification phonologique des mots (variable W_Φ) correspondant le mieux aux phonèmes inférés (distribution Q_Ψ). C'est l'alimentation du modèle dynamique sur les mots dans la branche phonologique, par les évidences contenues dans les distributions sur les phonèmes. Cette étape est le miroir de l'identification des mots dans la branche orthographique, sur la base des lettres perçues (distribution Q_{W_L}) sur tout le stimulus, et repose donc également sur un calcul de similarité entre les phonèmes inférés et les représentations phonologiques des mots connus.
8. $Q_{W_{Sem \rightarrow \Phi}}$: identification phonologique de mots (variable W_Φ) par influence lexicale sémantique (distribution Q_{W_S}). Cette étape permet de favoriser l'identification phonologique des mots faisant partie du contexte.
9. Q_{D_Φ} : évaluation de la familiarité lexicale phonologique (« décision lexicale » ; variable D_Φ). C'est l'alimentation du modèle dynamique concernant la familiarité lexicale phonologique,

par les évidences perceptives fournies par l'observation du reste du modèle, et plus précisément, par le calcul de similarité qui alimente la distribution de probabilité sur les mots dans la branche phonologique (distribution \mathbf{Q}_{W_Φ}).

10. $\mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}$: identification orthographique des mots (variable W_L) par rétroaction lexicale phonologique. C'est l'alimentation du modèle dynamique sur les mots orthographiquement identifiés par les mots phonologiquement identifiés (distribution \mathbf{Q}_{W_Φ}). Cette influence est modulée par la familiarité lexicale phonologique (distribution \mathbf{Q}_{D_Φ}) : plus le modèle est certain que le stimulus fait partie du lexique phonologique, plus l'identification phonologique de mots (distribution \mathbf{Q}_{W_Φ}) alimente l'identification orthographique de mots.
11. $\mathbf{Q}_{P'}$: identification des lettres (variables $P_{1:N}$) par rétroaction lexicale orthographique. C'est l'alimentation des modèles dynamiques des lettres, par les évidences fournies par le sous-modèle perceptif des mots, et plus précisément, par la distribution sur les mots dans la branche orthographique (distribution \mathbf{Q}_{W_L}). Cette influence est modulée par la familiarité lexicale orthographique (distribution \mathbf{Q}_{D_L}) : plus le modèle est certain que le stimulus fait partie du lexique orthographique, plus les connaissances lexicales orthographiques alimentent l'identification des lettres.
12. $\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}$: identification phonologique des mots (variable W_Φ) par rétroaction lexicale orthographique. C'est l'alimentation du modèle dynamique sur les mots phonologiquement connus par les mots orthographiquement connus (distribution \mathbf{Q}_{W_L}). Cette influence est modulée par la familiarité lexicale orthographique (distribution \mathbf{Q}_{D_L}) : plus le modèle est certain que le stimulus fait partie du lexique orthographique, plus l'identification orthographique de mots (distribution \mathbf{Q}_{W_L}) alimente l'identification phonologique de mots.
13. $\mathbf{Q}_{\Psi'}$: identification des phonèmes (variables $\Psi_{1:M}$) par rétroaction lexicale phonologique. C'est l'alimentation des modèles dynamiques des phonèmes, par les évidences fournies par la distribution sur les mots phonologiquement identifiés (distribution \mathbf{Q}_{W_Φ}). Cette influence est modulée par la familiarité lexicale phonologique (distribution \mathbf{Q}_{D_Φ}) : plus le modèle est certain que le stimulus fait partie du lexique phonologique, plus les connaissances lexicales phonologiques alimentent l'identification des phonèmes.

Nous remarquons que ces étapes montrent plusieurs structures et plusieurs symétries. Par exemple, les étapes \mathbf{Q}_{W_L} , \mathbf{Q}_{D_L} et $\mathbf{Q}_{P'}$ dans la branche orthographique ont leur miroir, avec les étapes \mathbf{Q}_{W_Φ} , \mathbf{Q}_{D_Φ} et $\mathbf{Q}_{\Psi'}$, dans la branche phonologique. On peut également interpréter les étapes d'alimentation des distributions sur les mots sachant les lettres \mathbf{Q}_{W_L} et sachant les phonèmes \mathbf{Q}_{W_Φ} , comme des étapes de calcul ascendant (bottom-up), ayant pour miroir les étapes d'alimentation des distributions sur les lettres $\mathbf{Q}_{P'}$ et les phonèmes $\mathbf{Q}_{\Psi'}$ sachant les mots, considérées comme descendantes (top-down). Pour les échanges d'information entre les distributions sur les mots, nous remarquons aussi une symétrie : le contexte et les mots phonologiquement identifiés alimentent l'identification orthographique des mots (étapes $\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow L}}$ et \mathbf{Q}_{W_L}'), et inversement, le contexte et les mots orthographiquement identifiés alimentent l'identification phonologique des mots (étapes $\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow \Phi}}$ et \mathbf{Q}_{W_Φ}'). Par ailleurs, parmi les étapes citées ici, nous remarquons que quatre étapes sont modulées par la familiarité lexicale orthographique (étapes $\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}$ et $\mathbf{Q}_{P'}$) et phonologique (étapes $\mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}$ et $\mathbf{Q}_{\Psi'}$). Par abus de langage et pour des questions de simplicité, nous qualifierons ces quatre étapes de « rétroaction lexicale ». Ainsi, les étapes $\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}$ et $\mathbf{Q}_{P'}$ sont les deux étapes de « rétroaction lexicale orthographique », et les étapes $\mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}$ et $\mathbf{Q}_{\Psi'}$ sont les deux étapes de « rétroaction lexicale phonologique ».

Cependant, il reste deux asymétries dans ces structure, qui résultent du choix de ne traiter que le cas d'une stimulation visuelle dans BRAID-Acq. En effet, nous ne considérons pas pour l'instant que le stimulus puisse être acoustique, et ne traitons pas les tâches de manipulation orthographique. Ainsi, dans les 13 étapes de calcul, seule la première (Q_P) concerne le traitement sensoriel d'une séquence de lettres présentées visuellement. Il n'y a évidemment pas de modèle sensoriel auditif dans le modèle, et il n'y a donc pas d'étape correspondante dans la branche phonologique. Enfin, pour alimenter la branche phonologique à partir d'informations orthographiques, il y a à la fois un chemin d'inférence lexical (via Q_{W_Φ}) et un chemin sous-lexical (via Q_W et Q_Ψ), alors qu'il n'y a que le chemin lexical (via Q_{W_L}) pour l'inverse, c'est-à-dire l'alimentation de la branche orthographique à partir d'information phonologique. Le modèle BRAID-Acq est donc capable de refléter des influences réciproques entre informations orthographiques et phonologiques, mais n'est pas capable à l'heure actuelle d'inférer des lettres sur des « segments phonologiques ». Par exemple, on ne pourrait pas simuler une tâche de dictée de mots nouveaux avec cette version du modèle.

Lorsque le critère d'arrêt sur la perception globale de toutes les lettres est atteint (critère sur l'entropie des distributions de probabilités sur les lettres, détaillé précédemment), la simulation d'une exposition s'arrête. Nous opérons alors des processus de décisions pour passer des distributions de probabilités sur les espaces des lettres, des mots, de la familiarité lexicale et des phonèmes à des valeurs sur ces espaces, de sorte à ce que la sortie de la première étape de simulation, le « traitement initial », soit une séquence de lettres, un mot orthographiquement identifié, un mot phonologiquement identifié, une évaluation lexicale orthographique, une évaluation lexicale phonologique, et une séquence de phonèmes. Nous décrivons maintenant ces processus de décision.

- la séquence de lettres identifiée est la chaîne de lettres constituée de la lettre la plus probable en chaque position. Cette chaîne de lettres identifiée est correcte si elle correspond à la séquence présentée visuellement en stimulus.
- la prononciation du stimulus est la chaîne de phonèmes constituée du phonème le plus probable en chaque position. Lorsque le stimulus est un mot de la langue, la prononciation du modèle est dite correcte si elle est identique à la prononciation réelle du stimulus.
- le mot identifié orthographiquement (resp. phonologiquement) est le mot du lexique orthographique (resp. phonologique) le plus probable. Il est correct s'il correspond au mot présenté visuellement en stimulus. A noter que si le stimulus correspond à un mot qui ne fait pas partie du lexique orthographique (resp. phonologique), alors le mot identifié ne peut jamais être correct.
- l'évaluation lexicale orthographique (resp. phonologique) est un booléen indiquant si le stimulus appartient au lexique orthographique (resp. phonologique). Le processus de décision repose sur un seuil (noté τ_{YES}) : en fin d'exposition, si la familiarité lexicale Q_{DL} (resp. Q_{D_Φ}) dépasse τ_{YES} , alors l'évaluation lexicale orthographique (resp. phonologique) est positive (valeur Vraie); sinon, alors l'évaluation lexicale est négative (valeur Fausse). La valeur du seuil τ_{YES} est repris des travaux précédents et sera rappelé plus tard pour nos simulations (typiquement, $\tau_{YES} = 0,85$). L'évaluation lexicale est considérée correcte si elle correspond à la réalité, c'est-à-dire si elle est positive (Vraie) pour un stimulus qui correspond à un mot connu, ou négative (Fausse) pour un stimulus qui ne fait pas partie du lexique.

5.2.2.2 Post-traitement

La seconde étape de simulation du modèle BRAID-Acq est le « post-traitement ». Une des sorties du traitement initial est une première proposition de prononciation du stimulus : le post-traitement

donne la possibilité au modèle de corriger cette prononciation obtenue, grâce à une éventuelle « tentative de correction » de prononciation. Cette tentative de correction de prononciation ne peut avoir lieu qu'en contexte. En effet, sans contexte, il n'y a pas d'information extérieure aux processus perceptifs orthographiques et phonologiques du traitement initial permettant d'évaluer la plausibilité de la tentative de correction. Le post-traitement est constitué des 4 étapes de calcul suivantes :

1. évaluation de la nécessité de corriger,
2. le cas échéant, tentative de correction de prononciation par recalage de la prononciation,
3. le cas échéant, tentative de correction de prononciation par rétroaction lexicale,
4. le cas échéant, évaluation de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation.

1) Evaluation de la nécessité de corriger Pour évaluer si une correction de prononciation est nécessaire, le modèle dispose de l'évaluation lexicale phonologique du stimulus à la fin du traitement initial. La tentative de correction de prononciation a alors lieu si la lecture se fait en contexte et si l'évaluation lexicale phonologique du stimulus est négative, c'est-à-dire si la prononciation fournie par le modèle ne correspond à aucune forme lexicale phonologique de son lexique phonologique.

2) Tentative de correction de prononciation par recalage de la prononciation Il arrive parfois que les erreurs survenues au moment de la lecture du stimulus aient induit un décalage de la chaîne de phonèmes. Par exemple, le stimulus « bonté » aboutit à la proposition de prononciation /boõte/ au lieu de /bõte/. Cette erreur correspond à l'insertion d'un phonème supplémentaire. A l'inverse, le stimulus « loin » aboutit à la proposition de prononciation /lẽ/ au lieu de /lwẽ/. Cette erreur correspond à la suppression d'un phonème. La tentative de correction de prononciation consiste donc à évaluer des « recalages » sur les distributions de probabilité Q_{Ψ} .

Pour chaque position de la chaîne de phonèmes, une insertion et une suppression sont opérées sur les distributions Q_{Ψ} . Dans le cas d'une insertion, la distribution de probabilité insérée entre deux phonèmes est une distribution de probabilité uniforme (que nous noterons $_$ ici). Par exemple, si le stimulus « bonté », de forme lexicale phonologique /bõte/, est prononcé /boõte/ par le modèle, les opérations d'insertion fournissent les distributions correspondant aux prononciations /_boõte/, /b_oõte/, /bo_õte/, /boõ_t_e/ et /boõt_e/, tandis que les opérations de suppression fournissent les distributions correspondant aux prononciations /oõte/, /bõte/, /bote/, /boõe/ et /boõt/.

Chacune des possibilités testées est comparée avec les formes phonologiques contenues dans le lexique. Cette comparaison utilise le calcul de similarité usuel entre distributions, qui est impliqué dans plusieurs étapes de calcul du traitement initial. Nous obtenons un score de similarité entre chacune des possibilités et le lexique, que nous pouvons comparer au score de similarité entre le percept phonologique (sans opération de recalage) et le lexique. Si pour une des possibilités, le score de similarité avec le lexique est beaucoup plus élevé que le score de similarité du percept phonologique avec le lexique, alors le recalage est conservé et la distribution Q_{Ψ} est modifiée. Nous avons empiriquement sélectionné un rapport de similarité très élevé, et il faut que le recalage soit 100 fois plus similaire que la prononciation initiale, de sorte à ce que la tentative de recalage ne soit conservée que lorsqu'elle améliore sans équivoque la prononciation du modèle.

3) Tentative de correction de prononciation par rétroaction lexicale L'objectif de cette étape est de modifier la distribution Q_{Ψ} pour que la prononciation extraite à partir de cette distribution corresponde à une forme lexicale phonologique connue. Au cours du traitement initial, 4 étapes sont qualifiées de « rétroaction lexicale » : les étapes 10 à 13 ($Q_{W_{\Phi \rightarrow L}}$, $Q_{P'}$, $Q_{W_{L \rightarrow \Phi}}$ et enfin $Q_{\Psi'}$). Au cours

de chacune de ces étapes, la force de cette « rétroaction lexicale » est modulée par les familiarités lexicales orthographique et phonologique. Dans le cas où la prononciation initiale est incorrecte, il est vraisemblable que l'appartenance lexicale phonologique est évaluée comme étant Fausse, et donc que cette rétroaction lexicale était modulée pour être faible.

L'objectif de cette étape est de « forcer » cette rétroaction lexicale, et d'évaluer ensuite le résultat. Pour cela, la tentative de correction de prononciation est constituée de 100 itérations supplémentaires pendant lesquelles la force des rétroactions lexicales orthographiques et phonologiques est très élevée (10 fois supérieure à la rétroaction maximale atteignable lors du traitement perceptif). En conséquence, si l'identification phonologique du stimulus est correcte avant le post-traitement (par exemple via le contexte ou l'influence lexicale orthographique), mais que les phonèmes sont incorrectement identifiés, alors cette étape peut corriger la prononciation initiale en la remplaçant par celle du mot identifié phonologiquement. Même si la force de rétroaction lexicale a été augmenté pour les 4 étapes (de 10 à 13), il est vraisemblable que l'étape 13 (Q_{Ψ}') soit essentiellement à l'origine de la modification de la prononciation du stimulus.

4) Evaluation de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation Après la tentative de correction de prononciation à proprement parler, nous évaluons sa plausibilité, pour savoir si elle doit être conservée. En accord avec les hypothèses énoncées dans notre analyse critique (voir Section 2.5.4), nous choisissons de conserver la correction de prononciation si les deux conditions suivantes sont réunies :

- la prononciation corrigée fait partie du contexte ;
- il n'y a pas d'incongruence entre l'orthographe et la phonologie.

Pour évaluer la première condition, nous vérifions simplement si la prononciation finalement proposée correspond à la forme phonologique d'un mot présent dans le contexte. (Rappelons que ce contexte est vide pour les simulation de lecture hors-contexte : en conséquence, il n'y aura jamais de correction de prononciation dans cette situation car il ne peut y avoir d'évaluation de sa plausibilité.)

Pour évaluer la seconde condition, nous reposons sur l'hypothèse que, puisque le stimulus est visuel, alors toutes les représentations de la branche orthographique sont plus fiables que celles de la branche phonologique, qui sont inférées. Nous exploitons cette hypothèse pour tenter de détecter s'il y a une incohérence dans les calculs en modalité phonologique. Pour cela, nous considérons la distribution de probabilités sur les lettres, non pas pour le mot identifié orthographiquement, mais pour le mot identifié phonologiquement (s'il est connu dans les deux modalités). Cette distribution n'est utilisée nulle part ailleurs dans le modèle, nous la notons ici $P(L | [W_L = w_\phi])$. Elle peut être comparée aux lettres perçues par le modèle, que nous notons ici $P(P | K)$, avec K l'ensemble des variables utilisées pour l'inférence sur les lettres dans les étapes de calcul (c'est-à-dire, le stimulus, les paramètres visuo-attentionnels, etc.)

Le raisonnement est alors le suivant : si l'identification phonologique est correcte, c'est-à-dire si le stimulus présenté au modèle est effectivement le mot w_ϕ , alors les lettres perçues doivent être congruentes avec la forme orthographique du mot phonologique w_ϕ . Sinon, il s'agit d'un indice indiquant que l'identification phonologique est peut-être incorrecte. La congruence C entre les lettres perçues $P(P_n | K)$ et la forme orthographique correspondant à ce mot $P(L_n | [W_L = w_\phi])$ est définie avec un calcul similaire à notre calcul de comparaison utilisé dans les étapes de calcul pour chaque itération :

$$C = \prod_{n=1}^N \left\langle \frac{P(P_n | K)}{\|P(P_n | K)\|}, \frac{P(L_n | [W = w_\phi])}{\|P(L_n | [W = w_\phi])\|} \right\rangle .$$

D'après l'inégalité de Cauchy-Schwartz, la valeur de ce coefficient est comprise entre 0 et 1. Le seuil à partir duquel les deux distributions sont considérées comme incongruentes a été fixé empiriquement à 0,5. Ce seuil a peu d'incidence sur les résultats car en pratique, les valeurs de congruences calculées sont proches des valeurs extrêmes 0 et 1. Ce score de congruence peut donc être utilisé dans l'évaluation de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation, et permet ainsi d'éviter des erreurs de correction de prononciation. Il sera réutilisé par la suite, au moment de la détection de la nouveauté phonologique.

5.2.2.3 Décision sur l'évaluation de la nouveauté orthographique et phonologique

Après l'étape de post-traitement, l'état des distributions de probabilité à l'intérieur du modèle est fixé et ne changera plus. Les dernières étapes consistent à décider ce que l'exposition suggère en terme d'apprentissage, puis à opérer cet apprentissage. Nous commençons par décrire le processus de décision pour juger de la nouveauté phonologique, et imaginons pour débiter un processus « idéal ». Si les distributions de probabilités dans la branche phonologiques du modèle étaient absolument fiables, alors :

- la prononciation du stimulus serait correcte,
- si le stimulus fait partie du lexique phonologique, le mot identifié phonologiquement serait le bon,
- l'évaluation lexicale phonologique serait correcte.

Dans ce cas idéal, l'apprentissage dans la modalité phonologique suivrait simplement l'algorithme suivant :

- si l'évaluation lexicale phonologique est positive (dans ce cas, le stimulus est jugé comme connu), alors la trace lexicale du mot identifié phonologiquement est mise à jour grâce aux phonèmes inférés,
- sinon (dans ce cas, le stimulus est jugé comme nouveau), une nouvelle trace lexicale phonologique est créée.

Cependant, les distributions de probabilités dans la branche phonologiques du modèle ne sont pas absolument fiables. En effet, la prononciation proposée par le modèle est parfois partiellement correcte. Dans ce cas-là, l'évaluation lexicale phonologique (Q_{D_Φ}) peut être négative, car les distributions sur les phonèmes (Q_Ψ) ne correspondent ni à la représentation phonologique du stimulus en entrée, ni à aucune autre représentation phonologique connue. Ainsi, même si la forme phonologique du stimulus est préalablement connue, l'évaluation lexicale phonologique n'est pas toujours positive. Cependant, même dans ce cas, le mot identifié phonologiquement (maximum de la distribution Q_{W_Φ}) peut être correct. Par exemple, le mot « monsieur » pourrait être correctement identifié (distribution Q_{W_Φ}), même s'il est prononcé /mɔ̃sjœB/ par le modèle (distribution Q_Ψ), car la forme phonologique la plus proche de cette prononciation proposée est celle du stimulus en entrée, /məsjo/.

Nous proposons donc une version affinée du processus de décision de la nouveauté phonologique, pour prendre en compte ce type de situation d'erreur partielle (sur la prononciation mais pas sur le mot) dans la branche phonologique. Nous considérons deux indices pour détecter ces erreurs.

Le premier repose sur le contexte sémantique C_S qui, comme nous l'avons expliqué dans notre analyse critique est une source d'information légitime pour détecter ces situations. Plus précisément, si l'évaluation lexicale phonologique est négative mais que le mot identifié phonologiquement fait

partie du contexte sémantique C_S , alors on fait l'hypothèse que le stimulus a été correctement identifié malgré une prononciation incorrecte. On appelle cela « l'identification contextuelle ». Dans cette première situation, l'identification contextuelle phonologique a réussi, et le stimulus est catégorisé comme connu. Dans le cas contraire, c'est-à-dire si le mot identifié phonologiquement ne fait pas partie du contexte sémantique C_S , alors l'identification contextuelle phonologique a échoué et le stimulus est catégorisé comme phonologiquement nouveau.

Le second indice pour détecter les erreurs partielles dans la branche phonologique repose sur la mesure de congruence entre les branches orthographiques et phonologiques, introduit précédemment pour évaluer les tentatives de corrections. Ici, cette mesure permet de caractériser les erreurs partielles dans la branche phonologique, et l'incohérence entre la prononciation et le mot identifié phonologiquement. Si cette mesure suggère une incongruence, alors le stimulus est catégorisé comme phonologiquement nouveau.

Pour résumer, l'évaluation de la nouveauté phonologique suit la logique suivante :

- si l'évaluation lexicale phonologique est positive ou si une identification contextuelle a lieu, et s'il n'y a pas d'incongruence entre l'orthographe et la phonologie, alors le stimulus est catégorisé comme phonologiquement connu ;
- sinon, le stimulus est catégorisé comme phonologiquement nouveau.

L'évaluation de la nouveauté orthographique suit une logique similaire, mais sans le calcul de congruence entre orthographe et phonologie :

- si l'évaluation lexicale orthographique est positive ou si une identification contextuelle a lieu, alors le stimulus est catégorisé comme orthographiquement connu ;
- sinon, le stimulus est catégorisé comme orthographiquement nouveau.

5.2.2.4 Apprentissage des traces orthographiques et phonologiques

La dernière étape est l'étape d'apprentissage orthographique et phonologique proprement dite. L'apprentissage consiste à utiliser les distributions des sous-modèles perceptifs des lettres ou des phonèmes (Q_P et Q_Ψ) au sous-modèle lexical pour créer ou mettre à jour les traces lexicales. Les calculs effectués pour créer et mettre à jour des connaissances lexicales orthographiques et phonologiques sont les mêmes que dans le modèle BRAID-Learn (voir Section 3.5.1 Chapitre 3).

Pour choisir s'il faut créer une nouvelle trace ou mettre à jour une trace lexicale existante, le modèle s'appuie sur les décisions d'apprentissage orthographique et phonologique de l'étape précédente. Il y a alors 4 cas à considérer.

- Si le stimulus est catégorisé comme connu dans les 2 modalités, alors les traces lexicales orthographique et phonologique du mot identifié sont mises à jour à partir des distributions perceptives.
- Si le stimulus est catégorisé comme nouveau dans les 2 modalités, alors deux traces lexicales orthographique et phonologique sont créées et associées à une nouvelle entrée lexicale (un nouveau point de l'espace W).
- Si le stimulus est catégorisé comme connu à l'oral, et nouveau à l'écrit, alors la première étape consiste à mettre à jour la trace lexicale phonologique du mot identifié phonologiquement, à partir de la distribution sur les variables Ψ . Avant de créer une nouvelle trace orthographique cependant, nous utilisons une seconde étape pour vérifier que c'est légitime. En effet, il peut

arriver que le mot identifié phonologiquement ait déjà une trace orthographique associée, et que la détection de la nouveauté orthographique soit en fait erronée. Dans ce cas, nous optons pour faire confiance à l'état préalable du lexique plutôt qu'au processus perceptif qui vient de se terminer, et appliquons la règle suivante : si une trace orthographique existe déjà pour le mot identifié phonologiquement, alors elle est mise à jour à partir des distributions perceptives sur les lettres ; sinon, une nouvelle trace orthographique est créée et alimentée par ces distributions.

- Si le stimulus est catégorisé comme nouveau à l'oral, et connu à l'écrit, nous appliquons le raisonnement miroir du précédent, et appliquons la règle suivante : si une trace phonologique existe déjà pour le mot identifié orthographiquement, alors elle est mise à jour à partir des distributions inférées sur les phonèmes ; sinon, une nouvelle trace phonologique est créée et alimentée par ces distributions.

5.3 Exemples illustrant le comportement simulé par le modèle BRAID-Acq

Dans cette partie, nous allons illustrer les différentes étapes de calcul décrites précédemment avec trois exemples induisant trois comportements différents du modèle. Nous présenterons d'abord au modèle un mot régulier ne contenant aucun graphème complexe : le mot « partir ». Cet exemple sera considéré comme un « cas idéal » qui servira de base de comparaison aux deux autres exemples. Nous décrirons ensuite le comportement du modèle lorsqu'il est confronté à un mot irrégulier consistant : le mot « nerf ». Enfin, nous lui présenterons un mot irrégulier inconsistant : le mot « ville ».

Les trois mots considérés seront toujours exclus du lexique orthographique, c'est-à-dire que leur forme orthographique ne sera pas préalablement connue. Nous simulerons plusieurs situations de traitement. Nous considérerons que le mot est traité en contexte (EC) ou hors contexte (HC), et qu'il est préalablement connu à l'oral (PhonC), ou pas (PhonN). Pour chaque mot, nous aurons donc 4 simulations, que nous noterons EC-PhonC, EC-PhonN, HC-PhonC et HC-PhonN. Chaque simulation consistera à deux expositions successives au stimulus : à la première exposition, le mot devrait être catégorisé comme un mot nouveau, ce qui ne devrait plus être le cas à la seconde exposition.

Nous comparerons donc le comportement du modèle entre ces deux expositions, avec un intérêt porté sur la création des traces et leur renforcement ensuite. Pour illustrer les étapes de traitement de chaque stimulus, nous référerons au diagramme de décision (voir Figure 5.2), et « tracerons » sur ce schéma le parcours de chaque stimulus dans l'arbre des décisions possibles.

5.3.0.1 Traitement du mot « partir »

Ce premier exemple illustre le fonctionnement du modèle lorsqu'il est face à un mot ne présentant aucune difficulté particulière, c'est-à-dire ne contenant aucune irrégularité ni aucun graphème complexe. Le diagramme de décision associé aux deux expositions au mot « partir » est montré Figure 5.4.

Première exposition Les étapes de calcul lors de la première présentation au modèle du mot « partir » sont illustrées Figure 5.4 (panel de gauche). Nous observons des résultats, en sortie de chaque étape de traitement, correctes dans les 4 situations :

1. le traitement initial aboutit à la prononciation attendue (/partir/) dans les 4 conditions,

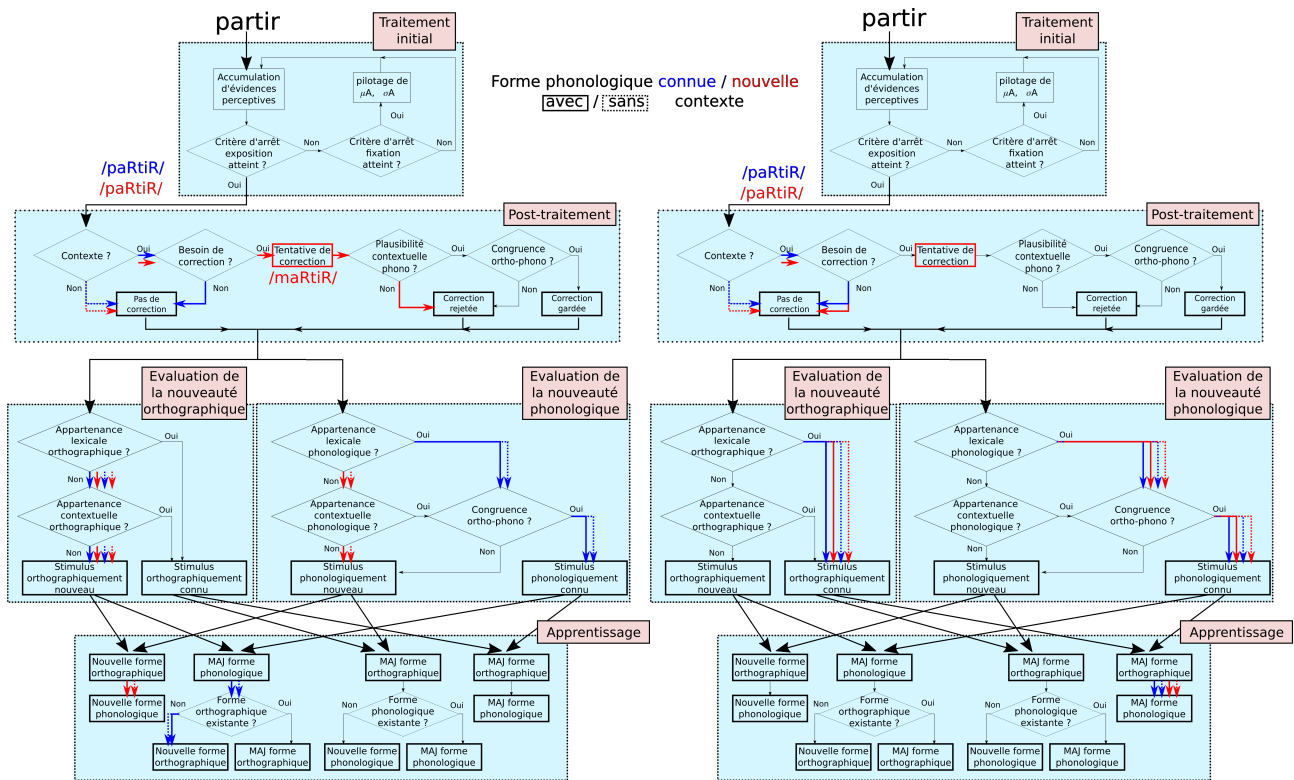


FIG. 5.4 : Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq appliqué au mot « partir ». Gauche : première exposition. Droite : deuxième exposition. Les flèches bleues (resp. rouges) réfèrent aux simulations PhonC (resp. PhonN) dans lesquelles la forme phonologique du mot est préalablement connue (resp. nouvelle). Les flèches en trait plein (resp. en trait pointillé) réfèrent aux simulations EC (resp. HC) dans lesquelles le traitement est en contexte (resp. hors contexte).

2. le post-traitement ne modifie la prononciation dans aucune des 4 conditions, la prononciation reste donc correcte dans les 4 conditions après le post-traitement,
3. les évaluations de nouveauté orthographique et phonologique sont correctes dans les 4 situations,
4. enfin, l'apprentissage est correct dans les 4 situations.

Plus précisément, lors du post-traitement, dans les deux situations hors contexte (HC-PhonC et HC-PhonN, flèches en pointillés), aucune tentative de correction de prononciation ne peut avoir lieu. Dans les situations en contexte (EC-PhonC et EC-PhonN, flèches en traits pleins), en revanche, des tentatives de correction de prononciation peuvent avoir lieu. D'une part, lorsque la forme phonologique du stimulus est préalablement connue (EC-PhonC, flèche bleue en trait plein), aucune tentative de correction de prononciation n'a lieu : en effet, comme la prononciation est correcte, l'évaluation lexicale phonologique est positive (elle est donc correcte), et une correction n'est donc pas nécessaire. D'autre part, lorsque la forme phonologique n'est pas préalablement connue (EN-PhonN, flèche rouge en trait plein), l'évaluation lexicale phonologique est négative (elle est également correcte). Comme il s'agit du seul indicateur permettant au modèle d'évaluer si sa prononciation est correcte, une tentative de correction de prononciation a alors lieu même si la prononciation est correcte. Elle aboutit à une prononciation ne faisant pas partie du contexte (/maʁtiʁ/), et donc cette tentative de correction de prononciation est rejetée. Ainsi, à la fin du post-traitement, la prononciation initiale, qui est correcte, est gardée dans les 4 situations.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté orthographique, l'évaluation lexicale orthographique est négative (et donc correcte) dans les 4 situations. Le stimulus peut donc être identifié orthographiquement seulement s'il y a appartenance contextuelle orthographique. Dans les deux situations hors contexte (HC-PhonC et HC-PhonN, flèches en pointillés), l'évaluation contextuelle orthographique ne peut pas être positive. Dans les deux situations en contexte (EC-PhonC et EC-PhonN, flèches en traits pleins), elle pourrait éventuellement être positive. Cependant, le mot identifié est le mot « tartir » dans les situations EC-PhonC et EC-PhonN (un mot argotique dont nous ne rappellerons pas le sens ici). Ce mot fait partie du lexique orthographique, mais ne fait pas partie du contexte, et donc l'évaluation contextuelle est négative. Ainsi, dans les 4 situations, le stimulus est catégorisé comme orthographiquement nouveau : l'évaluation de nouveauté orthographique est donc toujours correcte.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté phonologique, l'évaluation lexicale phonologique est positive (et donc correcte) dans les 2 situations où la forme phonologique est préalablement connue (EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues). En revanche, l'évaluation lexicale phonologique est négative (et donc correcte) dans les 2 situations où la forme phonologique n'est pas préalablement connue (EC-PhonN et HC-PhonN, flèches rouges). Parmi ces deux situations, l'évaluation contextuelle ne peut être positive seulement pour la situation EC-PhonN (flèche rouge en traits pleins). Ce n'est pas le cas, car le mot identifié phonologiquement (le mot « martyr », prononcé /maRtiR/) ne fait pas partie du contexte, et le stimulus est alors catégorisé comme phonologiquement nouveau. Ainsi, l'évaluation de nouveauté phonologique est toujours correcte, c'est-à-dire que le stimulus est catégorisé comme phonologiquement connu seulement lorsque la forme phonologique du stimulus est effectivement préalablement connue (situations EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues).

En ce qui concerne l'apprentissage, les évaluations de la nouveauté orthographique et phonologique aboutissent à la création d'une nouvelle trace orthographique dans les 4 situations, et à la création (situations EC-PhonN et HC-PhonN, flèches rouges) d'une nouvelle trace phonologique ou la mise à jour (situations EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues) d'une trace phonologique existante.

Les décisions prises par le modèle sont donc toujours correctes, et ni le contexte, ni la connaissance préalable de la forme phonologique du stimulus ne semblent déterminants pour que la prononciation et l'apprentissage du modèle soient corrects lors de la première exposition au mot « partir ».

Deuxième exposition Les étapes de calcul lors de la deuxième présentation au modèle du mot « partir » sont illustrées Figure 5.4 (panel de droite). Comme pour la première exposition, nous observons que les décisions sont correctes à chaque étape, dans les 4 situations de simulation.

Plus précisément, lors du post-traitement, aucune tentative de correction de prononciation n'a lieu, dans aucune des 4 situations : dans les deux situations hors contexte (HC-PhonC et HC-PhonN, flèches en pointillés), aucune correction ne peut avoir lieu, et dans les situations en contexte (EC-PhonC et EC-PhonN, flèches en traits pleins), aucune tentative de correction de prononciation ne paraît nécessaire, puisque l'évaluation lexicale phonologique est positive (elle est correcte puisqu'à la deuxième exposition, une trace phonologique existe toujours).

Les évaluations de nouveauté orthographique et phonologique sont correctes dans les 4 situations : le stimulus est toujours catégorisé comme orthographiquement et phonologiquement connu, ce qui aboutit à la mise à jour des formes orthographiques et phonologiques du stimulus. La forme lexicale orthographique mise à jour est systématiquement celle créée à la première exposition, alors que la forme lexicale phonologique mise à jour est soit la forme lexicale phonologique préalablement connue (situations EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues), soit la forme lexicale phonologique créée à la première exposition au stimulus (situations EC-PhonN et HC-PhonN, flèches rouges).

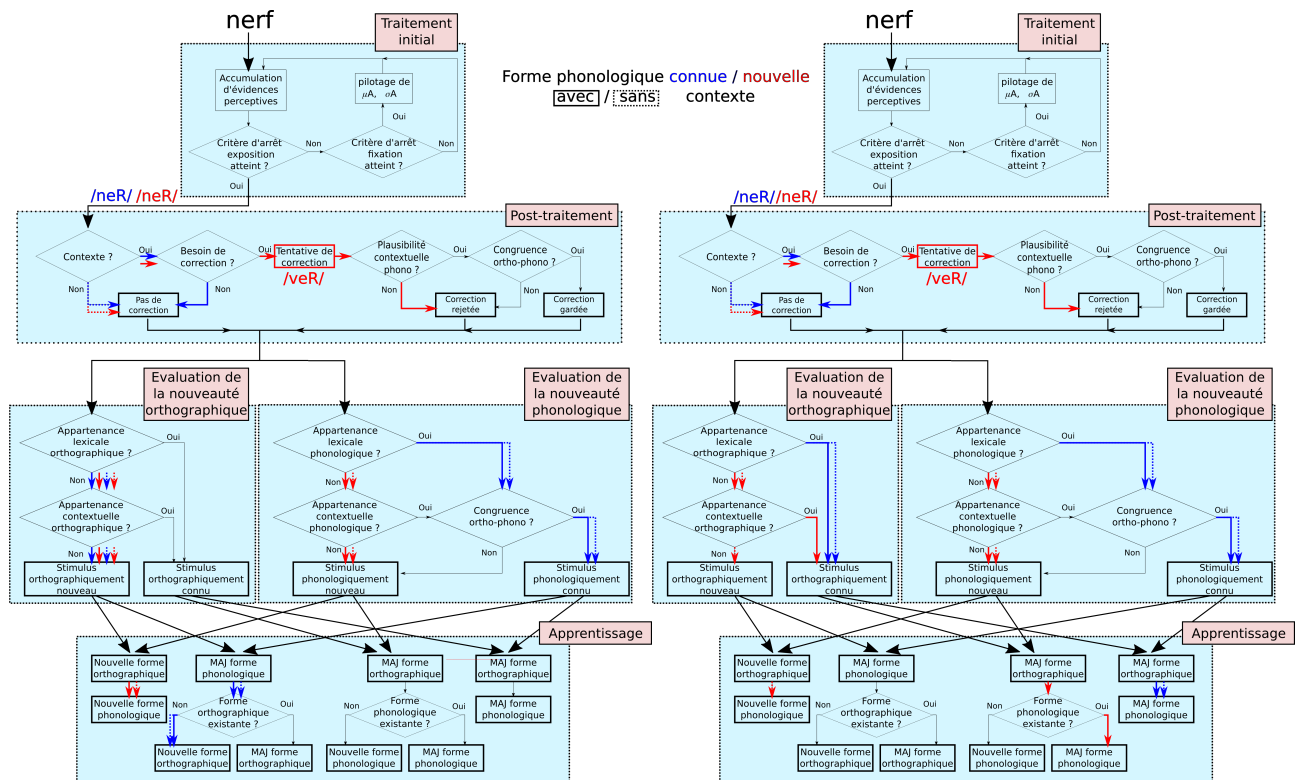


FIG. 5.5 : Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq appliqué au mot « nerf ». La représentation graphique est identique à celle décrite dans la légende de la Figure 5.4.

5.3.0.2 Traitement du mot « nerf »

Ce deuxième exemple illustre le comportement du modèle lorsqu'il traite un mot irrégulier mais consistant. Les diagrammes de décision associés aux deux expositions au mot « nerf » sont montrés Figure 5.5.

Première exposition Les différentes étapes de calcul lors de la première présentation au modèle du mot « nerf » sont illustrées Figure 5.5 (panel de gauche). Nous observons, comme pour le mot « partir » à la première exposition, que les décisions prises sont correctes à chaque étape, dans les 4 situations de simulation :

1. le traitement perceptif aboutit à la prononciation attendue (/neR/) dans les 4 conditions,
2. le post-traitement ne modifie la prononciation dans aucune des 4 conditions,
3. les évaluations de la nouveauté orthographique et phonologiques sont correctes dans les 4 situations,
4. et enfin l'apprentissage est correct dans les 4 situations.

Nous ne décrivons pas ici en détail chacune des décisions prises par le modèle, puisqu'elles sont identiques à la lecture du mot « partir » à la première exposition. Ainsi, cet exemple montre que même un mot irrégulier peut être lu correctement par le modèle, notamment s'il est consistant. De plus, il montre également qu'une correction de prononciation n'est pas toujours nécessaire pour lire correctement un mot irrégulier, notamment lorsqu'il est consistant.

Deuxième exposition Les différentes étapes de calcul lors de la deuxième présentation au modèle du mot « nerf » sont illustrées Figure 5.5 (panel de droite). Les résultats des deux premières étapes de traitement sont identiques, à l'exemple du mot « partif », et sont correctes.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté orthographique, l'évaluation de l'appartenance lexicale orthographique à la deuxième exposition est positive (et donc correcte) dans les deux situations où la forme phonologique était préalablement connue avant la première exposition au stimulus (situations EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues). De plus, dans la situation EC-PhonN (flèche rouge en trait plein), l'appartenance lexicale orthographique est certes négative, mais l'identification contextuelle orthographique est positive, et le stimulus est donc catégorisé comme orthographiquement connu. Ainsi, le stimulus est catégorisé comme orthographiquement nouveau à la deuxième exposition seulement dans la situation HC-PhonN (flèche rouge en pointillés), qui ne profite ni du soutien apporté par le contexte, ni du soutien apporté par la connaissance préalable de la forme phonologique du stimulus avant la première exposition. Dans ce cas-là, la détection de nouveauté orthographique est incorrecte.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté phonologique, l'évaluation de l'appartenance lexicale phonologique à la deuxième exposition est positive (et donc correcte) lorsque la forme phonologique était préalablement connue avant la première exposition au stimulus (situations EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues). L'évaluation contextuelle phonologique est négative dans les autres situations, et donc l'évaluation de la nouveauté phonologique est négative et incorrecte. En particulier, contrairement à l'évaluation de nouveauté orthographique, le contexte ne permet pas d'identifier phonologiquement le stimulus dans la situation EC-PhonN (flèche rouge en trait plein). Cela est dû au fait qu'après la première exposition, la trace phonologique est moins précise que la trace orthographique, car il restait de l'incertitude sur la prononciation du stimulus. La conséquence directe de ce manque de précision est que l'identification contextuelle phonologique est négative et donc incorrecte. Pour résumer, le stimulus est correctement catégorisé comme phonologiquement connu à la deuxième exposition seulement si la forme phonologique du stimulus était préalablement connue à la première exposition (situations EC-PhonC et HC-PhonC, flèches bleues). Dans les deux autres situations, l'évaluation de nouveauté phonologique est incorrecte.

En ce qui concerne l'apprentissage, considérons les situations séparément. Dans la situation HC-PhonN (flèche rouge en pointillés), le stimulus est incorrectement catégorisé comme orthographiquement et phonologiquement nouveau. Deux nouvelles traces orthographique et phonologique sont donc créées, venant s'ajouter aux traces orthographique et phonologique créées à la première exposition. L'apprentissage est donc incorrect. Dans les situations EC-PhonC et HC-PhonC (flèches bleues), le stimulus est correctement catégorisé comme orthographiquement et phonologiquement connu. La trace orthographique créée à la première exposition, ainsi que la trace phonologique préalable à l'apprentissage, sont donc mises à jour. L'apprentissage est donc correct. Enfin, dans la situation EC-PhonN, le stimulus est correctement catégorisé comme orthographiquement connu mais incorrectement catégorisé comme phonologiquement nouveau. La trace orthographique créée à la première exposition est donc mise à jour. Cette trace orthographique est associée à une trace phonologique. Ainsi, même si le stimulus n'est pas identifié phonologiquement, une trace phonologique lui est associée. Cette trace est donc mise à jour, et l'apprentissage est correct. Ainsi, l'apprentissage est seulement incorrect dans la situation HC-PhonN (flèche rouge en pointillés).

Cet exemple montre que dans certains cas, le contexte et la connaissance préalable de la forme phonologique du mot sont déterminants pour que l'apprentissage soit correct, malgré une prononciation correcte. En particulier, dans cet exemple, le mot appris a un voisinage orthographique et phonologique très dense (« nerf » est notamment voisin de « serf », « cerf » et « neuf »), ce qui rend l'évaluation de la nouveauté plus difficile à la deuxième exposition. Dans la situation où l'évaluation de la nouveauté est incorrecte dans les deux modalités, alors cela conduit à la création de nouvelles

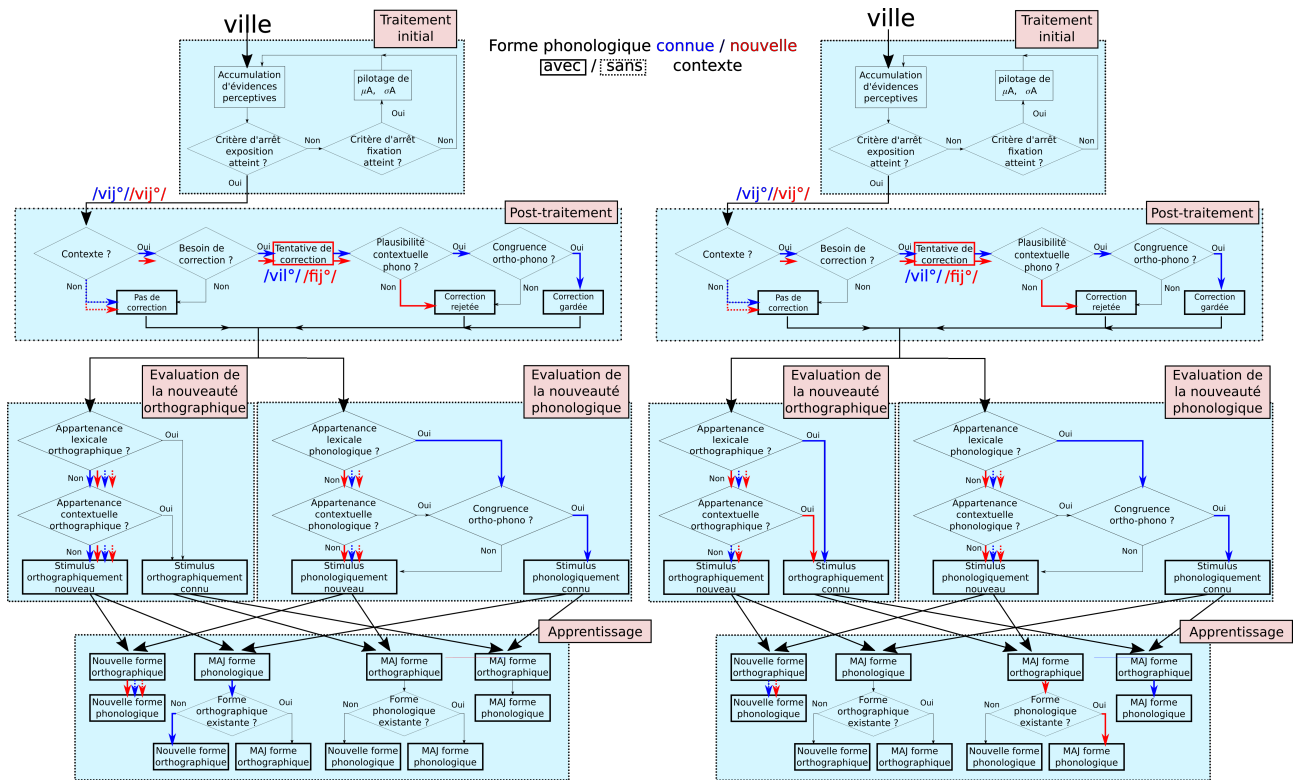


FIG. 5.6 : Diagramme de décision du modèle BRAID-Acq appliqué au mot « ville ». La représentation graphique est identique à celle décrite dans la légende de la Figure 5.4.

traces orthographiques et phonologiques, empêchant le renforcement des traces orthographique et phonologique existantes. L'apprentissage est donc incorrect. Cependant, lorsque l'évaluation de la nouveauté est incorrecte dans une seule des deux modalités, alors la mise à jour de la trace phonologique peut avoir lieu. Cet exemple illustre comment le modèle peut mettre à profit ses connaissances dans les deux modalités pour éviter des erreurs d'apprentissage.

5.3.0.3 Traitement du mot « ville »

Le troisième exemple illustre le comportement du modèle lorsqu'il est face à un mot irrégulier inconsistent, le mot « ville ». Les diagrammes de décision associés aux deux expositions au mot « ville » sont montrés Figure 5.6.

Première exposition Les différentes étapes de calcul lors de la première présentation au modèle du mot « ville » sont illustrées Figure 5.6 (panel de gauche). Nous observons un comportement qui diffère de notre exemple de référence, le mot « partir » :

1. le traitement perceptif aboutit à une prononciation incorrecte (/vijø/) dans les 4 conditions,
2. le post-traitement permet de corriger la prononciation du stimulus seulement en contexte et lorsque la forme phonologique du stimulus est préalablement connue (situation EC-PhonC),
3. les évaluations de nouveauté orthographique et phonologique ne sont pas correctes dans toutes les situations,
4. enfin, et en conséquence, l'apprentissage n'est pas correct non plus dans toutes les situations.

Plus précisément, lors du post-traitement, dans les deux situations hors contexte (HC-PhonC et HC-PhonN, flèches en pointillé), aucune tentative de correction de prononciation ne peut avoir lieu, et donc la prononciation reste incorrecte (/vijø/). Dans les situations en contexte (EC-PhonC et EC-PhonN, flèches en traits pleins), en revanche, des tentatives de correction de prononciation peuvent avoir lieu. Dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein), la correction aboutit à une prononciation correcte (/vilø/), et la correction est gardée car la forme phonologique identifiée (/vilø/) fait partie du contexte. Dans la situation EC-PhonN, la correction aboutit à une prononciation incorrecte (/fijø/), et la correction est rejetée car la forme phonologique identifiée (/fijø/) ne fait pas partie du contexte. Ainsi, le post-traitement est conforme aux attendus car la tentative de correction de prononciation est gardée seulement lorsqu'elle permet de corriger la prononciation du stimulus. La prononciation du modèle à la fin du post-traitement est correcte seulement dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein), situation dans laquelle la correction de prononciation a eu lieu et a été gardée.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté orthographique, la décision d'appartenance lexicale orthographique est négative dans les 4 situations, et l'évaluation contextuelle orthographique est négative puisque le mot identifié orthographiquement (le mot « villa » dans les 4 situations) ne fait pas partie du contexte. Ainsi, le stimulus est catégorisé comme orthographiquement nouveau dans les 4 situations, ce qui est correct.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté phonologique, la décision d'appartenance lexicale phonologique est positive (et donc correcte) dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein). L'évaluation contextuelle phonologique est négative dans les autres situations. Ainsi, le stimulus est catégorisé comme phonologiquement connu seulement en présence de contexte et si la forme phonologique du stimulus était préalablement connue (situation EC-PhonC, flèche bleue en trait plein). L'évaluation de nouveauté est donc incorrecte dans une seule situation, la situation HC-PhonC (flèche rouge en pointillés).

En ce qui concerne l'apprentissage, considérons les situations séparément. Dans les situations HC-PhonC, HC-PhonN et EC-PhonN (flèches rouges et flèche bleue en pointillés), le stimulus est catégorisé comme orthographiquement nouveau et phonologiquement nouveau. Deux nouvelles traces orthographique et phonologique sont donc créées. Parmi ces trois situations, l'apprentissage est incorrect dans la situation HC-PhonC (flèche bleue en pointillés). Dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein), le stimulus est catégorisé comme orthographiquement nouveau mais phonologiquement connu. La trace phonologique préalable à l'apprentissage est donc mise à jour. Cette trace phonologique n'est associée à aucune trace orthographique pré-existante. Ainsi, une nouvelle trace orthographique est créée, et l'apprentissage est correct. Pour résumer, l'apprentissage est incorrect dans une seule situation, la situation HC-PhonC (flèche bleue en pointillés).

Cet exemple illustre le fait que la correction de prononciation permet effectivement, dans certains cas, de corriger une prononciation partiellement correcte, en accord avec l'hypothèse du décodage partiel de Share (1995). Cette correction de prononciation est exigeante puisqu'elle nécessite à la fois la présence de contexte et la connaissance préalable de la forme phonologique du stimulus pour avoir des chances de fonctionner. Cet exemple montre également qu'il est possible pour le modèle d'enrichir ses connaissances orthographiques et phonologiques sur un mot, même lorsque sa prononciation est approximative. Ses connaissances phonologiques sur le mot sont alors approximatives, mais elles se renforcent au cours des expositions. En revanche, sans l'aide du contexte, la connaissance préalable de la forme phonologique du stimulus n'assure ni une prononciation correcte, ni un apprentissage correct. La combinaison des deux peut être nécessaire lorsque la prononciation du mot ne peut pas facilement être prédite.

Deuxième exposition Les différentes étapes de calcul lors de la deuxième présentation au modèle du mot « ville » sont illustrées Figure 5.6 (panel de droite). Comme pour la première exposition, les résultats diffèrent de l'exemple de référence « partir », dans les 4 situations :

1. le traitement perceptif aboutit à une prononciation incorrecte (/vijø/) dans les 4 conditions,
2. le post-traitement permet de corriger la prononciation du stimulus seulement en contexte et lorsque la forme phonologique du stimulus est préalablement connue (situation EC-PhonC),
3. les évaluations de nouveauté orthographique et phonologiques ne sont pas correctes dans toutes les situations,
4. enfin, et en conséquence, l'apprentissage n'est pas correct non plus dans toutes les situations.

Plus précisément, lors du post-traitement, comme à la première exposition, une tentative de correction de prononciation a lieu dans les situations EC-PhonC et EC-PhonN (flèches en traits pleins), et la tentative de correction de prononciation est gardée dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein). La prononciation reste inchangée et incorrecte dans les trois autres situations.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté orthographique, l'appartenance lexicale orthographique est positive seulement dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein). Cependant, l'appartenance contextuelle orthographique est positive dans la situation EC-PhonN (flèche rouge en trait plein). Ainsi, l'évaluation de nouveauté orthographique est positive et donc correcte seulement dans les deux situations où la forme phonologique du stimulus était préalablement connue avant la première exposition.

En ce qui concerne l'évaluation de la nouveauté phonologique, l'appartenance lexicale orthographique est positive seulement dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein). De plus, l'appartenance contextuelle phonologique est négative dans les trois autres cas. Ainsi, l'évaluation de nouveauté orthographique est positive et correcte seulement dans la situation en contexte où la forme phonologique du stimulus était préalablement connue avant la première exposition (situation EC-PhonC, flèche bleue en trait plein).

En ce qui concerne l'apprentissage, considérons les situations séparément. Dans les deux situations hors contexte (HC-PhonC et HC-PhonN, flèches en pointillés), le stimulus est incorrectement catégorisé comme orthographiquement nouveau et phonologiquement nouveau. Deux nouvelles traces orthographique et phonologique sont donc créées, venant s'ajouter aux traces orthographique et phonologique créées à la première exposition. Dans la situation EC-PhonC (flèche bleue en trait plein), le stimulus est correctement catégorisé comme orthographiquement connu et phonologiquement connu. La trace orthographique créée à la première exposition, ainsi que la trace phonologique préalable à l'apprentissage, sont donc mises à jour. Enfin, dans la situation EC-PhonN, le stimulus est catégorisé comme orthographiquement connu mais phonologiquement nouveau. La trace orthographique créée à la première exposition est donc mise à jour. Cette trace orthographique est associée à une trace phonologique. Ainsi, même si le stimulus est catégorisé comme phonologiquement nouveau, une trace phonologique lui est associée. Cette trace est mise à jour, et l'apprentissage est correct. Pour résumer, l'apprentissage est correct dans les deux situations en contexte (EC-PhonC et EC-PhonN, flèches en traits pleins).

Cet exemple montre que pour certains mots difficiles, comme des mots irréguliers, une correction de prononciation peut encore être nécessaire à la deuxième exposition. De plus, même lorsque l'apprentissage est correct à la première exposition, le mot nouvellement appris n'est pas toujours catégorisé comme connu dès la deuxième exposition, notamment lorsque l'apprentissage se fait hors contexte.

Chapitre 6

Analyse critique pour définir nos objectifs de simulation

Dans les chapitres précédents, nous avons présenté les données de la littérature justifiant l'architecture du modèle BRAID-Acq, puis nous avons décrit en détail son fonctionnement. Nous allons maintenant présenter les questions de recherche auxquelles nous tenterons de répondre dans le prochain chapitre par des simulations. Pour cela, nous rappellerons brièvement les données de la littérature précédemment évoquées en lien avec chaque question, nous les comparerons aux implémentations des deux autres modèles d'auto-apprentissage et nous nous interrogerons sur l'étude la plus pertinente pour répondre à notre question. Enfin, nous présenterons notre hypothèse opérationnelle. Cette présentation sera également l'occasion d'explicitier la structure des simulations qui vont suivre.

6.1 La lecture de nouveaux mots

La théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que le décodage réussi d'un nouveau mot donne l'occasion au lecteur d'apprendre son orthographe, sans proposer de mécanisme explicite de décodage (Share, 1995). Les études comportementales sur l'auto-apprentissage confortent le rôle crucial du décodage dans l'apprentissage incident (Reitsma, 1983; Share, 2004). Ainsi, un modèle plausible d'apprentissage incident doit être capable de prononcer correctement des nouveaux mots. Pour évaluer la lecture de nouveaux mots d'un modèle, deux choix principaux s'offrent à nous dans la littérature :

1. la lecture de pseudo-mots,
2. la lecture de vrais mots.

Ces choix sont tous les deux problématiques sous certains aspects.

En ce qui concerne la lecture de pseudo-mots (choix 1), par définition, les pseudo-mots n'ont pas de prononciation univoque associée, et l'évaluation de l'exactitude d'une prononciation calculée par le modèle n'est donc pas simple. Là encore, essentiellement deux évaluations sont envisageables.

- (1.a) Soit une prononciation est attribuée de manière unique à chaque pseudo-mot, et la prononciation calculée par le modèle est correcte si elle correspond exactement à la prononciation attribuée. Si l'attribution de l'unique prononciation correcte s'est faite par application de règles de conversion graphèmes-phonèmes, ce choix n'est pas impartial et reflète une hypothèse forte sur les mécanismes de lecture de nouveaux mots. Dans un tel cas, le modèle avec le meilleur

taux de performance en lecture de pseudo-mots serait nécessairement un modèle appliquant des règles de conversion graphèmes-phonèmes. Il serait alors difficile de comparer les performances des modèles computationnels à partir de ce critère.

- (1.b) Soit toutes les prononciations « plausibles » sont considérées comme correctes. Dans ce cas, la catégorisation des prononciations comme « plausibles » ou « non plausibles » n'est également pas impartiale. D'une part, si une prononciation est catégorisée comme plausible lorsqu'elle correspond à toute correspondance graphème-phonème ou corps-rime (le corps étant constitué de tous les phonèmes de la syllabe jusqu'à sa voyelle) existant dans la langue (comme suggéré par (Ziegler et al., 2014)), alors cette évaluation reflète également des hypothèses théoriques sur la lecture de nouveaux mots, comme dans le point (1a). D'autre part, une prononciation peut être catégorisée comme plausible par référence à des données comportementales : à partir du moment où sur un large panel de lecteurs experts, cette prononciation est apparue au moins une fois, elle est considérée comme plausible. Il n'existe pas, à notre connaissance, de base de données disponible listant une quantité conséquente de pseudo-mots et de leur prononciation jugée acceptable, qui puisse servir de base de données expérimentale de référence pour nos simulations, et sur lesquelles les performances des autres modèles soient disponibles. De plus, cette mesure nous paraît moins biaisée que la précédente, mais elle semble permissive. En effet, un grand nombre de prononciations peuvent alors être considérées comme correctes pour un même mot. Ce dernier point ne correspond pas à la lecture de nouveaux mots telle que la vit un lecteur débutant, dont l'objectif est de déterminer l'unique prononciation correcte. Utiliser un critère sur la « plausibilité » de la prononciation pour qualifier les résultats nous paraît donc problématique. Pour résumer, que l'évaluation se fasse selon le critère (1.a) ou (1.b), la lecture de pseudo-mots ne paraît pas idéale pour mesurer et comparer des taux de performances en lecture de nouveaux mots.

Contrairement à une tâche de lecture de pseudo-mots, la lecture de nouveaux mots permet de tester un modèle computationnel sur le matériel auquel est réellement confronté un lecteur qui apprend un nouveau mot, en étant peu biaisé par des hypothèses quant à la nature des traitements impliqués dans la lecture de nouveaux mots. Une tâche de lecture de mots à la fois vrais et nouveaux nous paraît donc intéressante pour évaluer la lecture de nouveaux mots du modèle BRAID-Acq. Malheureusement, il est difficile de comparer des tels résultats de simulation à des données comportementales. En effet, il n'est pas possible d'assurer qu'un mot existant, même rare, est un nouveau mot pour un lecteur expert qui effectuerait la tâche, et l'exploration comportementale de la ou des prononciations « tentées » par un enfant apprenant lecteur est un défi expérimental.

En revanche, l'avantage des modèles computationnels est qu'il est possible de tester la lecture des mots de la langue, pour lesquels une prononciation existe, et d'assurer que ces mots ne sont pas connus par le modèle. Ainsi, une comparaison à d'autres données computationnelles est envisageable. A notre connaissance, seule une étude computationnelle a été menée avec cette méthodologie : Perry et al. (2014) ont déjà évalué les performances du modèle CDP++ implémenté en français en lui faisant lire des vrais mots, mais qui ne sont pas connus du modèle. Ainsi, ils ont montré que sur l'ensemble des mots de leur lexique, 83.1 % des mots étaient correctement lus lorsqu'ils ne sont pas connus du modèle. Malheureusement, leurs simulations n'utilisaient pas le modèle CDP++ dans son entièreté, puisque les auteurs considéraient une version amputée du modèle, dans laquelle la voie lexicale était désactivée. Néanmoins, nous pourrions utiliser la base de stimuli de cette étude, et comparer notre taux de performance au leur, même si cette comparaison sera, dans les faits, peu informative. Notre simulation pourra, en revanche, fournir un premier point de référence de la performance d'un modèle simple-voie dans la tâche de la lecture de nouveaux mots.

Dans leur étude, Perry et al. (2014) désactivent leur voie lexicale pour étudier le comportement du modèle CDP++ en « mode sous-lexical », c'est-à-dire que la prononciation du nouveau mot est directement inféré par la segmentation graphémique et l'application des conversions graphèmes-phonèmes. Dans le modèle BRAID-Acq, il n'y a pas de dichotomie entre « lexical » et « sous-lexical ». Cependant, comme l'adjectif « sous-lexical » se rapporte à un traitement du mot par segments, il est possible de « favoriser le traitement par segments » en adoptant une distribution d'attention visuelle peu étendue. Ainsi, nous choisisons une valeur petite pour l'écart-type de la distribution visuo-attentionnelle ($\sigma_A = 1$).

Dans une première simulation (S1), nous souhaitons montrer que même sans reposer sur une quelconque unité psycholinguistique de référence, et en particulier sans reposer sur l'identification et la conversion des graphèmes, le modèle BRAID-Acq obtient une performance satisfaisante en lecture de nouveaux mots. Nous formulons l'hypothèse opérationnelle qui suit.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H1 : LA LECTURE DE NOUVEAUX MOTS

BRAID-Acq parvient à lire correctement une majorité de mots nouveaux sur la seule base de ses connaissances lexicales (donc en l'absence de connaissances explicites sur les relations entre graphèmes et phonèmes).

6.2 L'unicité des traitements du modèle

La théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que le décodage réussi d'un item donne l'occasion au lecteur de développer des connaissances orthographiques sur cet item (Share, 1995). Une version stricte de cette hypothèse aurait pour conséquence que lorsque le décodage est incorrect, alors aucun apprentissage ne peut avoir lieu, suggestion qui va à l'encontre des données comportementales (Bosse et al., 2015). De plus, pour que l'apprentissage puisse ne pas avoir lieu lorsque le décodage est incorrect, il faut nécessairement supposer qu'une erreur puisse être détectée.

Cette supposition nous paraît peu plausible : certes, lorsque la prononciation est correcte et correspond à une entrée du lexique phonologique, il est possible pour un lecteur d'estimer avec une bonne fiabilité qu'aucune erreur n'a été faite, même sans retour extérieur explicite. En revanche, lorsque la prononciation du stimulus ne correspond à aucune forme lexicale phonologique connue, estimer si une erreur a été faite paraît difficile : si le lecteur sait qu'il connaît la forme phonologique du stimulus, il peut alors savoir qu'une erreur a été faite ; dans le cas contraire, il ne peut rien affirmer. Savoir si une erreur a été faite est donc intimement lié au fait de savoir si la forme phonologique du stimulus est connue, et ces deux informations ne sont a priori pas connues en situation d'apprentissage incident. Ainsi, un modèle plausible d'apprentissage incident devrait être fonctionnel sans supposer que ces informations (erreur ou non, connaissance phonologique préalable ou non) sont disponibles. Le traitement du modèle devrait donc être unique malgré la multiplicité des situations rencontrées.

Les simulations conduites avec les modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014) n'abordent pas cette difficulté car seules les situations où la forme phonologique du stimulus est connue sont simulées. Ainsi, la forme phonologique du stimulus est supposée connue et l'objectif d'une exposition à un nouveau mot est toujours d'associer le stimulus à une forme phonologique connue. Même sans utiliser explicitement l'information que la forme phonologique du stimulus est connue, le modèle a été construit et calibré uniquement par rapport à cette situation, il est donc légitime d'avancer que le comportement du modèle est spécifique à cette situation. Ainsi, la condition pour qu'un modèle d'apprentissage incident soit plausible, évoquée au paragraphe précédent, n'est pas remplie à cette étape. Par la suite, l'apprentissage des deux modèles

peut être correct même lorsque la prononciation est incorrecte. Pour cela, le modèle doit estimer si l'association avec une forme phonologique connue doit être faite. Dans les simulations avec le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014), le contexte indique explicitement au modèle lorsqu'une association doit être faite et avec quelle forme lexicale phonologique. Les informations fournies ne sont donc pas ambiguës et aucune incertitude ne subsiste sur la situation dans laquelle le modèle se trouve. Dans un tel cas, la condition évoquée précédemment n'est pas remplie. En revanche, dans le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018), le contexte ne favorise pas spécifiquement le stimulus, mais l'ensemble des mots en faisant partie, et donc une part d'incertitude persiste sur la situation dans laquelle le modèle se trouve. Même si le modèle a la certitude de connaître la forme phonologique du stimulus, la condition évoquée précédemment est donc partiellement remplie.

Contrairement aux modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), le modèle BRAID-Acq est capable d'apprendre des nouveaux mots indépendamment du fait que leur forme phonologique soit connue ou non, et cette information ne lui est pas fournie. Par ailleurs, les informations fournies par le contexte sont ambiguës, notamment parce qu'à chaque étape du traitement, elles ne ciblent pas directement le stimulus, mais l'ensemble des mots qui font partie du contexte. La condition évoquée précédemment semble donc remplie. Pour que le modèle puisse apprendre correctement dans ces conditions, il doit donc faire preuve de flexibilité et adapter son comportement au mieux malgré l'incertitude sur la situation dans laquelle il se trouve.

Cette incertitude impacte les décisions du modèle principalement à trois étapes du traitement : les tentatives de correction de prononciation, l'évaluation de la nouveauté phonologique et l'apprentissage. Si les deux informations sur la connaissance de la forme phonologique du stimulus et sur l'exactitude de la prononciation étaient disponibles, ces trois étapes seraient facilitées : les tentatives de correction de prononciation auraient lieu seulement lorsque la forme phonologique du stimulus est connue et lorsque la prononciation est incorrecte, et ne seraient conservées que lorsque la prononciation obtenue après la tentative de correction est correcte ; l'évaluation de la nouveauté phonologique serait positive seulement si la forme phonologique du stimulus n'est pas connue ; enfin, l'apprentissage serait bloqué en présence d'une erreur de prononciation (comme suggéré par Share (1995)).

Malheureusement, en raison de l'incertitude sur la situation dans laquelle le modèle se trouve, les décisions prises ne correspondent pas toujours à ces attendus : des tentatives de correction de prononciation peuvent avoir lieu même lorsque la prononciation est correcte, et même lorsque la forme phonologique du stimulus n'est pas connue ; l'appartenance lexicale phonologique, première étape de l'évaluation de la nouveauté phonologique avant l'intervention du contexte, peut être négative (stimulus catégorisé comme phonologiquement nouveau) même lorsque la forme phonologique du stimulus est connue, et peut être positive même lorsque la forme phonologique du stimulus n'est pas connue ; enfin, l'apprentissage n'est pas bloqué, même lorsque la prononciation est incorrecte ou lorsqu'une décision d'apprentissage incorrecte est prise.

Le rôle du contexte du modèle BRAID-Acq est de fournir des informations au modèle qui, même si elles sont ambiguës, facilitent le traitement du modèle, même lorsque les mauvaises décisions décrites plus haut sont prises. Théoriquement, les mécanismes de contexte implémentés dans le modèle BRAID-Acq ne favorisent pas directement le stimulus de manière ciblée, mais favorisent de manière identique l'ensemble des mots faisant partie du contexte.

Dans une simulation (S2), nous souhaitons vérifier si en pratique, l'aide apportée par le contexte permet au modèle BRAID-Acq de gérer efficacement l'incertitude liée à la situation dans laquelle il se trouve, lors des trois étapes de traitement décrites précédemment, ce qui lui permettrait ainsi de lire et apprendre correctement des nouveaux mots. Nous formulons l'hypothèse opérationnelle suivante.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H2 : L'UNICITÉ DES TRAITEMENTS DU MODÈLE

Le modèle BRAID-Acq adopte un traitement unique alors que les situations rencontrées sont variées : forme phonologique connue ou non, prononciation correcte ou non, tentative de correction de prononciation légitime ou non, apprentissage pertinent ou non. Pourtant, en recevant seulement des informations ambiguës fournies par le contexte, le modèle parvient à adapter son comportement à ces différentes situations pour lire et apprendre correctement des nouveaux mots de manière incidente.

6.3 L'effet de la connaissance de la forme phonologique et du contexte

La théorie d'auto-apprentissage fait l'hypothèse que le contexte facilite l'identification et l'apprentissage des mots connus à l'oral, notamment lorsque le décodage phonologique est seulement partiellement correct (Share, 1995). Cependant, elle ne fait pas de la présence du contexte et de la connaissance de la forme phonologique d'un mot des éléments indispensables à l'apprentissage incident. Les données comportementales suggèrent que chez le lecteur débutant, connaître la forme phonologique du mot a un effet facilitateur (Murray et al., 2022; Nation & Cocksey, 2009; Ricketts et al., 2007; Wegener et al., 2018), tout comme la présence de contexte (Murray et al., 2022; Wang, Castles, & Nickels, 2012) mais ni connaissance phonologique ni contexte ne sont indispensables pour apprendre (Murray et al., 2022). Un modèle plausible d'apprentissage devrait donc être capable d'apprendre un mot sans connaissances phonologiques préalables sur ce mot et sans contexte.

Contrairement à la théorie d'auto-apprentissage, les modèles double-voie d'auto-apprentissage font de la connaissance de la forme phonologique d'un mot et du contexte des conditions sine qua non de leur apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014). Ils ne permettent donc pas d'effectuer des simulations comparant les situations « avec contexte » et « sans contexte », ni comparant les situations « forme phonologique connue » et « forme phonologique non connue ». En revanche, les auteurs des deux modèles proposent une autre approche pour évaluer les effets du contexte : ils étudient l'influence des paramètres définissant le contexte sur les performances d'apprentissage du modèle. Mener une étude sur une large plage de paramètres nous paraît cohérent avec l'idée qu'en situation réelle, le contexte varie selon plusieurs dimensions (que l'on pourrait interpréter comme représentant « l'ambiguïté » ou « la force » du contexte), et il ne saurait donc être résumé à son absence ou à sa présence. Ainsi, nous étudierons l'impact des paramètres du contexte du modèle BRAID-Acq (sa taille N_S et sa force p_S) sur sa lecture et son apprentissage de nouveaux mots.

Cependant, la manière la plus pertinente d'analyser de tels résultats n'a rien d'évident. Les études comportementales sur le rôle du contexte définissent des contextes dont les caractéristiques ne sont pas facilement objectivables. Les résultats de simulation ne sont donc pas facilement comparables à des données comportementales. Comment peut-on alors évaluer les résultats obtenus ? Les auteurs du modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) proposent de s'intéresser au taux de performance atteint en faisant varier la paramétrisation du contexte. Les simulations conduites avec ce modèle montrent que pour certaines valeurs de paramètres, la plupart des mots en langue anglaise peuvent être appris par le modèle. Cela constitue, selon les auteurs, une preuve de concept du mécanisme d'auto-apprentissage, et en particulier du fait que l'interaction entre le contexte et le décodage permette d'apprendre de manière incidente des nouveaux mots (hypothèse du décodage partiel de Share (1995)). Nous soutenons qu'atteindre un taux de performance élevé pour une certaine paramétrisation du contexte n'est pas un objectif de simulation pertinent, et cela pour plusieurs raisons.

- Dans le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014), le contexte est paramétrisé par le seuil de

proximité phonologique, c'est-à-dire le seuil de similarité entre la forme phonologique calculée et la forme lexicale phonologique du stimulus à dépasser pour que l'apprentissage puisse avoir lieu. Comme aucune autre forme lexicale phonologique que celle du stimulus ne peut être associée à la nouvelle forme orthographique, seul ce score de similarité détermine le succès de l'apprentissage. Par conséquent, les performances du modèle s'améliorent nécessairement avec la diminution du seuil. Il existe donc un seuil (vraisemblablement autour de 0) tel que n'importe quel mot du lexique sera correctement appris, indépendamment de la forme phonologique calculée. Ainsi, montrer qu'il existe une paramétrisation du contexte conduisant à des performances élevées nous paraît peu informatif.

- Pour évaluer les résultats obtenus avec le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014), il serait envisageable de s'intéresser à la valeur précise de la performance pour un seuil de proximité phonologique donné, non pas pour montrer qu'elle est élevée, mais pour estimer si elle semble plausible pour le seuil en question. Cependant, comme le seuil de proximité phonologique du modèle est un paramètre peu interprétable, il est difficile d'évaluer, pour un seuil donné, si les performances du modèle pour ce seuil sont cognitivement plausibles. Ainsi, définir un taux de performance à partir duquel on considère que l'apprentissage est satisfaisant, pour une combinaison de paramètres données, nous semble arbitraire.
- Néanmoins, sans se concentrer sur une valeur précise de seuil, il est possible d'évaluer la plausibilité des résultats pour les contextes « les plus forts », c'est-à-dire pour les valeurs de seuil de proximité phonologique « les plus faibles ». En effet, en situation réelle, un contexte trop fort devrait vraisemblablement induire des erreurs de lexicalisation. Ces erreurs de lexicalisation sont notamment dues au fait qu'en situation d'apprentissage incident, les informations fournies par le contexte sont ambiguës. Obtenir les meilleures performances d'apprentissage lorsque le contexte est le plus fort nous paraît donc peu réaliste. Pourtant, c'est le cas dans les simulations conduites avec le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) : plus le contexte est fort, meilleures sont les performances, car le contexte ne peut induire aucune erreur de lexicalisation (seul le stimulus peut être appris). A cause de ce manque de réalisme, dans le cas précis du modèle PDST-CDP++, il ne semble pas pertinent de se concentrer sur les performances obtenues lorsque le contexte est le plus fort.
- En situation réelle, les contextes rencontrés peuvent varier selon plusieurs dimensions qu'on pourrait interpréter comme représentant l'ambiguïté et la force du contexte. Les performances associées sont également variables. Ainsi, un bon taux de performance n'assure pas une bonne représentativité des situations réelles rencontrées, et donc une bonne plausibilité cognitive. Par ailleurs, il ne fait aucun doute qu'il existe une paramétrisation du contexte d'un modèle amenant au taux de performance maximal. Ce cas est spécifique et n'est pas représentatif de l'ensemble des situations rencontrées en situation réelle. Étudier spécifiquement le cas de la performance maximale ne nous paraît donc pas pertinent.

Pour résumer, pour défendre la plausibilité cognitive d'une implémentation du contexte, il nous paraît peu pertinent d'analyser quantitativement les performances obtenues. Comme nous n'avons pas de données expérimentales précises à disposition, il nous paraît plus pertinent de vérifier la plausibilité des tendances générales observées sur une large palette de paramètres. En particulier, nous souhaitons vérifier si, lorsque la forme phonologique du stimulus est connue, les performances du modèle sont meilleures en contexte que hors contexte, mais se dégradent lorsque le contexte devient à la fois trop fort et trop grand (ambigu). Cette dernière observation serait cohérente avec les erreurs de lexicalisation observées comportementalement. Par ailleurs, le modèle BRAID-Acq permet également l'apprentissage de mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Pour ces

items, l'effet du contexte sur l'exactitude de la prononciation est au mieux neutre, au pire négatif. Ces erreurs induites par le contexte devraient être d'autant plus fréquentes que le contexte est plus fort. Nous souhaitons vérifier cette tendance.

De plus, le modèle BRAID-Acq fournit naturellement une autre manière d'évaluer le compromis entre le soutien apporté par le contexte et les erreurs potentiellement induites par ce dernier. En effet, comme ce modèle est capable d'apprendre des mots dont la forme phonologique n'est pas connue, il est possible de comparer l'effet du contexte sur la lecture et l'apprentissage de nouveaux mots en fonction de la connaissance de la forme phonologique. Aucune étude comportementale ne traite spécifiquement de cette problématique en introduisant des contextes variés. Cependant, un enfant qui apprend à lire accroît considérablement son vocabulaire oral lors de l'exposition à de nouveaux mots écrits (D. Duff et al., 2015). Il nous paraît donc légitime d'avancer qu'en situation réelle, le contexte permet à la fois de favoriser la lecture et l'apprentissage des mots dont la forme phonologique est connue, tout en dégradant peu la lecture et l'apprentissage des mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Une implémentation plausible du contexte devrait alors correspondre à ces observations, au moins sur une plage de paramètres. Comme il ne nous paraît pas légitime de définir des plages précises, nous faisons l'hypothèse très générale qu'il existe une plage de paramètres sur laquelle cette propriété qualitative est vérifiée. De même, nous ne définissons pas quantitativement ce qui serait « un bon compromis » entre le soutien apporté pour les mots dont la forme phonologique est connue et les erreurs induites par le contexte pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue.

Si le contexte satisfait les différentes propriétés qualitatives énoncées précédemment sur une large plage de paramètres, ainsi que dans une variété de situations (forme phonologique connue ou non), alors le modèle peut, à notre sens, être qualifié de « robuste » aux variations de paramètres du contexte. Comme l'apprentissage incident en contexte sans forme phonologique préalablement connue n'a, à notre connaissance, jamais été simulé, une telle évaluation de la robustesse du contexte serait une contribution originale.

Nous proposerons deux simulations (S3.1 et S3.2) ayant pour objectif d'étudier l'effet de la connaissance de la forme phonologique d'un mot et de la présence du contexte sur l'apprentissage du modèle BRAID-Acq. Nous nous intéresserons d'abord à l'effet de la connaissance de la forme orale hors contexte (simulation S3.1), puis, comme dans les simulations des modèles double-voie d'auto-apprentissage, nous évaluerons la robustesse du contexte du modèle BRAID-Acq en étudiant l'impact des paramètres du contexte sur ses performances, à la fois pour les mots dont la forme phonologique est connue et non connue (simulation S3.2). Nous énonçons une nouvelle hypothèse opérationnelle.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H3 : L'EFFET DE LA CONNAISSANCE DE LA FORME PHONOLOGIQUE ET DU CONTEXTE

Hors contexte, connaître la forme phonologique du stimulus facilite sa lecture et son apprentissage. Lorsque la forme phonologique du stimulus est connue, les performances du modèle sont meilleures en contexte que hors contexte. Lorsqu'elle n'est pas connue, les performances du modèle sont moins bonnes en contexte que hors contexte. Dans les deux cas, les performances se dégradent lorsqu'à la fois la taille et la force du contexte augmentent, et l'effet devrait être plus marqué pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Enfin, il existe une plage de paramètres pour laquelle le contexte du modèle BRAID-Acq facilite la lecture et l'apprentissage de mots dont la forme phonologique est connue, en dégradant peu la lecture et l'apprentissage des mots dont la forme phonologique n'est pas connue.

6.4 L'apprentissage incident lorsque la lecture est difficile

La théorie d'auto-apprentissage met le décodage au centre de l'apprentissage incident (Share, 1995). Des données comportementales montrent que dans certaines situations, il est difficile de prononcer correctement des nouveaux mots, par exemple lorsque le mot est irrégulier (Sprenger-Charolles et al., 2005), lorsque la langue est opaque (Landerl, 2000; Seymour, 2003) ou lorsque les compétences en décodage du lecteur sont limitées (Chapman, 1998; Sprenger-Charolles et al., 2005). La théorie d'auto-apprentissage aborde cette problématique et propose que le contexte permette l'identification de mots dont la prononciation est partiellement correcte (Share, 1995). Cette hypothèse permet d'expliquer, d'une part, comment un lecteur peut apprendre de manière incidente dès le début de l'apprentissage de la lecture, lorsque ses compétences en décodage sont encore peu développées, et d'autre part, comment un lecteur avec des connaissances orthographiques développées peut prononcer correctement des nouveaux mots dont la prononciation est peu prévisible.

Les données comportementales appuient cette hypothèse en montrant, tout d'abord, que le contexte semble le plus utile lorsque la prononciation d'un mot est la moins prévisible, par exemple lorsqu'il est irrégulier (Murray et al., 2022; Wang et al., 2011). Par ailleurs, les données de Murray et al. (2022) ont permis de préciser le rôle du contexte dans l'identification du stimulus (hypothèse du décodage partiel de Share (1995)) en suggérant que l'identification sur la base d'une prononciation approximative se ferait par des tentatives de correction de prononciation successives, et qu'elles auraient tout particulièrement lieu pour des mots dont la prononciation n'est pas prévisible, comme les mots irréguliers (Murray et al., 2022). Cette hypothèse n'a encore jamais fait, à notre connaissance, l'objet d'investigation computationnelle.

Il n'existe également, selon nous, aucune étude comparant l'impact du contexte sur la lecture de nouveaux mots dans des langues d'opacité variée. Cependant, au vu des données citées précédemment, il nous semble légitime de faire l'hypothèse que le contexte sera d'autant plus important dans une langue opaque, comportant de nombreux mots irréguliers.

De plus, Chapman (1998) a montré que, dans une tâche de lecture de nouveaux mots, le contexte était particulièrement utile pour les lecteurs intermédiaires. Cela suggère, d'une part, que les lecteurs experts auraient moins besoin d'informations contextuelles pour prononcer correctement des nouveaux mots et d'autre part, que les très faibles lecteurs ne seraient pas à même d'utiliser les informations contextuelles pour diminuer l'incertitude sur la prononciation, car cette incertitude serait trop élevée. En faisant l'hypothèse que les lecteurs experts ont des connaissances lexicales orthographiques supérieures à celles des lecteurs intermédiaires ou débutants, nous souhaitons étudier la lecture et l'apprentissage du modèle à différents niveaux de connaissances orthographiques.

Nous proposerons trois simulations (S4.1, S4.2 et S4.3) pour étudier le comportement du modèle BRAID-Acq dans des situations où la lecture de nouveaux mots pose des difficultés. Les deux premières simulations se concentreront sur la difficulté intrinsèque liée à l'item à lire, en considérant, d'une part, la consistance graphémique de l'item à traiter (S4.1) et d'autre part l'opacité de la langue de l'item (S4.2). La dernière simulation (S4.3) se concentrera sur la difficulté liée au niveau de connaissances orthographiques du lecteur. Nous étudierons plus précisément l'impact de la connaissance de la forme phonologique du stimulus et du contexte dans ces différentes situations. Nous énonçons une nouvelle hypothèse opérationnelle.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H4 : L'APPRENTISSAGE INCIDENT LORSQUE LA LECTURE EST DIFFICILE

Les erreurs de prononciation du modèle BRAID-Acq sont plus fréquentes 1) pour les mots inconsistants graphémiques, 2) dans les langues opaques et enfin, 3) lorsque les connaissances lexicales orthographiques sont limitées. La connaissance de la forme phonologique et la présence de contexte sont particulièrement utiles dans ces trois conditions, car elles permettent de désambiguïser la lecture de ces nouveaux mots difficiles, notamment grâce aux tentatives de correction de prononciation.

Chapitre 7

Simulations avec le modèle BRAID-Acq

Dans ce chapitre, nous présenterons les simulations effectuées avec le modèle BRAID-Acq. Nous commencerons par une description générale du déroulement d'une simulation, pour en souligner les points communs afin d'éviter les répétitions. Puis nous présenterons les simulations en elles-mêmes. Pour rappel, les simulations effectuées avec le modèle BRAID-Acq sont regroupées dans quatre parties : une première partie sur la lecture de nouveaux mots, une seconde partie sur l'unicité des traitements du modèle, une troisième partie sur l'effet de la connaissance de la forme phonologique et du contexte dans l'apprentissage incident, et enfin une dernière partie sur l'apprentissage incident lorsque la lecture est particulièrement difficile.

7.1 Description générale des simulations

7.1.1 Matériel

7.1.1.1 Lexique utilisé

Dans toutes nos simulations à l'exception de la simulation S4.2, qui compare plusieurs langues, la langue d'étude est le français. Le lexique utilisé est extrait de Lexique (New, Pallier, Brysbaert, & Ferrand, 2004). Ce lexique a subi quelques corrections manuelles, notamment des changements de choix de transcription. Par exemple, « absent » a été transcrit /absã/ plutôt que /apsã/, pour que la transcription corresponde à une transcription phonologique plutôt que phonétique. Les données corrigées sont disponibles ici <https://osf.io/azkbr/>.

7.1.1.2 Stimuli utilisés

Toutes les simulations utilisent exactement la même base de mots : ce sont des mots français choisis aléatoirement au sein du lexique décrit dans le paragraphe précédent. Ces mots seront de longueur variable entre 4 et 8 lettres, et nous utiliserons systématiquement 100 mots par classe de longueur. L'exception à cette règle sera la toute première simulation S1, pour laquelle nous détaillerons le moment venu la base de stimuli utilisée.

7.1.2 Procédure

Dans nos simulations, nous utiliserons le modèle pour simuler la lecture et l'apprentissage de chaque stimulus de la liste de stimuli, soit au cours d'une unique exposition pour la tâche de lecture, soit au cours de cinq expositions successives pour la tâche d'apprentissage. Dans toutes les simulations, les paramètres visuo-attentionnels Q_A et σ_A sont fixés à 1, pour simuler une lecture de nouveaux

mots en plusieurs portions. Lorsque le traitement se fait en contexte, sauf mention contraire, les paramètres définissant le contexte sont $p_S = 5$ et $N_S = 5$.

A chaque exposition, le traitement initial du stimulus se poursuit jusqu'à ce que le critère d'arrêt de l'exposition (sur la perception des lettres) soit atteint, puis le post-traitement, l'évaluation de la nouveauté et l'apprentissage (orthographique et phonologique) ont lieu. Au cours des simulations d'apprentissage, il y aura toujours au moins deux types de simulations, permettant de faire varier la connaissance de la forme orale du stimulus avant apprentissage : une première où la forme phonologique du stimulus est conservée dans le lexique phonologique, mais pas sa forme orthographique ; une deuxième où les deux formes sont retirées du lexique. Les résultats obtenus pour ces deux types de simulations seront systématiquement comparés de façon à évaluer l'effet sur l'apprentissage de la connaissance phonologique du mot.

Certaines simulations visent à évaluer d'autres effets sur l'apprentissage, comme par exemple, l'effet du contexte ou de la langue. Toutes les combinaisons de situations seront systématiquement explorées, ce qui induira un nombre spécifique de séries de simulations dans chaque section. Par exemple, si le seul effet étudié est celui du contexte, pour lequel deux situations sont étudiées (hors contexte, en contexte), alors cela nous fournira quatre (2×2) séries de simulations, nous permettant d'étudier à la fois l'effet du contexte et de la connaissance de la forme orale sur la lecture et l'apprentissage du modèle. A titre d'exemple, pour la simulation portant sur le contexte, nous simulons une seule exposition à chacun des 100 nouveaux mots par classe de longueur, allant de 4 à 8 lettres, leur forme phonologique étant connue ou pas, et les deux paramètres du contexte prenant chacun 5 valeurs possibles. Ainsi, le nombre d'expositions simulées s'élève à $100 \times 5 \times 5 \times 5 \times 2 = 25\,000$. Sur l'ensemble des simulations présentées dans ce manuscrit, nous avons simulé environ 175 000 expositions d'un mot au modèle.

Pour la simplicité d'écriture, nous choisirons la même notation que lors de la description des trois exemples (section 5.3) : les mots « dont la forme phonologique est préalablement connue » seront appelés des mots « PhonC » et les mots « dont la forme phonologique n'est pas connue » seront appelés des mots « PhonN ».

7.1.3 Mesures

A chaque exposition simulée par le modèle, nous utiliserons plusieurs mesures générales pour caractériser nos résultats :

- le taux de prononciation correcte (TPC),
- le taux de nouveauté phonologique correcte,
- le taux d'apprentissage correct (TAC),
- le temps de traitement.

A cela s'ajoutent des mesures liées aux tentatives de correction de prononciation :

- le taux de correction,
- le taux de succès,
- le taux d'acceptation,
- la progression du TPC.

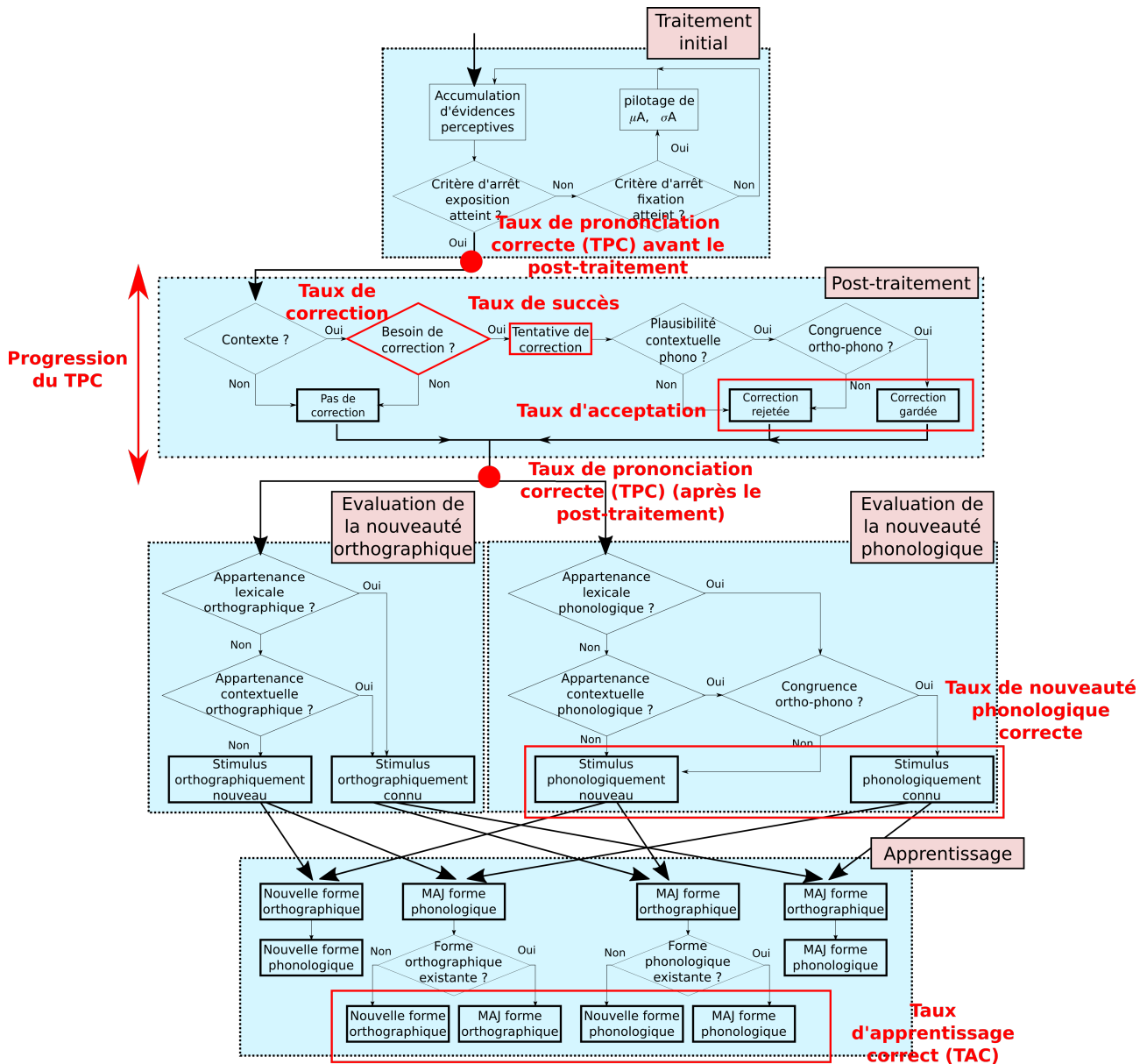


FIG. 7.1 : Représentation schématisée des mesures utilisées pour évaluer nos simulations.

Une version annotée du diagramme de décision pour y faire apparaître ces mesures se trouve Figure 7.1.

Pour une question de brièveté, nous choisissons de ne pas présenter toutes ces mesures pour chaque simulation. Après une première simulation qui les présentera toutes, nous choisirons les mesures utiles pour chaque simulation : généralement, nous présenterons le TPC à la première exposition, le TAC aux première et dernière expositions, le taux de succès des corrections, l'apport des corrections et enfin l'évolution des temps de traitement au cours des expositions. Nous décrivons maintenant brièvement chacune de ces mesures.

7.1.3.1 Le taux de prononciation correcte

A la fin de la simulation de la lecture d'un stimulus, le modèle extrait à partir des distributions de probabilité sur les phonèmes infère une prononciation unique. La prononciation du modèle est ensuite comparée phonème par phonème avec la prononciation attendue du stimulus. Elle est catégorisée

comme correcte si elle est identique à la prononciation attendue. Ainsi, le taux de prononciation correcte du modèle (TPC) lorsqu'on lui présente une liste de stimuli est le pourcentage de stimuli dont la prononciation est correcte.

7.1.3.2 Le taux de nouveauté phonologique correcte

A la fin de la simulation de la lecture d'un stimulus, le modèle évalue la nouveauté phonologique du stimulus. Le taux de nouveauté phonologique correcte est le pourcentage d'items dont l'évaluation de la nouveauté phonologique est correcte, c'est-à-dire le pourcentage d'items catégorisés comme phonologiquement nouveaux si leur forme phonologique n'est pas connue, ou catégorisés comme phonologiquement connus si leur forme phonologique est connue.

7.1.3.3 Le taux d'apprentissage correct

A la fin de la simulation de la lecture d'un stimulus, le modèle a le choix entre plusieurs options déterminant les opérations effectuées lors de l'apprentissage. Tout d'abord, il doit catégoriser le stimulus comme nouveau ou connu dans chacune des deux modalités. Si le stimulus est catégorisé comme connu dans au moins une des deux modalités, un mot est identifié. Ainsi, le comportement du modèle se résume en 3 possibilités distinctes :

- le stimulus est catégorisé comme nouveau ;
- le stimulus est catégorisé comme connu dans au moins une des deux modalités et correctement identifié ;
- le stimulus est catégorisé comme connu dans au moins une des deux modalités mais incorrectement identifié.

Dans nos simulations, les décisions d'apprentissage déterminent le succès de l'apprentissage à la première exposition :

- si le stimulus présenté n'est connu ni à l'oral ni à l'écrit, l'apprentissage est correct si le stimulus est catégorisé comme nouveau par le modèle dans les deux modalités orthographique et phonologique ;
- si le stimulus présenté est connu à l'oral mais pas à l'écrit, l'apprentissage est correct si le stimulus est catégorisé comme connu phonologiquement, et si le mot identifié est le mot correct.

Aux expositions suivantes, les mêmes décisions déterminent le succès de l'apprentissage :

- si le stimulus présenté n'était connu ni à l'oral ni à l'écrit avant la première exposition, l'apprentissage à l'exposition E est correct si le stimulus est catégorisé comme orthographiquement ou phonologiquement connu par le modèle, et si le mot identifié correspond à une trace créée lors des $E - 1$ expositions précédentes à ce stimulus ;
- si le stimulus présenté était connu à l'oral mais pas à l'écrit, l'apprentissage est correct si le stimulus est catégorisé comme orthographiquement ou phonologiquement connu, et si le mot identifié est le mot correct.

Le taux d'apprentissage correct du modèle (TAC) lorsqu'on lui présente une liste de stimuli est le pourcentage de stimuli dont l'apprentissage est un succès, d'après la définition de succès ci-dessus.

7.1.3.4 Le temps de traitement

La simulation de la lecture d'un stimulus par le modèle se termine après un certain nombre t d'itérations (temps du traitement initial, auquel s'ajoutent 100 itérations si une tentative de correction de prononciation a lieu). Ce nombre d'itérations est le temps de traitement du stimulus. Les stimuli présentés au modèle sont de longueur variable, et induisent donc des temps de traitement dont l'ordre de grandeur n'est pas le même. Pour que les visualisations graphiques de nos résultats aient du sens, nous normaliserons les temps de traitement calculés par le nombre de lettres du stimulus. Par exemple, pour un mot de 10 lettres traité en 1 000 itérations, le temps de traitement par lettre est de 100 itérations/lettre.

Des représentations orthographiques et phonologiques plus précises dans le modèle conduisent à des temps de traitement plus courts. Le temps de traitement est donc un indicateur de la qualité des représentations orthographiques et phonologiques d'un stimulus. La qualité des représentations orthographiques et phonologiques n'indique pas si les lettres ou phonèmes sont corrects (c'est-à-dire correspondant à l'orthographe ou la prononciation théoriques), mais indique plutôt l'incertitude liée à l'identité des lettres ou des phonèmes du mot : lorsqu'une prononciation est incorrecte, le modèle peut être certain (à tort) de l'identité du phonème, ou au contraire il peut avoir des doutes sur l'identité du phonème, et parfois même hésiter entre deux phonèmes.

7.1.3.5 Le taux de correction

Comme expliqué précédemment, à la fin de chaque exposition, si la prononciation obtenue ne correspond à aucune entrée du lexique phonologique, alors une correction de prononciation est tentée. Le taux de correction correspond au pourcentage de mots faisant l'objet d'une tentative de correction de prononciation. Cette mesure permettra d'évaluer si les tentatives de correction de prononciation ciblent les mots attendus : dans l'idéal, les tentatives de correction de prononciation ne devraient cibler que les mots dont la prononciation est incorrecte ou les mots dont la forme phonologique n'est pas préalablement connue.

7.1.3.6 Le taux de succès

Le taux de succès des tentatives de correction correspond au pourcentage de mots dont la tentative de correction permet d'obtenir une prononciation correcte (avant que l'évaluation de la plausibilité de la correction vienne ou non rejeter cette tentative de correction), parmi les mots ayant fait l'objet d'une tentative de correction de prononciation. Cette mesure permettra d'évaluer si les tentatives de correction de prononciation améliorent effectivement la prononciation des nouveaux mots.

7.1.3.7 Le taux d'acceptation

Après une tentative de correction de prononciation, le modèle évalue la plausibilité de la correction. Le taux d'acceptation des tentatives de correction correspond au pourcentage de corrections qui sont gardées à l'issue de cette évaluation de plausibilité. Cette mesure permettra d'évaluer si les mots dont la correction est gardée sont ceux dont la prononciation est effectivement correcte à l'issue de la tentative de correction de prononciation.

7.1.3.8 La progression du TPC

La progression du TPC grâce aux tentatives de correction correspond à la différence entre le TPC avant et après le post-traitement. Ce taux est calculé sur l'ensemble des stimuli, qu'ils aient fait l'objet d'une tentative de correction de prononciation ou non.

7.2 Simulation S1 : La lecture de nouveaux mots

L'objectif de cette première simulation est de montrer que même si les traitements sous-lexicaux des modèles CDP++ et BRAID-Acq sont radicalement différents, et reposent sur des cadres théoriques eux aussi différents, leurs performances en lecture de nouveaux mots sont similaires. Nous rappelons l'hypothèse opérationnelle associée à cette section.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H1 : LA LECTURE DE NOUVEAUX MOTS

BRAID-Acq parvient à lire correctement une majorité de mots nouveaux sur la seule base de ses connaissances lexicales (donc en l'absence de connaissances explicites sur les relations entre graphèmes et phonèmes).

7.2.1 Matériel

7.2.1.1 Lexique utilisé

Le lexique utilisé est celui décrit dans la description générale des simulations.

7.2.1.2 Stimuli

Cette simulation est l'unique simulation où les stimuli utilisés ne correspondent pas à la description générale des simulations. En effet, nous avons choisi d'utiliser la même base de données que celle de l'expérience de Perry et al. (2014) avec le modèle CDP++. Dans leur simulation, les stimuli sont l'ensemble des 101 397 mots de leur lexique ; cependant, le lexique fourni à BRAID-Acq n'est pas identique au leur, et contient 16 075 mots. Nous avons testé l'ensemble des stimuli faisant partie de l'intersection du lexique du modèle BRAID-Acq avec celui du modèle CDP++, à l'exception des stimuli de longueur 1 et 2, pour lesquels tester la lecture par référence aux connaissances lexicales ne semble pas pertinent. Au total, 14 597 mots ont été testés, soit environ 90 % du lexique utilisé pour le reste de nos simulations.

7.2.2 Procédure

Dans cette partie, nous simulons le traitement hors contexte d'un nouveau mot, dont la forme phonologique n'est pas connue du modèle (mot PhonN), pour une exposition unique.

7.2.3 Mesures

Dans cette partie, nous mesurons uniquement le taux de prononciation correcte (TPC) du modèle.

7.2.4 Résultats

Les simulations montrent que le TPC du modèle BRAID-Acq tous items confondus (moyenne calculée sur l'ensemble des items) est de 75.1 %. Ce score de performance nous paraît satisfaisant.

Nous allons maintenant explorer plus en détail les résultats obtenus, selon plusieurs dimensions qui nous intéressent.

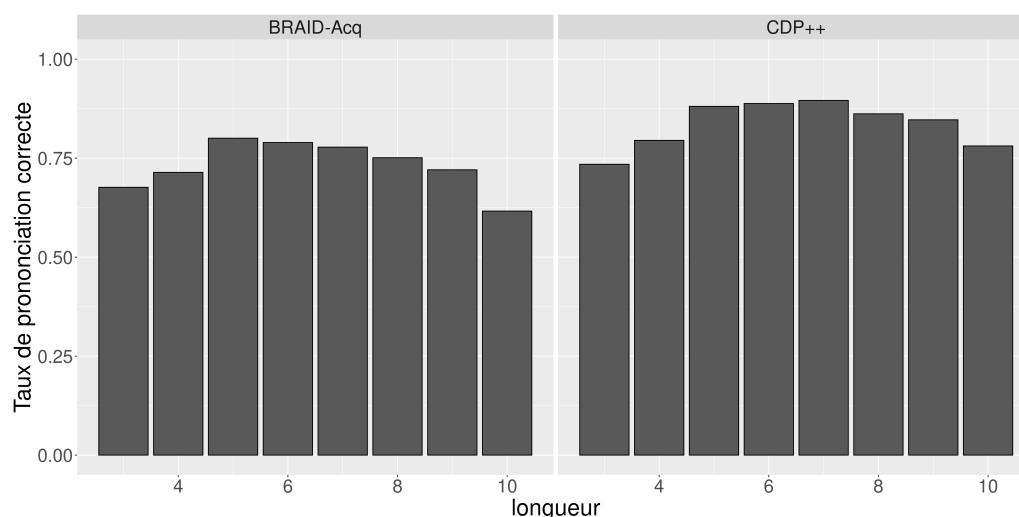


FIG. 7.2 : Taux de prononciation correcte en fonction de la longueur du stimulus.

7.2.4.1 Résultats par classe de longueur

Tout d'abord, analysons le profil de résultat obtenu en fonction de la longueur du stimulus, et comparons-le à celui obtenu avec le modèle CDP++ implémenté en français (Perry et al., 2014). (Nous avons obtenu la liste des résultats de la simulation du modèle CDP++ par communication personnelle, nous remercions Conrad Perry pour cette information.) La Figure 7.2 détaille le TPC des deux modèles en fonction de la longueur du stimulus. De manière surprenante, nous observons que même si les mécanismes de lecture de nouveaux mots des deux modèles sont radicalement différents, les profils de réponse en fonction de la longueur du stimulus sont très similaires.

7.2.4.2 Co-occurrences des erreurs

Explorons maintenant les co-occurrences des erreurs entre les deux modèles. Le tableau 7.1 répertorie le nombre de stimuli correctement prononcés par un seul des deux modèles, par les deux modèles ou par aucun des deux modèles. Les données montrent que la plupart des stimuli sont correctement lus par les deux modèles. Les mots incorrectement lus par les deux modèles sont très peu nombreux (6 % des stimuli).

TABLE 7.1 : Matrice de confusion détaillant le nombre de mots prononcés correctement en fonction du modèle considéré : BRAID-Acq ou CDP++.

BRAID-Acq \ CDP++	correct	incorrect
	correct	9 778
incorrect	2 789	852

7.2.4.3 Désactivation des rétroactions lexicales du modèle

Dans leur simulation avec le modèle CDP++ implémenté en français (Perry et al., 2014), toutes les rétroactions lexicales avaient été désactivées, puisque les auteurs voulaient étudier la lecture de nou-

veaux mots par la voie sous-lexicale uniquement de leur modèle. D'après les auteurs des simulations, ces rétroactions lexicales ont peu d'influence sur les résultats du modèle. Nous avons choisi d'étudier empiriquement l'influence des rétroactions lexicales du modèle (étapes 10 à 13 du traitement initial, c'est-à-dire $Q_{W_{\Phi \rightarrow L}}$, $Q_{P'}$, $Q_{W_{L \rightarrow \Phi}}$ et $Q_{\Psi'}$, voir Figure 5.3) sur les performances du modèle BRAID-Acq en lecture de nouveaux mots. Dans ces conditions, nous avons observé un TPC d'une valeur de 78.1 %, soit un gain de 3 % par rapport à notre simulation initiale, ce qui correspond aux 3 % d'erreurs de lexicalisation dûes à des rétroactions lexicales non désirées.

7.2.4.4 Analyse des patterns d'erreurs

Enfin, nous nous sommes intéressés aux erreurs faites par le modèle, pour analyser qualitativement les patterns d'erreurs. Nous avons observé qu'une grande partie des erreurs est « prévisible », dans le sens qu'elles pourraient être observées chez les enfants en début d'apprentissage : par exemple dans notre simulation, les confusions entre « i » et « in », entre « a » et « an », entre « o » et « on », et enfin entre « e » et « en » sont fréquentes. De même, des confusions entre /s/ et /z/ (comme dans le mot « alsacien ») sont observées, et certains « tion » sont prononcés avec un /t/ à la place d'un /s/. Par ailleurs, le modèle fait de nombreuses erreurs de régularisation (comme « album » prononcé /albym/) , et quelques erreurs de lexicalisation (comme « applique » prononcé /aplike/, c'est-à-dire comme le mot « appliqué »). Enfin, une partie des erreurs recensées aurait été comptée comme correcte dans les études comportementales, comme des erreurs de redoublement (par exemple aiguisé, prononcé /egizze/), ou bien des confusions entre /o/ et /w/ (par exemple « aboyer », prononcé /aboaje/). En conclusion, les erreurs du modèle BRAID-Acq nous semblent majoritairement plausibles.

7.2.5 Bilan

Les résultats de cette simulation montrent qu'il est possible de lire correctement des nouveaux mots sans l'application d'une procédure de conversion graphèmes-phonèmes, avec un modèle qui ne fait pas d'hypothèse sur la nature des unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots. Ces résultats appuient donc l'hypothèse H1. De plus, le fait qu'une grande partie des erreurs du modèle soient plausibles nous semble encourageant.

7.3 Simulation S2 : L'unicité des traitements du modèle

7.3.1 Objectif

Lors de l'exposition à un mot, le modèle BRAID-Acq ne reçoit aucune information explicite sur la situation dans laquelle il se trouve (forme phonologique connue ou non, prononciation correcte ou non). Nous avons identifié trois étapes d'une exposition à un mot au cours desquelles cette incertitude peut avoir une incidence. L'objectif de cette simulation est de vérifier à chacune de ces trois étapes si le modèle BRAID-Acq parvient à gérer efficacement cette incertitude. Cette simulation constitue la première investigation de la capacité du modèle BRAID-Acq à simuler correctement l'apprentissage incident de nouveaux mots. Nous rappelons l'hypothèse opérationnelle associée à cette simulation.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H2 : L'UNICITÉ DES TRAITEMENTS DU MODÈLE

Le modèle BRAID-Acq adopte un traitement unique alors que les situations rencontrées sont variées : forme phonologique connue ou non, prononciation correcte ou non, tentative de correction de prononciation légitime ou non, apprentissage pertinent ou non. Pourtant, en recevant seulement des informations ambiguës fournies par le contexte, le modèle parvient à adapter son comportement à ces différentes situations pour lire et apprendre correctement des nouveaux mots de manière incidente.

7.3.2 Matériel

Les stimuli utilisés dans cette section sont ceux décrits dans la description générale des simulations.

7.3.3 Procédure

La procédure utilisée dans cette simulation est identique à celle décrite dans la description générale des simulations.

7.3.4 Mesures

Dans cette simulation, nous nous intéresserons à plusieurs mesures : tout d'abord, les mesures liées au post-traitement (le taux de correction, le taux de succès, le taux d'acceptation, ainsi que la progression du TPC), le taux de nouveauté phonologique correcte, et enfin le temps de traitement.

7.3.5 Résultats

Les résultats se diviseront en trois parties distinctes, correspondant aux trois étapes mentionnées précédemment. Dans chaque partie, nous vérifierons si le modèle parvient à gérer l'incertitude sur la situation dans laquelle il se trouve (forme phonologique connue ou non, prononciation correcte ou non).

Les tentatives de correction de prononciation Comme expliqué précédemment, si la situation dans laquelle le modèle se trouve était connue (forme phonologique connue ou non, prononciation correcte ou non), alors la prise de décision lors du post-traitement serait facilitée : les tentatives de correction de prononciation pourraient avoir lieu seulement lorsque la forme phonologique du stimulus est connue et lorsque la prononciation est incorrecte, et ne seraient conservées que lorsque la prononciation obtenue après la tentative de correction est correcte. Comme cette situation n'est pas connue du modèle, les tentatives de correction de prononciation du modèle peuvent cibler parfois des mots pour lesquels une correction de prononciation n'est pas souhaitable, c'est-à-dire pas nécessaire (mots dont la prononciation est déjà correcte) ou pas utile (mots sans forme phonologique préalable). Dans ce paragraphe, nous souhaitons étudier les conséquences de l'incertitude liée à la situation sur les tentatives de correction de prononciation du modèle. En particulier, nous souhaitons vérifier si malgré cette contrainte, les performances du modèle pour ces mots ne sont pas dégradées par ces tentatives.

Les corrections de prononciations sont illustrées Figure 7.3. Comme les tentatives de correction de prononciation ne se font qu'en contexte, nous ne nous intéressons ici qu'à la lecture en contexte. Nous nous intéresserons successivement aux résultats des mots PhonN, puis à ceux des mots PhonC. Rappelons que les mots PhonN sont ceux pour lesquels les tentatives de correction de prononciation

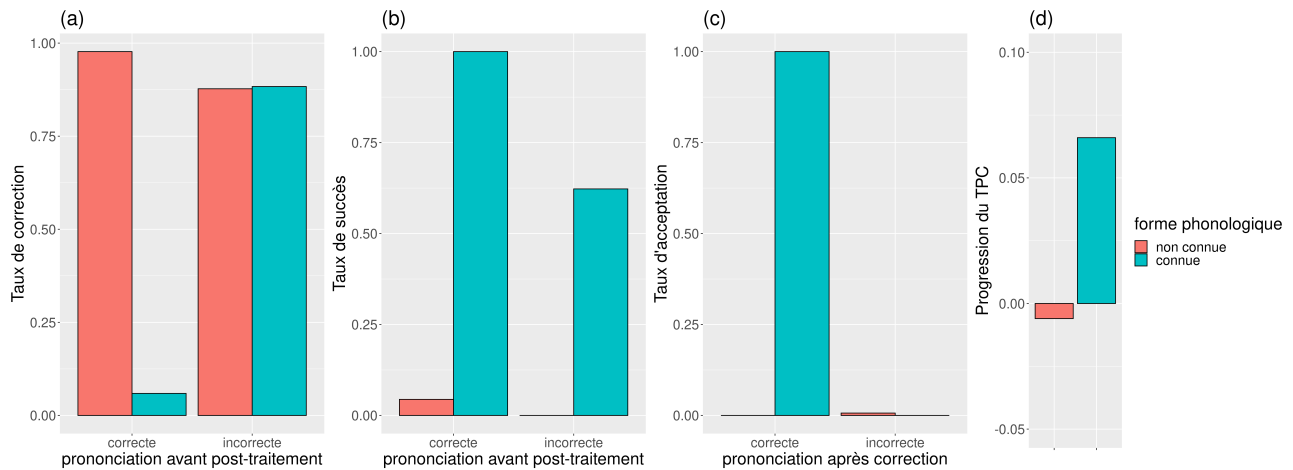


FIG. 7.3 : Détail du post-traitement du modèle en contexte, pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu). (a) Taux de correction en fonction de l'exactitude de la prononciation avant le post-traitement. (b) Taux de succès des tentatives de correction de prononciation en fonction de l'exactitude de la prononciation avant le post-traitement. (c) Taux d'acceptation des tentatives de correction de prononciation, en fonction de l'exactitude de la prononciation après correction. (d) Progression du TPC grâce aux tentatives de correction.

ne sont pas souhaitables car, sans forme phonologique préalable, elles ne peuvent pas se révéler utiles. Les résultats montrent que pour les mots PhonN, le taux de correction (Figure 7.3.a) est proche de 1 et plus faible lorsque la prononciation est incorrecte avant correction (88 %) que lorsqu'elle est correcte avant correction (98 %). Le taux de succès de ces tentatives de correction (Figure 7.3.b) est proche de 0 dans les deux cas (prononciation initialement correcte ou non), et le taux d'acceptation (Figure 7.3.c) est également proche de 0, dans les deux cas. La progression du TPC liée à ces tentatives de correction est donc proche de 0, mais négative (-0.006, soit -0.6 %).

Considérons maintenant les mots PhonC, pour lesquels les tentatives de correction de prononciation peuvent conduire à une amélioration de performance lorsque la prononciation est initialement incorrecte. Les résultats montrent que le taux de correction (Figure 7.3.a) est proche de 1 lorsque la prononciation est initialement incorrecte (correction nécessaire), mais proche de 0 lorsque la prononciation est initialement correcte (correction non nécessaire). De plus, une majorité d'items dont la prononciation était initialement incorrecte avant post-traitement est correctement corrigée (taux de succès, Figure 7.3.b, de 62 %), et la totalité des items dont la prononciation était correcte avant post-traitement mais ayant pourtant subi une tentative de correction de prononciation sont correctement corrigés (c'est-à-dire que leur prononciation est toujours correcte après la tentative de correction). De plus, le taux d'acceptation (Figure 7.3.c) est à 0 pour les items dont la tentative de correction n'a pas été un succès, alors qu'il est à 1 pour les mots dont la tentative de correction était un succès. Enfin, la progression du TPC (Figure 7.3.d) liée à ces tentatives de correction est positive (+6,6 %).

Pour résumer, les tentatives de correction de prononciation ciblent effectivement parfois des mots qui ne devraient pas en être la cible (essentiellement des mots PhonN, parfois des mots PhonC dont la prononciation était initialement correcte). Cependant, le mécanisme d'évaluation de la plausibilité des tentatives de correction semble performant, et les résultats du modèle sont donc rarement impactés négativement par ces tentatives non pertinentes.

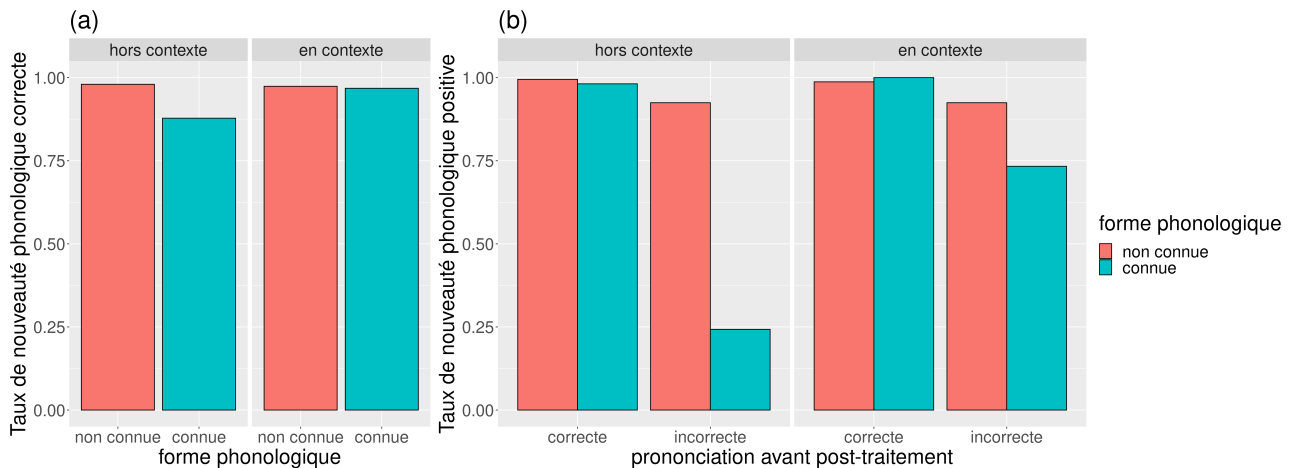


FIG. 7.4 : Taux de nouveauté phonologique correcte pour la lecture de mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu). (a) Taux de nouveauté phonologique correcte en fonction de la présence du contexte et de la connaissance de la forme phonologique. (b) Idem, mais en fonction de l'exactitude de la prononciation à la fin du traitement initial.

L'évaluation de la nouveauté phonologique Comme expliqué précédemment, si la situation dans laquelle le modèle se trouve était connue (forme phonologique connue ou non, prononciation correcte ou non), alors la nouveauté phonologique serait plus facilement évaluée : comme elle permet d'évaluer si la création d'une nouvelle forme lexicale phonologique est nécessaire, elle serait positive seulement si la forme phonologique du stimulus n'est pas connue. Dans ce paragraphe, nous souhaitons évaluer la capacité du modèle à estimer quand la création d'une nouvelle forme phonologique est nécessaire.

La Figure 7.4.a illustre l'évaluation par le modèle BRAID-Acq de la nouveauté phonologique. Les résultats montrent que pour les mots PhonN, la nouveauté phonologique est quasiment toujours correctement évaluée comme positive (97 % du temps en contexte, 98 % hors contexte). Par ailleurs, pour les mots PhonC, on observe que la nouveauté phonologique est majoritairement correctement évaluée comme négative, et cette évaluation est plus souvent correcte en contexte (95 %) que hors contexte (88 %).

La Figure 7.4.b illustre les mêmes données que précédemment, c'est-à-dire le taux de nouveauté phonologique correcte, mais dans une analyse détaillée en fonction de l'exactitude de la prononciation à la fin du traitement initial. Les valeurs du graphique de (a) s'obtiennent par des moyennes des valeurs de (b), pondérées par les tailles d'effectifs (par exemple, pour les mots PhonN hors contexte, il y a 79 % de mots dont la prononciation avant post-traitement est correcte). Les résultats montrent que pour les mots PhonN, la nouveauté phonologique est quasiment systématiquement correctement évaluée comme positive, même lorsque la prononciation initiale (avant correction) est incorrecte (on a alors 92 % de nouveauté phonologique positive et correcte, à la fois hors contexte et en contexte). En revanche, pour les mots PhonC, les résultats dépendent à la fois de l'exactitude de la prononciation initiale et de la présence du contexte. Lorsque la prononciation est initialement correcte, la nouveauté phonologique est correctement évaluée comme négative dans la quasi-totalité des cas, à la fois hors contexte et en contexte. Lorsque la prononciation est initialement incorrecte, elle est correctement évaluée comme négative dans une minorité des cas hors contexte (24 %), mais dans la majorité des cas en contexte (68 %).

Pour résumer, la présence de contexte aide principalement à reconnaître que les mots PhonC sont phonologiquement connus, particulièrement lorsque la prononciation était initialement incorrecte.

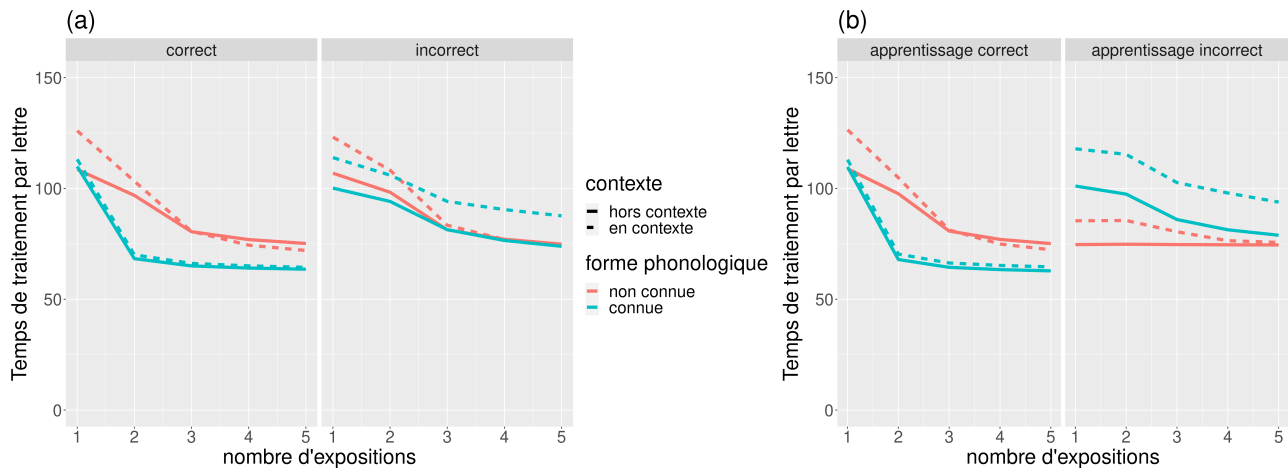


FIG. 7.5 : Évolution des temps de traitement au cours des expositions, (a) en fonction de l'exactitude de la prononciation à la fin de l'exposition, (b) en fonction de l'exactitude de la décision d'apprentissage, pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu), et en simulation hors contexte (traits pleins) ou en contexte (traits pointillés).

L'appariement avec une forme phonologique existante est donc facilité par la présence du contexte, ce qui limite la création erronée de nouvelles traces phonologiques (source d'erreurs majoritaires lorsque la lecture se fait hors contexte).

L'apprentissage Comme expliqué précédemment, le modèle fait parfois des erreurs de prononciation, mais aucun retour explicite ne lui est fait pour détecter cette erreur. Il fait même parfois des erreurs dans la décision d'apprentissage, notamment lorsque la nouveauté phonologique a été incorrectement évaluée, mais encore une fois, aucun retour explicite ne lui est fait sur sa connaissance de la forme phonologique du stimulus. Dans ce paragraphe, nous souhaitons évaluer à quel point ces deux types d'erreur sont dommageables lors des expositions suivantes.

Pour cela, nous étudions l'évolution des temps de traitement au cours des expositions (un indice du renforcement des connaissances lexicales), en fonction de la présence d'une erreur de prononciation ou dans la décision d'apprentissage. Comme le modèle ne cherche pas à détecter des erreurs de prononciation pour adapter son comportement en fonction (l'apprentissage n'est pas bloqué en présence d'une erreur), on pourrait penser que l'apprentissage orthographique et phonologique du modèle aurait le même effet sur le comportement du modèle aux expositions suivantes, que la prononciation ait été correcte ou non à la première exposition, que la décision d'apprentissage ait été correcte ou non. Nous souhaitons vérifier si le renforcement des connaissances orthographiques et phonologiques est affecté par la présence d'une erreur de prononciation ou d'une erreur d'apprentissage, sans que le modèle ait détecté et adapté son comportement en fonction de la présence de cette erreur.

L'évolution des temps de traitement au cours des expositions en fonction de l'exactitude de la prononciation à la fin de la première exposition est illustrée Figure 7.5.a. Les résultats montrent que lorsque la prononciation est correcte à la première exposition, les temps de traitement diminuent au cours des expositions, et cette diminution est plus rapide et plus forte pour les mots PhonC, que le contexte soit présent ou non. Lorsque la prononciation est incorrecte à la fin de la première exposition, nous observons également une diminution des temps de traitement au cours des expositions. Cette diminution semble peu affectée par la présence d'une erreur pour les mots PhonN. En revanche, pour les mots PhonC, cette diminution semble impactée par la présence d'une erreur de

prononciation : la diminution des temps de traitement est plus lente et plus faible lorsque la prononciation est incorrecte que lorsqu'elle est correcte à la fin de l'exposition. Même après 5 expositions, un temps supplémentaire est toujours observé pour la lecture en contexte.

Pour résumer, une erreur de prononciation ne semble pas dommageable pour le renforcement des connaissances lexicales pour les mots PhonN, ce qui suggère que les prononciations incorrectes peuvent être renforcées au même titre que les prononciations correctes. Elle semble en revanche dommageable pour les mots PhonC, notamment car elle rend difficile l'identification d'une forme lexicale phonologique existante, et que de nouvelles formes lexicales phonologiques peuvent être créées à tort. Pour autant, cette erreur de prononciation n'empêche pas totalement le renforcement des connaissances lexicales.

L'évolution des temps de traitement au cours des expositions en fonction de l'exactitude de la décision d'apprentissage à la fin de la première exposition est illustrée Figure 7.5.b. Les résultats montrent que les erreurs dans la décision d'apprentissage ont un plus gros impact que les erreurs de prononciation sur le renforcement des connaissances lexicales orthographiques et phonologiques, tout particulièrement pour les mots PhonN : alors que la diminution des temps de traitement ne semblait pas impactée par une erreur de prononciation (Figure 7.5.a), on n'observe plus de diminution des temps de traitement en cas d'erreur dans la décision d'apprentissage hors contexte, et seulement une très légère diminution en contexte (Figure 7.5.b). Par ailleurs, à la fois hors contexte et en contexte, pour les mots PhonN, les temps de traitement à la première exposition sont nettement plus faibles lorsque la décision d'apprentissage est incorrecte que lorsqu'elle est correcte. Enfin, pour les mots PhonC, l'effet de l'erreur dans la décision d'apprentissage sur les temps de traitement est similaire à l'effet de l'erreur de prononciation sur les temps de traitement.

Pour résumer, pour les mots PhonN, lorsque la nouveauté phonologique est évaluée à tort comme négative, les temps de traitement observés sont faibles mais ne diminuent pas au cours des expositions. Cela est dû au fait que le stimulus est lexicalisé et qu'une forme lexicale phonologique est donc mise à jour. Cette erreur empêche totalement le renforcement des connaissances lexicales sur ce nouveau mot. Pour les mots PhonC, une erreur dans la décision d'apprentissage, au même titre qu'une erreur de prononciation, induit un renforcement des connaissances lexicales plus faible.

7.3.6 Bilan

L'objectif de cette simulation était de vérifier si le modèle BRAID-Acq parvient à gérer efficacement l'incertitude liée à la situation dans laquelle il se trouve, malgré l'ambiguïté des informations fournies par le contexte. Nous avons identifié trois étapes d'une exposition à un mot au cours desquelles cette incertitude peut avoir une incidence, et étudié le comportement du modèle pour chacune de ces trois étapes.

Les résultats ont montré que le contexte permettait effectivement de gérer cette incertitude, en particulier lorsque la prononciation inférée par le modèle est initialement incorrecte. Ainsi, les tentatives de correction de prononciation, même si elles ciblent plus d'items que nécessaire, corrigent une majorité d'erreurs et induisent peu de nouvelles erreurs (étape 1). Par ailleurs, la nouveauté phonologique est majoritairement bien évaluée, même lorsque la prononciation est initialement incorrecte. Les rares erreurs qui subsistent semblent généralement concerner des mots dont la forme phonologique est connue, pour lesquels une association avec la forme lexicale phonologique attendue ne s'est pas faite (étape 2). La fiabilité de l'évaluation de la nouveauté phonologique est essentielle pour le bon fonctionnement du modèle : en effet, les résultats ont montré que contrairement aux erreurs de prononciation, les erreurs dans la décision d'apprentissage (généralement liées à une erreur dans l'évaluation de la nouveauté phonologique) nuisent fortement au renforcement des connaissances lexicales sur les nouveaux mots que le modèle rencontre (étape 3). Ainsi, il semblerait qu'évaluer

si la forme phonologique du stimulus est connue soit plus essentiel pour le bon fonctionnement du modèle qu'évaluer si la prononciation est correcte. Comme ce premier type d'erreurs dans la décision d'apprentissage est peu fréquent, notamment en contexte, le bon fonctionnement du modèle n'est pas compromis. Pour résumer, le modèle BRAID-Acq semble capable de combiner deux sources d'information partielles, la prononciation approximative calculée lors du traitement initial et les informations contextuelles, pour évaluer de manière précise s'il faut associer la forme orthographique nouvelle à une forme phonologique existante, ce qui lui permet d'apprendre correctement de manière incidente. Ces résultats appuient donc l'hypothèse H2.

Pour conclure, comme le modèle BRAID-Acq est capable de simuler correctement l'apprentissage de nouveaux mots, même sans information explicite sur l'exactitude de la prononciation et sur la connaissance de la forme phonologique du stimulus, notre modèle simule avec succès une variété de situations d'apprentissage incident vécues par un lecteur débutant (lecture hors contexte et en contexte, lecture de mots dont la forme phonologique est connue ou non). Notre simulation de l'apprentissage incident nous paraît donc plus complète que proposé par la théorie de l'auto-apprentissage et les modèles computationnels qui l'implémentent. Nos données sont donc cohérentes avec l'idée que l'essentiel de l'apprentissage d'un enfant se fait de manière implicite en dehors de la salle de classe (Bryant, 2002; Snow et al., 2005; Venezky, 1999), et donc sans nécessité d'avoir des informations explicites sur la réussite ou l'échec de telle ou telle portion du mécanisme.

7.4 Simulations S3 : L'effet de la connaissance de la forme phonologique et du contexte

Dans cette série de deux simulations (S3.1 et S3.2), nous souhaitons évaluer la capacité du modèle à rendre compte de l'effet de la connaissance de la forme phonologique d'un mot et de l'effet du contexte sur sa lecture et son apprentissage. Dans une première simulation (S3.1), nous nous intéresserons à l'effet de la connaissance de la forme phonologique hors contexte. Dans une seconde simulation (S3.2), nous nous intéresserons à l'effet du contexte en fonction de la connaissance de la forme phonologique. Plus précisément, nous vérifierons si les effets observés en fonction des paramètres du contexte correspond aux tendances générales attendues. Rappelons l'hypothèse opérationnelle associée à cette section.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H3 : L'EFFET DE LA CONNAISSANCE DE LA FORME PHONOLOGIQUE ET DU CONTEXTE

Hors contexte, connaître la forme phonologique du stimulus facilite sa lecture et son apprentissage. Lorsque la forme phonologique du stimulus est connue, les performances du modèle sont meilleures en contexte que hors contexte. Lorsqu'elle n'est pas connue, les performances du modèle sont moins bonnes en contexte que hors contexte. Dans les deux cas, les performances se dégradent lorsqu'à la fois la taille et la force du contexte augmentent, et l'effet devrait être plus marqué pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Enfin, il existe une plage de paramètres pour laquelle le contexte du modèle BRAID-Acq facilite la lecture et l'apprentissage de mots dont la forme phonologique est connue, en dégradant peu la lecture et l'apprentissage des mots dont la forme phonologique n'est pas connue.

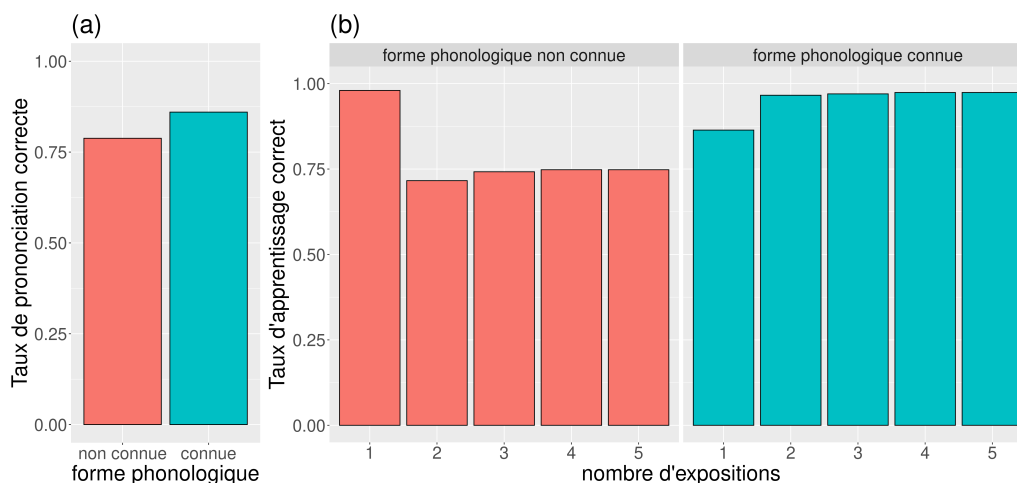


FIG. 7.6 : Taux de prononciation correcte (TPC) à la première exposition (a) et Taux d'apprentissage correct (TAC) en fonction des expositions (b), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

7.4.1 Simulation S3.1 : Effet de la connaissance de la forme phonologique du stimulus sur l'apprentissage

7.4.1.1 Objectif

L'objectif de cette simulation est d'évaluer l'effet de la connaissance de la forme phonologique du stimulus sur la lecture et l'apprentissage du modèle BRAID-Acq.

7.4.1.2 Matériel

Les stimuli utilisés dans cette section sont ceux décrits dans la description générale des simulations.

7.4.1.3 Procédure

La procédure utilisée dans cette simulation est identique à celle décrite dans la description générale des simulations.

7.4.1.4 Mesures

Dans cette simulation, nous nous intéresserons au TPC à la première exposition, au TAC en fonction des expositions, ainsi qu'à l'évolution des temps de traitement au cours des expositions.

7.4.1.5 Résultats

Taux de prononciation correcte (TPC) La Figure 7.6.a illustre le TPC du modèle à la première exposition selon que la forme phonologique du stimulus est connue (PhonC) ou non connue (PhonN). Les résultats montrent que le TPC est plus élevé pour les mots PhonC que pour les mots PhonN (amélioration de 7 %).

L'effet de la connaissance de la forme phonologique hors contexte s'explique par la rétroaction lexicale phonologique sur le niveau phonémique (étape 13 du traitement initial, c'est-à-dire Q_{Ψ}) lors du traitement initial du stimulus : dans certains cas où au cours du traitement initial, la prononciation correcte du stimulus devient probable, mais néanmoins pas la plus probable, le mécanisme d'appartenance lexicale phonologique évalue parfois le stimulus comme phonologiquement connu.

Ceci induit une rétroaction lexicale phonologique et permet alors de corriger la prononciation du stimulus. Ce mécanisme de rétroaction lexicale phonologique n'entraîne cependant pas de lexicalisations massives pour les mots PhonN, car la similarité entre le percept phonologique et une entrée du lexique phonologique doit être élevée pour que la rétroaction lexicale phonologique ait un réel impact.

Taux d'apprentissage correct (TAC) Avant de présenter les résultats liés au TAC, rappelons quelles sont les décisions correctes à chaque exposition. A la première exposition, la décision est correcte pour les mots PhonN si le stimulus est catégorisé comme phonologiquement nouveau, alors qu'elle est correcte pour les mots PhonC si le stimulus est catégorisé comme phonologiquement connu et correctement identifié. Au cours des expositions suivantes, la condition pour qu'une décision soit correcte pour les mots PhonC reste identique. En revanche, pour les mots PhonN, la décision est désormais correcte si le stimulus est catégorisé comme phonologiquement connu et correctement identifié. Ainsi, pour les mots PhonN, comme la décision correcte n'est pas de la même nature entre la première exposition et les suivantes, les TAC observés sont difficilement comparables.

La Figure 7.6.b illustre le TAC du modèle au cours des cinq expositions, selon que la forme phonologique du stimulus est non connue (PhonN) ou connue (PhonC). Nous détaillerons d'abord les résultats pour les mots PhonN, puis ceux pour les mots PhonC. Pour les mots PhonN, à la première exposition, l'apprentissage est quasiment systématiquement correct (2 % d'erreur). Il diminue entre la première et la seconde exposition (diminution de 26 %), puis stagne au cours des quatre expositions suivantes. Des erreurs persistent à la dernière exposition (25 %). Pour les mots PhonC, à la première exposition, on observe la présence d'erreurs (14 % d'erreurs). Ensuite, le TAC se rapproche de 1 dès la deuxième exposition et ne progresse quasiment plus après la deuxième exposition. Seuls 3 % d'erreurs subsistent à la dernière exposition.

Pour résumer, l'apprentissage des mots PhonN à la première exposition est quasiment systématiquement correct. Cela montre que malgré le mécanisme de rétroaction lexicale phonologique, la plupart des mots PhonN sont effectivement catégorisés comme tels, et les cas de lexicalisation, qui sont à craindre avec ce type de mécanisme, sont extrêmement peu nombreux. En revanche, des erreurs apparaissent dès la deuxième exposition, erreurs majoritairement liées à une difficulté à reconnaître la forme lexicale phonologique créée à la première exposition, qui n'est pas aussi bonne que celles pour les mots connus « comme l'expert ». Pour les mots PhonC, des erreurs sont observées dès la première exposition, majoritairement dues à une difficulté à reconnaître la forme lexicale phonologique connue à la première exposition. En conséquence une deuxième trace phonologique pour ce mot est créée à tort. Dès la deuxième exposition, cette forme lexicale phonologique nouvellement créée à la première exposition est généralement reconnue, et peu d'erreurs dans la décision d'apprentissage subsistent. Attention cependant, ici l'apprentissage est considéré correct même si une forme phonologique autre que la forme phonologique existant avant le début de l'apprentissage est reconnue.

Temps de traitement L'évolution des temps de traitement au cours des expositions est illustrée Figure 7.7. Les résultats montrent que le temps de traitement par lettre diminue au cours des expositions dans les deux situations considérées (PhonN ou PhonC). Cette diminution est plus rapide pour les mots PhonC que pour les mots PhonN (entre la première et la deuxième exposition, diminution de seulement 11 itérations par lettre pour les mots PhonN contre 36 itérations par lettre pour les mots PhonC). Cette diminution est également plus forte pour les mots PhonC que pour les mots PhonN (entre la première et la dernière exposition, diminution de 33 itérations par lettre pour les mots PhonN contre 43 itérations par lettre pour les mots PhonC).

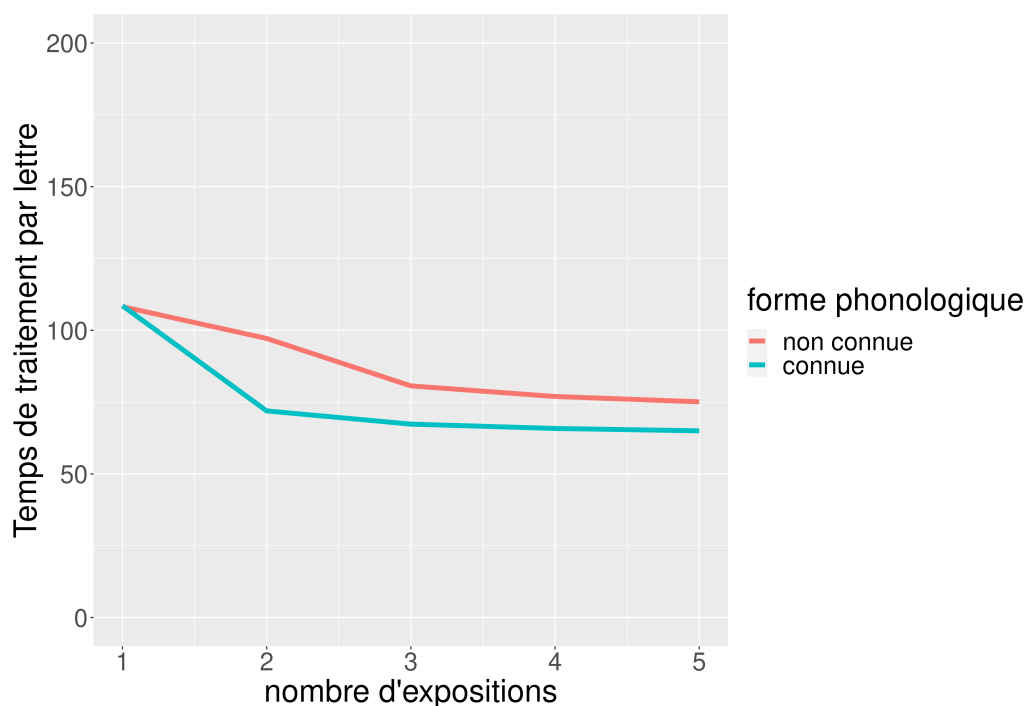


FIG. 7.7 : Évolution des temps de traitement par lettre au cours des expositions, pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

Pour résumer, la diminution des temps de traitement est plus rapide et plus forte pour les mots PhonC que pour les mots PhonN. Cette diminution des temps de traitement est due au fait que lorsque le modèle reconnaît une forme phonologique et que la forme orthographique correspondante existe, la perception des lettres, qui détermine le critère d'arrêt de l'exploration visuo-attentionnelle du stimulus, est accélérée. Ainsi, dès la deuxième exposition, le soutien apporté par une trace phonologique précise permet de diminuer les temps de traitement et de « compenser » l'imprécision de la trace orthographique nouvellement créée

7.4.1.6 Bilan

L'objectif de cette simulation était d'évaluer si le modèle BRAID-Acq est capable de reproduire l'effet de la connaissance préalable de la forme phonologique du stimulus sur sa lecture et son apprentissage. A notre connaissance, il s'agit de la première investigation computationnelle de cette question. Les résultats montrent que la connaissance de la forme phonologique d'un mot facilite effectivement sa lecture et son apprentissage. Les effets attendus sont donc qualitativement bien reproduits dans nos simulations avec le modèle BRAID-Acq, ce qui appuie l'hypothèse H3. Ainsi, l'effet de la connaissance de la forme phonologique du mot observé dans la littérature (McKague et al., 2001; Nation & Cocksey, 2009) est bien retrouvé dans nos simulations. L'origine de cet effet dans notre modèle, la rétroaction lexicale phonologique (étape 13 du traitement initial, c'est-à-dire Q_{Ψ}), est cohérente avec l'hypothèse avancée par McKague et al. (2001) : leur étude sur l'effet du pseudo-homophone suggère que lors de la lecture d'un mot dont la forme phonologique est connue, des connaissances sur la phonologie des mots peuvent être activées, indépendamment de toute activation sémantique, et que cela peut faciliter le traitement du mot.

Par ailleurs, nos résultats ont montré qu'à la première exposition, le nombre d'erreurs d'apprentissage était plus faible pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Cela montre

que malgré le mécanisme de rétroaction lexicale phonologique, l'association entre le stimulus et la forme lexicale phonologique correspondante peine parfois à se faire. En augmentant la force de la rétroaction lexicale, il est probable que ces erreurs auraient été moins fréquentes, mais cela aurait entraîné un nombre plus élevé de lexicalisations pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue. A notre connaissance, aucune étude comportementale ne nous permet d'avoir une idée d'un équilibre cognitivement plausible entre ces lexicalisations et l'effet positif de la connaissance de la forme phonologique.

7.4.2 Simulation S3.2 : Effet du contexte sur l'apprentissage

7.4.2.1 Objectif

L'objectif de cette simulation est d'étudier l'effet du contexte sur la lecture de nouveaux mots du modèle BRAID-Acq. Nous nous intéresserons à l'impact des paramètres du contexte sur les performances en lecture de nouveaux mots du modèle, pour évaluer si les effets observés correspondent aux tendances générales attendues et décrites dans l'hypothèse opérationnelle.

7.4.2.2 Matériel

Les stimuli utilisés dans cette section sont ceux décrits dans la description générale des simulations.

7.4.2.3 Procédure

La procédure utilisée dans cette simulation est quasiment identique à celle décrite dans la description générale des simulations. Cependant, nous ne simulons ici qu'une seule exposition, pour limiter les coûts de calcul de cette partie, qui sont déjà élevés. De plus, nous allons étudier l'influence des deux paramètres du contexte sur les performances du modèle : 1) la force du contexte, notée p_S , qui représente le rapport de probabilité au sein de la distribution de probabilité lexicale sémantique entre les mots faisant partie du contexte et ceux n'en faisant pas partie (nous incluons la valeur $p_S = 1$, pour laquelle la distribution sémantique devient uniforme, ce qui correspond à simuler la situation hors contexte); 2) la taille du contexte, notée N_S , qui représente le nombre de mots faisant partie du contexte.

7.4.2.4 Mesures

Dans cette simulation, nous nous intéressons au TPC (avant et après post-traitement) et au TAC à la première exposition.

7.4.2.5 Résultats

Taux de prononciation correcte (TPC) avant post-traitement Le TPC avant post-traitement en fonction des paramètres du contexte est illustré Figure 7.8.a. Les résultats montrent que pour les mots PhonN, le TPC avant le post-traitement est quasiment identique pour toutes les combinaisons de paramètres testées, y compris pour la valeur $p_S = 1$ qui correspond à l'absence de contexte. De plus, pour les mots PhonC, le TPC avant post-traitement est légèrement supérieur pour les combinaisons de paramètres impliquant la présence de contexte ($p_S > 1$). Il décroît avec l'augmentation du paramètre N_S jusqu'à être sensiblement identique à la situation hors contexte pour la plus grande valeur de N_S ($N_S = 1000$).

Pour résumer, il semblerait qu'avant le post-traitement, le contexte n'induit aucune dégradation du TPC des mots PhonN, et induit une amélioration du TPC des mots PhonC. En effet, il permet

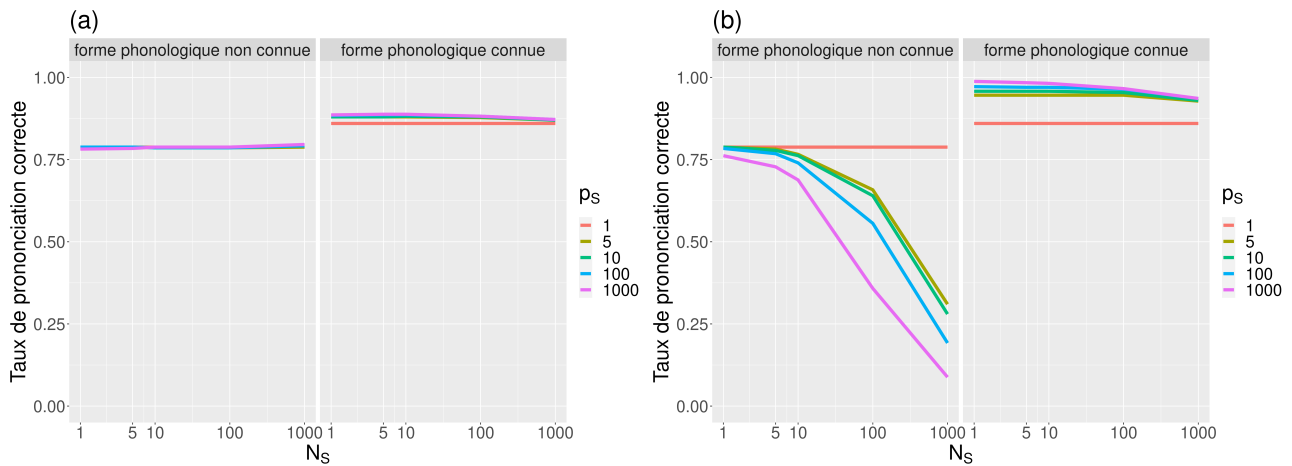


FIG. 7.8 : Taux de prononciation correcte (TPC, en ordonnée), pour les mots PhonN (graphiques à gauche de chaque panneau) et PhonC (graphiques à droite de chaque panneau), en fonction de la force (p_S , courbes colorées) et de la taille (N_S , en abscisse) du contexte, avant le post-traitement (a) et après le post-traitement (b).

de faciliter l'identification phonologique du stimulus. En conséquence, la probabilité que le stimulus soit un mot connu, telle qu'évaluée par le mécanisme d'appartenance lexicale phonologique, est parfois augmentée, ce qui peut suffire à augmenter la force de la rétroaction lexicale et ainsi corriger une prononciation partiellement incorrecte.

Taux de prononciation correcte (TPC) après post-traitement Le TPC après post-traitement (TPC final) en fonction des paramètres du contexte est illustré Figure 7.8.b. Les résultats montrent que pour les mots PhonN, ne faisant pas partie du contexte car ni leur forme phonologique, ni leur forme orthographique n'est connue, le TPC du modèle se dégrade avec l'augmentation des paramètres p_S et N_S .

En revanche, pour les mots PhonC, faisant partie du contexte car leur forme phonologique est connue, le TPC est meilleur en contexte ($p_S > 1$) que hors contexte ($p_S = 1$). Le TPC augmente avec l'augmentation du paramètre p_S . Cependant, la différence de TPC entre la situation hors contexte ($p_S = 1$) et la situation où le contexte est le moins fort ($p_S = 5$) (différence de 9 % pour $N_S = 1$) est plus marquée que la différence entre les situations de contexte les plus extrêmes ($p_S = 5$ et $p_S = 1000$) (différence de 4 % pour $N_S = 1$). De plus, le TPC se dégrade avec l'augmentation de N_S .

Par ailleurs, lorsque $p_S < 1000$ et $N_S < 100$, l'amélioration des performances pour les mots PhonC (de 86 % hors contexte à des valeurs variant entre 93 % à 97 % en contexte) est plus forte que la dégradation des performances pour les mots PhonN (de 79 % hors contexte à des valeurs variant entre 79 % et 74 % en contexte).

Pour résumer, le TPC du modèle pour les mots PhonN se dégrade avec l'augmentation de la force et de la taille du contexte. Cette dégradation des performances n'est pas observée lors du traitement initial du stimulus, mais plutôt lors des corrections de prononciation, qui sont trop permissives lorsque la force (p_S) et la taille du contexte (N_S) augmentent : en effet, comme une correction de prononciation est conservée dès lors que le stimulus identifié phonologiquement fait partie du contexte, l'évaluation de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation se dégrade lorsque le contexte est trop grand. Par ailleurs, le TPC du modèle s'améliore pour les mots PhonC avec l'augmentation de la force du contexte (paramètre p_S), et se dégrade avec l'augmentation de la taille du contexte (paramètre N_S). Cependant, l'effet du contexte sur le TPC reste toujours positif

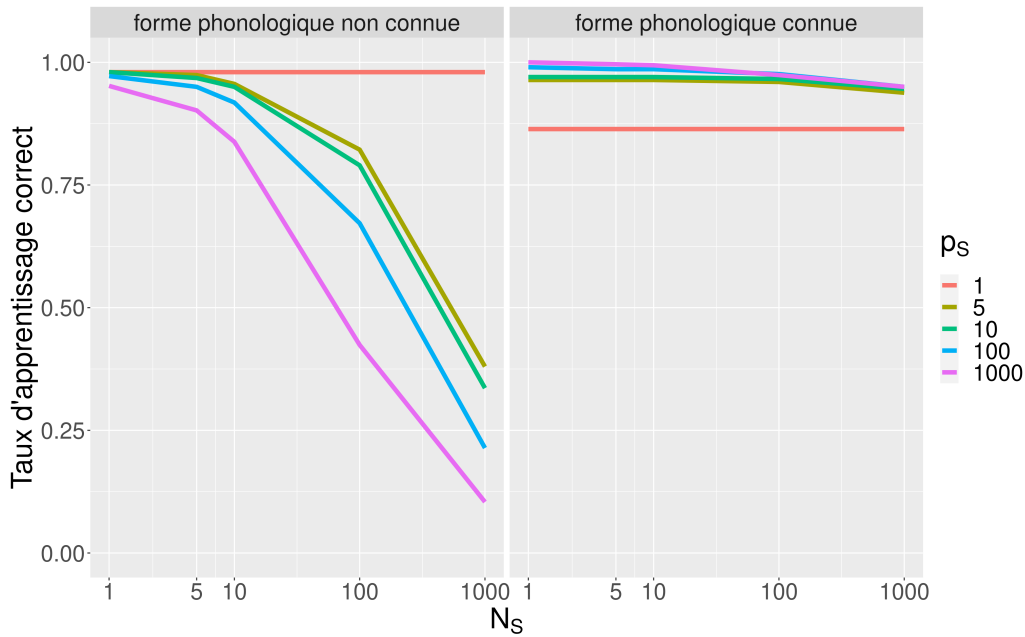


FIG. 7.9 : Taux d'apprentissage correct (TAC, en ordonnée) en fonction de la force (p_S , courbes colorées) et de la taille (N_S , en abscisse) du contexte, pour les mots PhonN (gauche) ou PhonC (droite). Ces courbes, qui montrent le TAC, ressemblent mais sont différentes, de celles de la Figure 7.8, qui montrent le TPC.

pour les mots PhonC. Cette amélioration semble majoritairement due aux corrections de prononciation ayant lieu lors du post-traitement.

Taux d'apprentissage correct (TAC) Le TAC à la première exposition est illustré Figure 7.9. L'impact des paramètres du contexte sur le TAC est similaire à l'impact des paramètres du contexte sur le TPC, décrit précédemment : le TAC pour les mots PhonN se dégrade avec l'augmentation des paramètres p_S et N_S ; le TAC des mots PhonC est meilleur en présence de contexte ($p_S > 1$), mais la force du contexte (10, 100, 1000) semble avoir peu d'impact sur la valeur du TAC. Enfin, le TAC des mots PhonC diminue avec l'augmentation du paramètre N_S .

7.4.2.6 Bilan

Cette simulation avait pour objectif d'étudier l'influence du contexte sur la lecture et l'apprentissage du modèle BRAID-Acq. En particulier, nous avons étudié l'impact des paramètres de force (p_S) et de taille (N_S) du contexte sur les performances (TPC et TAC) du modèle. Les simulations ont montré que les effets qualitatifs attendus sont reproduits de manière satisfaisante : pour les mots dont la forme phonologique est connue, le contexte améliore les performances du modèle ; un contexte plus fort améliore plus les performances, et un contexte plus précis (c'est-à-dire moins ambigu, et renforçant un plus petit nombre de mots) améliore plus les performances. Ensuite, pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue, les performances se dégradent plus rapidement avec l'augmentation de la force et de la taille du contexte, que pour le premier type de mots. Enfin, sur une large portion des paramètres testés, l'amélioration des performances pour les mots dont la forme phonologique est connue est plus élevée que la dégradation des performances pour les mots dont la forme phonologique n'est pas connue. Nos résultats appuient donc l'hypothèse H3. Ils sont notamment cohérents avec les études comportementales suggérant que le contexte a un effet positif sur

l'apprentissage de nouveaux mots, en permettant notamment au lecteur de tenter des corrections de prononciation (Elbro et al., 2012; Murray et al., 2022).

Par ailleurs, il semblerait que la valeur du paramètre de la force du contexte n'ait pas besoin d'être élevée pour améliorer les performances du modèle lorsque la forme phonologique est préalablement connue, mais que la présence du contexte, plus que sa paramétrisation, détermine l'aide apportée pour ce type d'items. Même si notre raisonnement ne peut être appuyé par aucune étude comportementale, cette observation nous paraît cognitivement peu plausible, car lorsque le contexte est très faible et très grand (sans donner de valeur précise), la lecture simulée nous semble logiquement indistinguable d'une lecture hors contexte. Le saut de performance observé entre la condition « hors contexte » et la condition « en contexte » avec $p_S = 5$ (plus petite valeur testée telle que $p_S > 1$) est dû aux étapes de traitement ayant lieu après le traitement initial. En effet, lors du post-traitement et de l'évaluation de la nouveauté du stimulus, le modèle a la possibilité de tester l'appartenance du mot identifié au contexte, sans aucune possibilité d'erreur, et cela même lorsque la force du contexte est extrêmement faible. Cette prise de décision, qui est donc sans erreur dans notre modèle à l'heure actuelle, nous paraît peu réaliste.

7.5 Simulations S4 : apprentissage incident lorsque la prononciation pose problème

Cette série de trois simulations a pour objectif de vérifier la capacité du modèle BRAID-Acq à simuler la lecture et l'apprentissage de nouveaux mots dans des situations où leur lecture est difficile. Cela peut notamment subvenir dans trois types de situations : lorsque le stimulus est inconsistant graphémique (simulation S4.1), dans une langue opaque (simulation S4.2) ou lorsque le niveau de connaissances orthographiques est faible (simulation S4.3). Nous vérifierons si le contexte permet effectivement de désambiguïser la lecture des nouveaux mots difficiles lorsque la forme phonologique du stimulus est préalablement connue. Nous rappelons l'hypothèse opérationnelle associée à cette section.

HYPOTHÈSE OPÉRATIONNELLE H4 : L'APPRENTISSAGE INCIDENT LORSQUE LA LECTURE EST DIFFICILE

Les erreurs de prononciation du modèle BRAID-Acq sont plus fréquentes 1) pour les mots inconsistants graphémiques, 2) dans les langues opaques et enfin, 3) lorsque les connaissances lexicales orthographiques sont limitées. La connaissance de la forme phonologique et la présence de contexte sont particulièrement utiles dans ces trois conditions, car elles permettent de désambiguïser la lecture de ces nouveaux mots difficiles, notamment grâce aux tentatives de correction de prononciation.

7.5.1 Simulation S4.1 : les effets graphémiques

7.5.1.1 Objectifs

L'objectif de cette simulation est de montrer que le modèle BRAID-Acq reproduit correctement les effets de régularité retrouvés dans la littérature, alors qu'il ne fait pas d'hypothèse spécifique sur les unités de traitement lors de la lecture d'un nouveau mot, et que le stimulus n'est pas découpé en graphèmes lors de son traitement. En particulier, nous souhaitons vérifier si les mots irréguliers sont des mots plus « difficiles » à prononcer par le modèle, et si les mots réguliers sont des mots plus « faciles » à prononcer par le modèle.

7.5.1.2 Procédure

La procédure utilisée est identique à celle de la description générale des simulations.

7.5.1.3 Matériel

Dans cette simulation, nous extrayons trois listes de stimuli du lexique décrit précédemment : une liste de stimuli choisis aléatoirement au sein du lexique entier, une liste de stimuli choisis aléatoirement parmi des stimuli classés « consistants graphémiques » et enfin une liste de stimuli choisis aléatoirement parmi des stimuli classés « inconsistants graphémiques ». Chaque liste de stimuli sera constituée de 30 mots par classe de longueur (de 4 à 8 lettres), choisis aléatoirement parmi l'ensemble des mots de chaque classe.

Pour créer nos listes de stimuli, nous avons utilisé les indicateurs sous-lexicaux de la base de données Lexique-Infra (Gimenes et al., 2020). Nous nous sommes d'abord intéressés au score de régularité graphème-phonème, qui classe chaque association graphème-phonème d'un mot comme régulière (1) ou irrégulière (0). Selon ce score, une association est régulière s'il s'agit de l'association la plus fréquente dans la langue. Si l'on considère qu'un mot irrégulier est un mot qui contient au moins une association graphème-phonème qui n'est pas la plus fréquente dans la langue, alors 65 % des mots du lexique seraient considérés irréguliers. Par exemple, des mots comme « neuf », « gène », « procédé », sont classifiés comme irréguliers selon ce score. Cette proportion est bien trop élevée par rapport aux estimations classiques pour la langue française. Cet indicateur ne nous a donc pas semblé suffisamment fin, et nous avons plutôt sélectionné l'indicateur de consistance graphémique, qui fournit un score de consistance graphémique, continu entre 0 et 1, pour chaque graphème d'un mot. Par exemple, le mot « neuf » a un score de régularité de (1, 0, 1), mais un score de consistance graphémique de (1, 0, 4, 0, 97). Pour construire notre liste de mots inconsistants graphémiques, nous avons choisi de classer un mot comme inconsistant graphémique s'il contient une association dont le score est inférieur à 0,05. Par symétrie, nous choisissons de classer un mot comme consistant graphémique si toutes les associations ont un score au moins égal à 0,95. Nous obtenons 6,5% de mots consistants graphémiques (parmi lesquels figurent par exemple les mots « abandon », « boyau », « doigt » et « fuir ») et 5,3% de mots inconsistants graphémiques (parmi lesquels figurent par exemple les mots « abbaye », « alcool », « club » et « dépliant »). Les mots sélectionnés pour nos simulations sont constitués de mots pris aléatoirement parmi ces ensembles de mots. Nous avons vérifié a posteriori que tous les mots consistants graphémiques sélectionnés étaient bien classés comme réguliers selon l'indicateur de régularité, et que tous les mots inconsistants graphémiques étaient bien classés comme irréguliers selon ce même indicateur.

Enfin, les mots choisis aléatoirement au sein du lexique entier servent de référence représentative des mots de la langue française. Ainsi, il devient non seulement possible de comparer les performances du modèle entre les mots consistants graphémiques et les mots inconsistants graphémiques, mais également de comparer les performances du modèle entre les mots consistants graphémiques et des mots quelconques de la langue française, et idem pour les mots inconsistants graphémiques.

7.5.1.4 Mesures

Dans cette simulation, nous choisissons de mesurer le TPC et la progression du TPC grâce au post-traitement à la première exposition, le TAC aux première et dernière expositions, ainsi que l'évolution des temps de traitement au cours des expositions.

7.5.1.5 Résultats

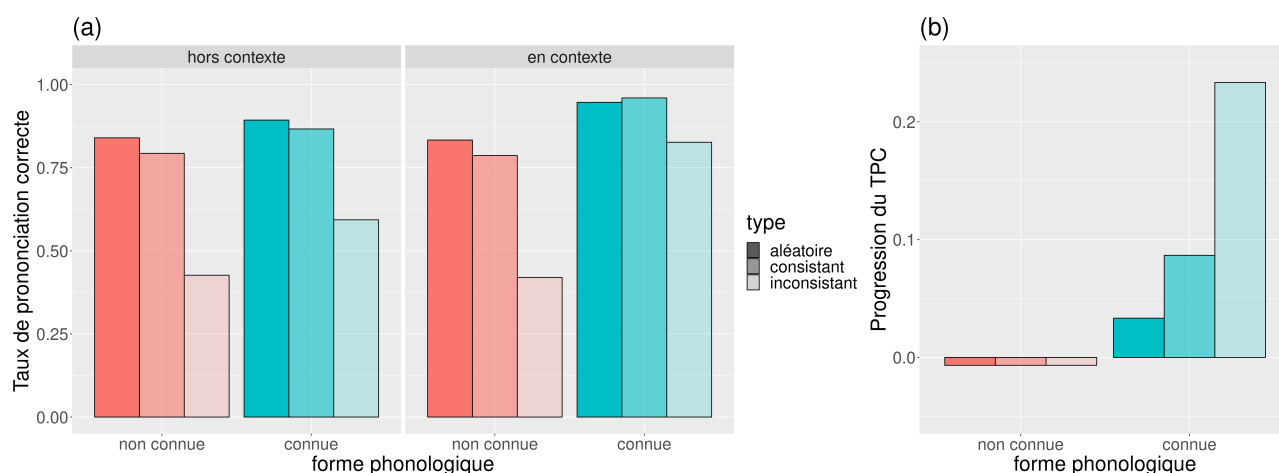


FIG. 7.10 : (a) Taux de prononciation correcte (TPC, en ordonnée) en fonction de la consistance graphémique du stimulus (dégradé de l'intensité de couleur, pour les mots tout-venant, consistants graphémiques et inconsistants graphémiques), hors contexte (gauche) et en contexte (droite), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu). (b) Progression du TPC en contexte suite au post-traitement (après correction de prononciation), selon la consistance graphémique du stimulus, pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

Taux de prononciation correcte (TPC) Le TPC en fonction du type de mot est illustré Figure 7.10.a. Pour les mots PhonN, on observe que le TPC des mots inconsistants graphémiques est inférieur à celui des mots consistants graphémiques (36 % de différence hors contexte, 37 % en contexte) et à celui des mots pris aléatoirement au sein du lexique. Pour les mots PhonC, on observe que le TPC des mots inconsistants graphémiques est également inférieur à celui des mots consistants graphémiques (28 % de différence hors contexte, 13 % en contexte) et à celui des mots pris aléatoirement au sein du lexique, mais la différence de score entre les mots inconsistants graphémiques et les deux autres types d'items est plus faible que pour les mots PhonN. A la fois pour les mots PhonN et PhonC, le TPC des mots consistants graphémiques et des mots aléatoires est similaire.

Pour résumer, l'écart observé entre le TPC des mots inconsistants graphémiques et celui des autres mots est plus faible pour les mots PhonC que pour les mots PhonN, d'autant plus lorsque la lecture se fait en contexte. Cela suggère que l'aide apportée par le contexte pour les mots PhonC est d'autant plus déterminante qu'il reste de l'incertitude sur la prononciation du mot. En revanche, nous n'avons pas observé de différence importante entre les performances du modèle lorsqu'on lui présente des mots consistants graphémiques ou des mots choisis aléatoirement au sein du lexique, les deux types d'items étant majoritairement lus correctement. Rappelons que les mots choisis aléatoirement au sein du lexique servent de référence et représentent des mots quelconques de la langue française. Les mots consistants graphémiques ne semblent donc pas être des mots particulièrement faciles à prononcer pour le modèle BRAID-Acq. Enfin, parmi les mots PhonN inconsistants graphémiques, près de la moitié sont néanmoins lus correctement par le modèle, ce qui montre que la prononciation d'un mot inconsistant graphémique est parfois prévisible.

Progression du TPC La progression du TPC grâce au post-traitement est illustrée Figure 7.10.b. Les résultats montrent que pour les mots PhonN, on observe une dégradation des performances liée aux corrections de prononciation, proche de 0, pour les trois types de mots. Pour les mots PhonC, une progression du TPC grâce aux corrections de prononciation est observée pour les trois types de mots. Celle-ci est plus élevée pour les mots inconsistants graphémiques (23%) que pour les mots

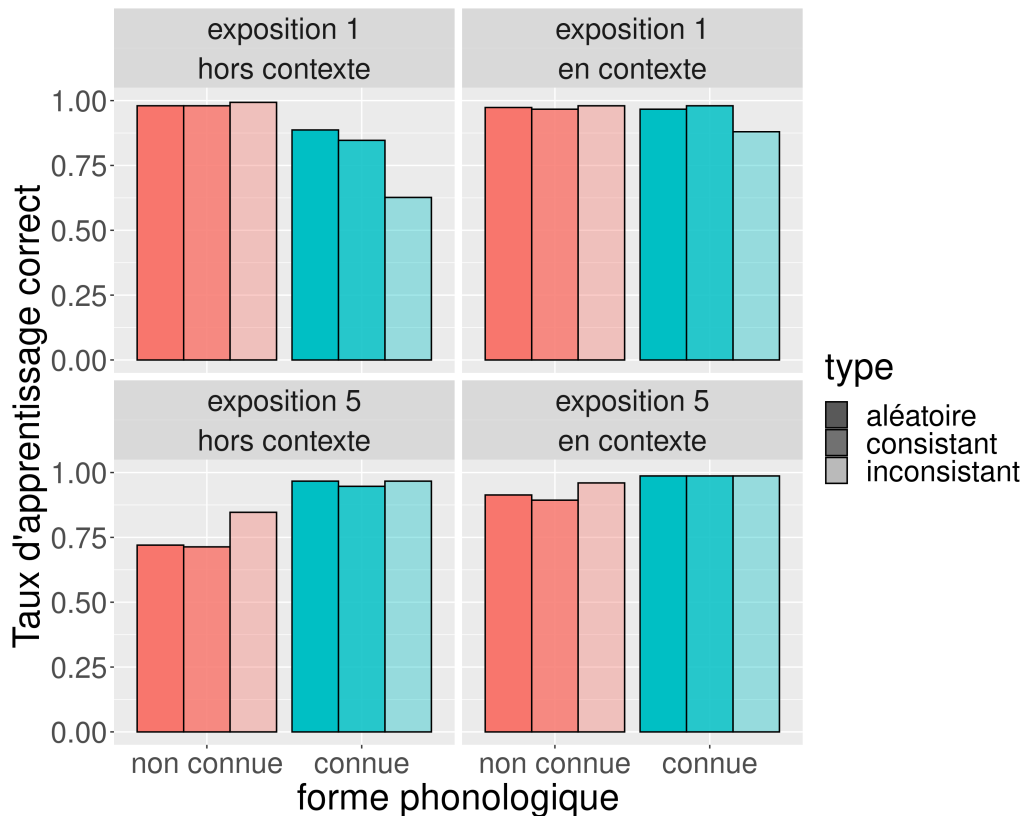


FIG. 7.11 : Taux d'apprentissage correct (TAC, en ordonnée) à la première (ligne du haut) et à la dernière (ligne du bas) exposition en fonction de la consistance graphémique du stimulus (dégradé de l'intensité de couleur, pour les mots tout-venant, consistants graphémiques et inconsistants graphémiques), hors contexte (gauche) et en contexte (droite), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

consistants graphémiques (9%) ou choisis aléatoirement (3 %).

Pour résumer, les tentatives de correction de prononciation profitent davantage aux mots inconsistants graphémiques, diminuant ainsi les écarts de performance initialement observés avec les mots consistants graphémiques et choisis aléatoirement. Ces résultats montrent que même lorsque la prononciation fournie par le modèle n'est pas parfaitement correcte avant le post-traitement, elle est néanmoins suffisamment proche de la prononciation attendue pour permettre de corriger la prononciation de la majorité des mots inconsistants graphémiques.

Taux d'apprentissage correct (TAC) Le TAC en fonction de la consistance graphémique du stimulus est illustré Figure 7.11. Pour les mots PhonN et à la première exposition, le TAC du modèle est proche de 1 pour tous les types de mots, qu'ils soient présentés hors contexte ou en contexte. En revanche, à la dernière exposition, le TAC obtenu hors contexte reste nettement inférieur à 1 pour tous les types de stimuli et montre un effet de consistance graphémique, avec un TAC plus élevé pour les mots inconsistants graphémiques (85 %) que pour les autres types de mots (71 % et 72 % respectivement pour les mots consistants et choisis aléatoirement). Toujours à la dernière exposition, mais en contexte, le TAC est proche de 1 pour tous les types de stimuli.

Pour les mots PhonC, les résultats montrent qu'à la première exposition, le TAC est plus faible hors contexte qu'en contexte. On relève notamment un plus fort effet de consistance graphémique sur le TAC hors contexte (63 % pour les mots inconsistants graphémiques contre 85 % pour les mots consistants graphémiques, soit 22 % de différence), qu'en contexte (86 % pour les mots inconsistants

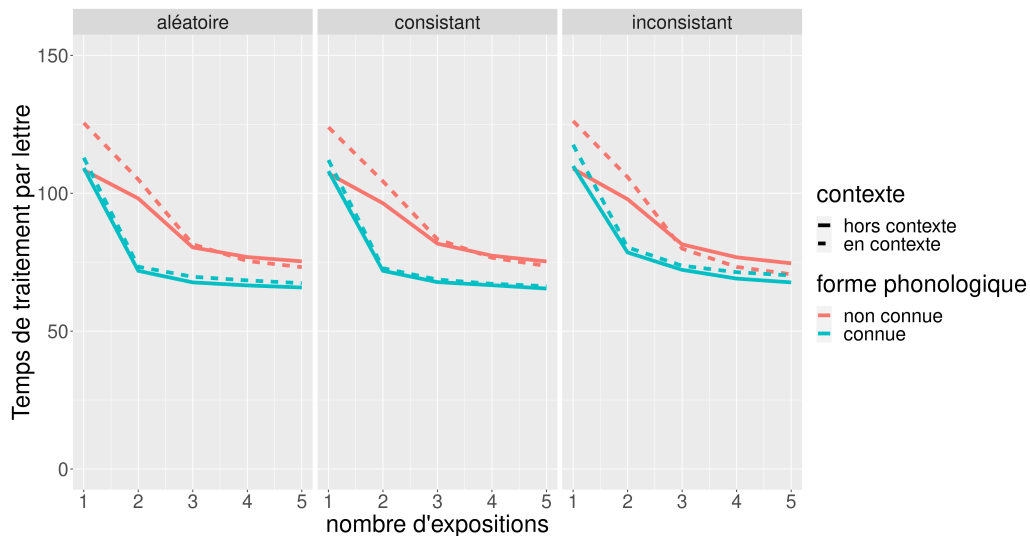


FIG. 7.12 : Évolution des temps de traitement (en ordonnée) au cours des expositions (en abscisse) en fonction de la consistance graphémique du stimulus (panneau de gauche pour les mots tout-venant, au milieu pour les mots consistants graphémiques, à droite pour les mots inconsistants graphémiques), hors contexte (traits pleins) et en contexte (traits en pointillés), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

graphémiques contre 97 % pour les mots consistants graphémiques, soit 11 % de différence). En revanche, à la dernière exposition, le TAC est proche de 1 pour tous les types de mots, que le traitement se fasse hors contexte ou en contexte et quelle que soit leur consistance graphémique.

Pour résumer, à la première exposition et pour les mots PhonC, la présence de contexte contribue à diminuer les différences de TAC observées entre mots consistants graphémiques et inconsistants graphémiques. Cette différence s’efface au cours des expositions suivantes. On peut noter que, de manière étonnante, au cours des expositions suivantes, l’apprentissage des mots PhonN hors contexte semble plus facile pour les mots inconsistants graphémiques que pour les mots consistants graphémiques ou les mots choisis aléatoirement. Cet effet ne peut pas être dû à l’inconsistance graphémique de la prononciation en soi, puisque pour ces mots, aucun retour sur la prononciation attendue n’est fourni. Il est possible que les stimuli testés aient en moyenne des propriétés particulières influençant la facilité d’apprentissage, comme un voisinage orthographique peu dense.

Temps de traitement L’évolution des temps de traitement au cours des expositions en fonction de la consistance graphémique du stimulus est illustrée Figure 7.12. Nous observons que les profils d’évolution des temps de traitement sont similaires pour les trois types de mots. Cependant, les temps de traitement des mots PhonC sont supérieurs pour les mots inconsistants graphémiques, par rapport aux autres types de mots.

7.5.1.6 Bilan

Cette simulation avait pour objectif d’étudier l’influence de la consistance graphémique sur les performances du modèle lors de la lecture et l’apprentissage de nouvelles formes orthographiques. Nous discuterons d’abord l’effet de la consistance graphémique en tant que telle, puis l’influence du contexte et de la connaissance préalable de la forme phonologique en fonction de la consistance graphémique.

D'une part, les résultats ont montré que les mots inconsistants graphémiques sont moins bien prononcés par le modèle BRAID-Acq que les mots consistants graphémiques, ce qui appuie l'hypothèse H4 testée par nos simulations. De plus, une large proportion des mots inconsistants graphémiques sont correctement lus par le modèle. Cela suggère que le modèle BRAID-Acq capture des régularités dans le lien entre l'orthographe et la phonologie des mots indépendamment la variation de consistance graphémique, et donc que l'inconsistance graphémique explique seulement une partie des difficultés liées à la lecture d'un item. Par ailleurs, dans nos simulations, les mots consistants graphémiques ne sont pas mieux lus par le modèle que les mots choisis aléatoirement au sein du lexique. Comme les mots consistants graphémiques sont des mots réguliers, cela contraste avec l'idée répandue selon laquelle les mots réguliers sont les mots dont la lecture est la plus facile en raison de l'association supposée facile entre un graphème et le phonème correspondant. Nous supposons que d'autres facteurs, comme le voisinage orthographique ou phonologique, sont des facteurs supplémentaires à prendre en compte pour évaluer la facilité à prononcer un mot. Ces deux résultats sont cohérents avec les études comportementales suggérant qu'une notion de consistance définie par référence à des entrées lexicales orthographiquement similaires au stimulus à prononcer est parfois plus pertinente que la notion de régularité ou de consistance graphémique (Glushko, 1979; Jared, 2002).

D'autre part, les simulations ont montré que la présence de contexte et la connaissance de la forme phonologique du stimulus contribuent à réduire les écarts de performance entre les mots inconsistants graphémiques et les autres types d'items, notamment grâce à l'effet des tentatives de correction de prononciation. Ces données appuient l'hypothèse H4 discutée dans ces simulations. De plus, elles sont cohérentes avec les études comportementales montrant que le contexte est notamment important pour l'apprentissage des mots irréguliers (Wang et al., 2012), ainsi qu'avec les données de Murray et al. (2022), qui mettent en lumière un temps de traitement supplémentaire pour les nouveaux mots irréguliers et suggèrent que les nouveaux mots irréguliers font l'objet de tentatives de correction de prononciation. De plus, le fait que le contexte profite à tous les types de mots est cohérent avec l'hypothèse de Elbro et al. (2012), qui avancent que de la flexibilité est nécessaire pour tous les types de mots, même s'ils sont réguliers. Cette flexibilité permettrait notamment de gérer la variabilité de prononciation induite par la fusion des phonèmes, mêmes lorsque toutes les associations graphèmes-phonèmes d'un mot sont régulières. Cette variabilité émerge notamment pour des raisons articulatoires. Par exemple, le mot « absent » est, en pratique, plutôt prononcé /apsã/ que /absã/. Nos données sont cohérentes avec l'idée que le contexte permettrait d'améliorer cette flexibilité.

7.5.2 Simulation S4.2 : l'effet de l'opacité de la langue

7.5.2.1 Objectif

L'objectif de cette simulation est d'évaluer la capacité du modèle à rendre compte de l'effet de l'opacité de la langue observé comportementalement. À notre connaissance, aucune étude comportementale ou computationnelle ne s'est spécifiquement intéressée à la comparaison des effets de connaissance de la forme phonologique et de contexte sur l'apprentissage de nouveaux mots, selon l'opacité de la langue. La simulation que nous proposons est donc une première exploration de ce sujet. Par analogie avec les études sur les effets différentiels de contexte en fonction de la régularité, nous souhaitons vérifier si la désambiguïsation liée à la connaissance de la forme phonologique du stimulus et à la présence de contexte est d'autant plus importante que la langue est opaque. Pour cela, nous considérons 3 langues différentes : le français, l'allemand et l'anglais. Ces langues sont choisies en partie pour une raison pragmatique d'accessibilité des lexiques correspondants, mais aussi parce qu'elles couvrent une partie de la variété possible de l'opacité des langues. En particulier, nous nous

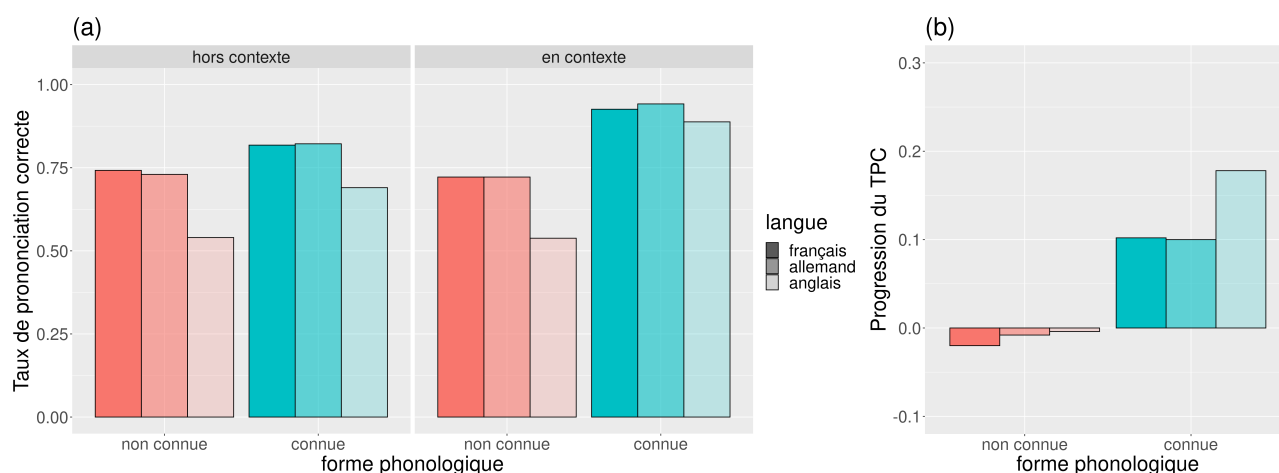


FIG. 7.13 : (a) Taux de prononciation correcte (TPC, en ordonnée) en fonction de la langue (dégradé de l'intensité de couleur, pour des mots en français, allemand et anglais), hors contexte (gauche) et en contexte (droite), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu). (b) Progression du TPC (ordonnée) en contexte suite au post-traitement (après correction de prononciation), en fonction de la langue (dégradé de l'intensité de couleur), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

attendons à ce que le français et l'allemand diffèrent peu, mais que l'anglais, qui est une langue particulièrement opaque, soit plus difficilement traitée.

7.5.2.2 Procédure

La procédure utilisée est identique à celle de la description générale des simulations.

7.5.2.3 Matériel

Dans cette simulation, les stimuli appartiennent à trois langues différentes : le français, l'allemand et l'anglais. Le lexique français est identique à celui utilisé pour les simulations précédentes ; le lexique allemand utilisé est la version allemande du lexique CELEX (Baayen, Piepenbrock, & Gulikers, 1995) ; le lexique anglais utilisé est la version anglaise du lexique CELEX (Baayen et al., 1995). Comme la taille des trois lexiques n'était pas du même ordre de grandeur (moins de 20 000 mots pour le lexique français, plus de 100 000 mots pour les lexiques allemand et anglais), nous avons tronqué les trois lexiques pour obtenir trois lexiques de la même taille. Nous avons donc sélectionné, pour chaque lexique, les 15 000 mots les plus fréquents. Dans chaque langue, les stimuli sont construits comme indiqué dans la description générale des simulations : les mots sont sélectionnés aléatoirement de sorte à retenir 100 mots par classe de longueur, de 4 à 8 lettres, dans chacune des langues.

7.5.2.4 Mesures

Dans cette simulation, nous choisissons de mesurer le TPC et la progression du TPC grâce au post-traitement à la première exposition, le TAC aux première et dernière expositions, ainsi que l'évolution des temps de traitement par lettre au cours des expositions.

7.5.2.5 Résultats

Taux de prononciation correcte (TPC) Le TPC en fonction de la langue est illustré Figure 7.13.a. Pour les mots PhonN, on observe que le TPC des mots anglais est inférieur à celui des mots français (20 % de différence hors contexte, 18 % en contexte) ou allemands. Pour les mots PhonC, on observe

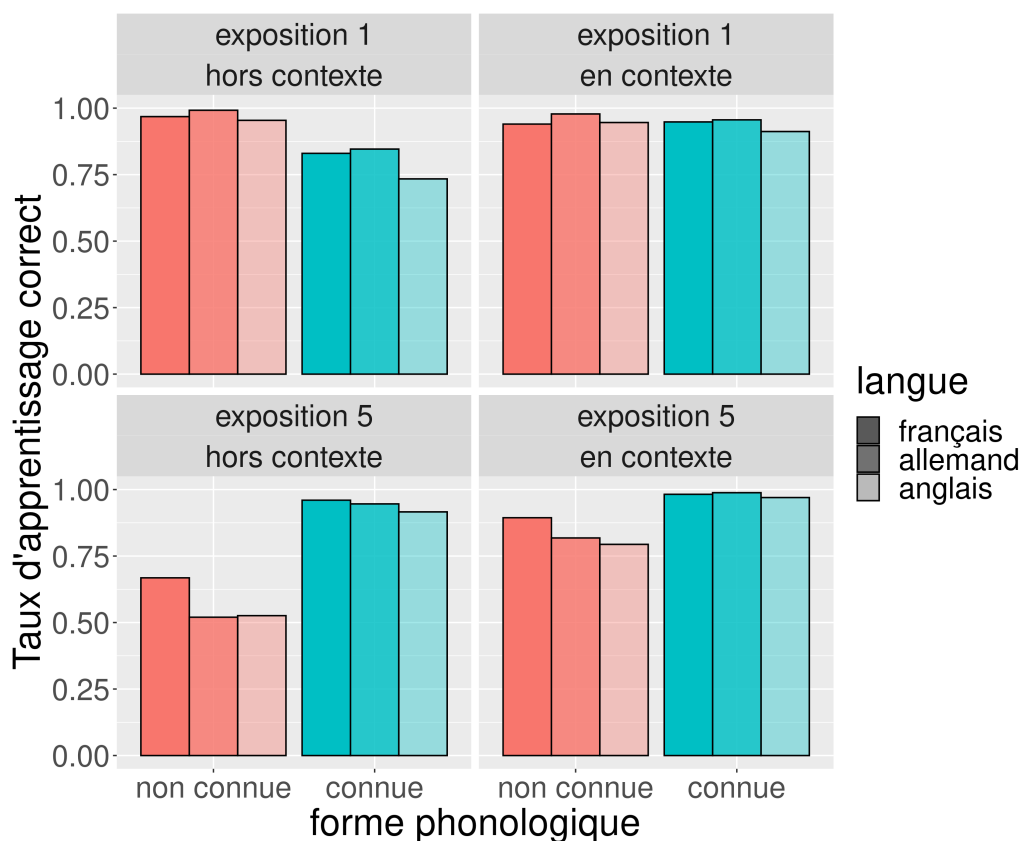


FIG. 7.14 : Taux d'apprentissage correct (TAC, en ordonnée) aux première (ligne du haut) et dernière (ligne du bas) expositions en fonction de la langue (dégradé de l'intensité de couleur), hors contexte (gauche) et en en contexte (droite), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

que le TPC des mots anglais reste inférieur à celui des mots français (13 % de différence hors contexte, 3 % en contexte) ou allemands, même si la différence est moins marquée. A la fois pour les mots PhonN et PhonC, le TPC des mots français et allemands est similaire.

Pour résumer, les résultats montrent que les performances du modèle sont meilleures en français et en allemand qu'en anglais. Néanmoins, la connaissance préalable de la forme phonologique contribue à diminuer les différences de TPC entre les langues, d'autant plus en contexte. Cela suggère que l'aide apportée par le contexte est d'autant plus déterminante qu'il reste de l'incertitude sur la prononciation d'un mot.

Progression du TPC La progression du TPC grâce au post-traitement est illustrée Figure 7.13.b. Les résultats montrent que la dégradation liée aux corrections de prononciation pour les mots PhonN est proche de 0 dans les trois langues. De plus, la progression du TPC grâce aux corrections de prononciation est plus élevée pour les mots anglais que pour les mots français ou allemands (10 % pour les mots français et allemands, 18 % pour les mots anglais).

Pour résumer, le TPC des mots anglais progresse plus que celui des mots français et allemands grâce aux corrections de prononciation. Ainsi, malgré la présence de nombreux mots anglais dont la prononciation n'est pas prévisible, leur prononciation est suffisamment proche de la prononciation attendue pour qu'une correction de prononciation soit efficace.

Taux d'apprentissage correct (TAC) Le TAC en fonction de la langue est illustré Figure 7.14. Les résultats montrent, d'une part, que pour les mots PhonN et à la première exposition, le TAC

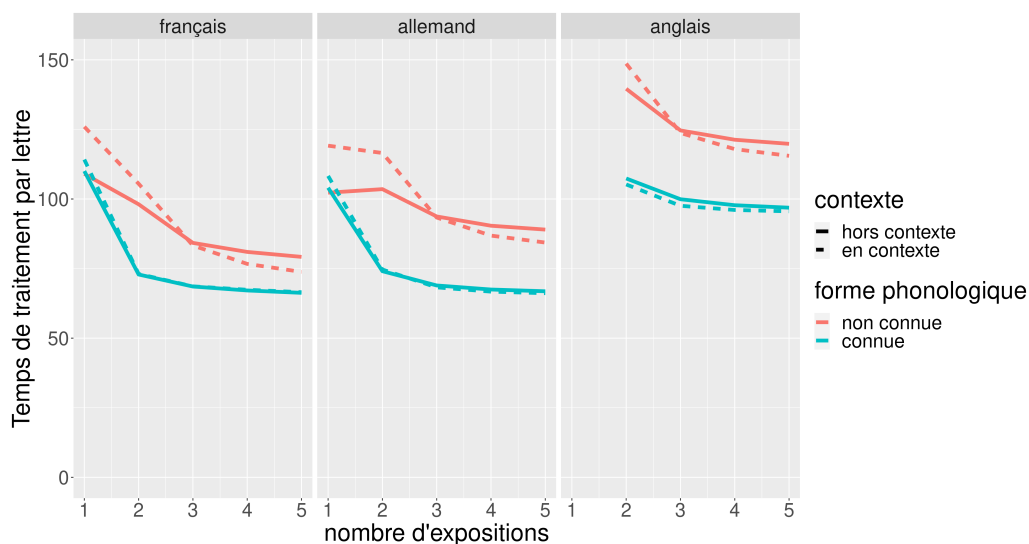


FIG. 7.15 : Évolution du temps de traitement par lettre (ordonnée) au cours des expositions (abscisse) en fonction de la langue (français, allemand et anglais pour les panneaux de gauche, milieu, droite, respectivement), hors contexte (traits pleins) et en contexte (traits en pointillés), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

du modèle est proche de 1 quelle que soit la langue, hors contexte et en contexte. En revanche, à la dernière exposition, le TAC du modèle hors contexte pour les mots PhonN est meilleur en français (67 %) que dans les autres langues (52 % pour les mots allemands, 53 % pour les mots anglais), mais reste nettement inférieur à 1 quelle que soit la langue. Toujours à la dernière exposition, mais en contexte, la langue semble avoir peu d'influence sur le TAC. D'autre part, pour les mots PhonC, les résultats montrent que hors contexte et à la première exposition, le TAC est plus faible pour les mots anglais que pour les autres types de mots (73 % pour les mots anglais contre 83 % pour les mots français, soit 10 % de différence), et cette différence disparaît en contexte. A la dernière exposition, le TAC hors contexte et en contexte est proche de 1 dans les trois langues.

Pour résumer, le contexte facilite l'apprentissage des mots PhonN après la première exposition, et ce dans les trois langues. De plus, à la première exposition et pour les mots PhonC, la présence de contexte contribue à diminuer les différences de TAC observées entre les mots anglais et les mots français ou allemands. Cette différence s'efface au cours des expositions suivantes.

Temps de traitement par lettre L'évolution du temps de traitement par lettre au cours des expositions en fonction de la langue est illustrée Figure 7.15. Nous observons que les temps de traitement par lettre du stimulus sont supérieurs en anglais que pour les deux autres langues, et que l'écart semble perdurer au cours des expositions. L'effet de la langue sur l'évolution des temps de traitement ne diffère pas de forme de manière marquée selon la présence de contexte ou la connaissance de la forme phonologique du stimulus; nous remarquons tout de même que la connaissance préalable de la forme phonologique diminue globalement les temps de traitement par lettre, indépendamment de la langue et du contexte (hormis pour les mots PhonN hors contexte, en français et allemand, à la première exposition).

7.5.2.6 Bilan

Cette simulation avait pour objectif d'étudier l'influence de l'opacité de la langue sur les performances du modèle lors de la lecture et l'apprentissage de nouvelles formes orthographiques. Nous

discuterons d'abord l'effet de l'opacité de la langue en tant que telle, puis l'influence du contexte et de la connaissance préalable de la forme phonologique en fonction de l'opacité de la langue.

D'une part, nous avons observé que le modèle lisait et apprenait moins bien des mots anglais que des mots français ou allemands comme l'anglais est une langue particulièrement opaque, nos observations appuient l'hypothèse H4 testée par nos simulations. De plus, les différences entre les langues que nous avons observées sont cohérentes avec les scores en lecture de nouveaux mots et en lecture de mots connus de l'étude inter-langues de Seymour (2003), car les scores observés dans cette étude comportementale sont largement inférieurs en anglais par rapport à toutes les autres langues étudiées. Cependant, contrairement à cette étude, nous ne retrouvons pas de différence marquée entre les résultats en langue française et en langue allemande. Le français est généralement considéré comme étant une langue plutôt opaque, en comparaison de l'allemand. Cependant, l'opacité de la langue recouvre deux notions distinctes, la complexité des relations entre l'écrit et l'oral, ainsi que la prédictibilité des relations entre l'écrit et l'oral (Schmalz et al., 2015). Les deux langues que sont le français et l'allemand sont prévisibles dans le sens de la lecture, mais le français est plus complexe que l'allemand, notamment parce que les graphèmes complexes, c'est-à-dire composés de plus d'une lettre, sont plus fréquents en français qu'en allemand. Les résultats obtenus suggèrent que le modèle BRAID-Acq est plus affecté par la prédictibilité que par la complexité d'une langue.

D'autre part, nos résultats montrent que l'apport du contexte du modèle BRAID-Acq est plus fort en anglais qu'en français ou en allemand, ce qui appuie encore une fois l'hypothèse H4 testée par nos simulations. Comme la langue anglaise contient plus de mots irréguliers (inconsistants graphémiques) que les langues française ou allemande, et que le contexte est particulièrement utile pour l'apprentissage de ces mots (Wang et al., 2012), nos résultats paraissent cohérents avec les données de la littérature comportementale. Par ailleurs, ils sont également consistants avec la simulation précédente (Section 7.5.1) sur les effets graphémiques. Il serait intéressant de mener une étude inter-langues comparant précisément l'apport du contexte entre différentes langues pour tester plus précisément cette hypothèse.

7.5.3 Simulation S4.3 : influence du niveau de connaissances orthographiques

7.5.3.1 Objectif

L'objectif de cette simulation est d'évaluer la capacité du modèle à prononcer et apprendre des nouveaux mots lorsque ses connaissances lexicales phonologiques sont préservées, mais que ses connaissances lexicales orthographiques sont « plus rudimentaires ». Les simulations précédentes ont toutes été conduites avec un lexique mimant les connaissances orthographiques d'un lecteur expert : le lexique français de la version « experte » de notre modèle contient environ 16 000 mots, pour lesquels la forme orthographique et la forme phonologique sont toutes les deux connues. Or, lorsqu'un enfant démarre l'apprentissage de la lecture, ses connaissances lexicales phonologiques, traduisant son lexique oral, sont relativement développées, alors que ses connaissances lexicales orthographiques sont rudimentaires. Ainsi, les simulations conduites jusque-là se rapprochent plus des situations d'auto-apprentissage chez le lecteur expert que de celles vécues par le lecteur débutant. Cette simulation est une première ouverture vers des situations d'auto-apprentissage plus réalistes pour l'enfant. Par ailleurs, nous souhaitons également vérifier si la désambiguïsation liée à la connaissance de la forme phonologique du stimulus et à la présence de contexte est d'autant plus importante pour les niveaux de connaissances orthographiques intermédiaires, comme suggéré par les données comportementales (Chapman, 1998).

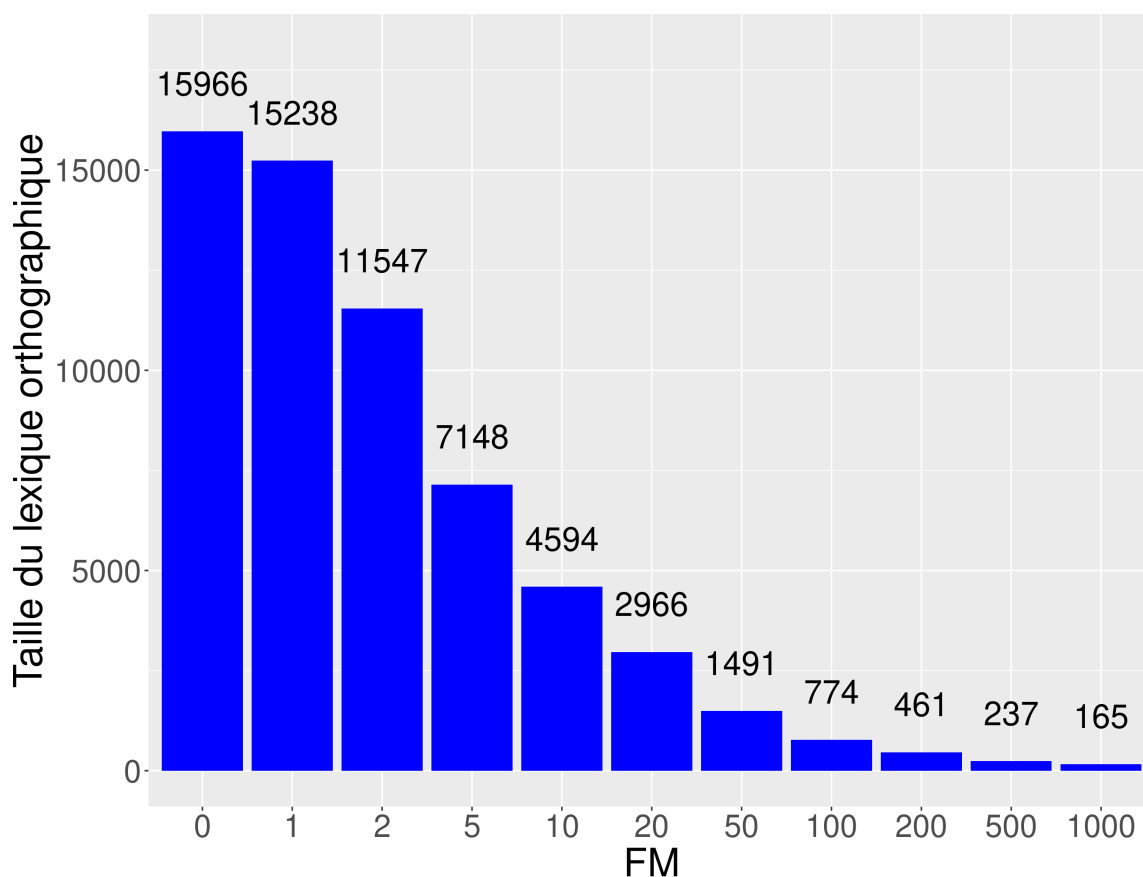


FIG. 7.16 : Taille du lexique orthographique (en ordonnée) en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM, en abscisse).

7.5.3.2 Procédure

La procédure utilisée dans cette section est quasiment identique à celle décrite dans la description générale des simulations. La spécificité de cette simulation est de faire varier le niveau de connaissances lexicales orthographiques du modèle, en alimentant le modèle avec des sous-ensembles, plus ou moins grand, de notre lexique disponible. Pour choisir quels mots sont conservés dans le lexique orthographique à chaque niveau de compétences orthographiques, nous faisons une hypothèse simple : nous considérons que les mots les plus fréquents sont les mots dont l'orthographe est apprise en premier. Ainsi, pour faire varier le niveau de connaissances orthographiques du modèle, nous faisons varier la fréquence minimale nécessaire à l'inclusion d'un mot dans le lexique orthographique. En revanche, les connaissances lexicales phonologiques du modèle ne varient pas, et correspondent systématiquement à l'ensemble des mots du lexique.

La Figure 7.16 représente la taille du lexique orthographique en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM) pour inclure ce mot dans le lexique orthographique : lorsque la FM vaut 0, on conserve l'entièreté du lexique, et au fur et à mesure que la FM augmente, on exclut du lexique des mots de moins en moins rares, et la taille du lexique diminue jusqu'à ne plus contenir que les mots les plus fréquents. Ainsi, FM s'interprète aussi directement comme la taille du lexique conservé : lorsque $FM = 0$ le lexique est grand et intégralement conservé, et lorsque la FM augmente, la taille du lexique orthographique diminue.

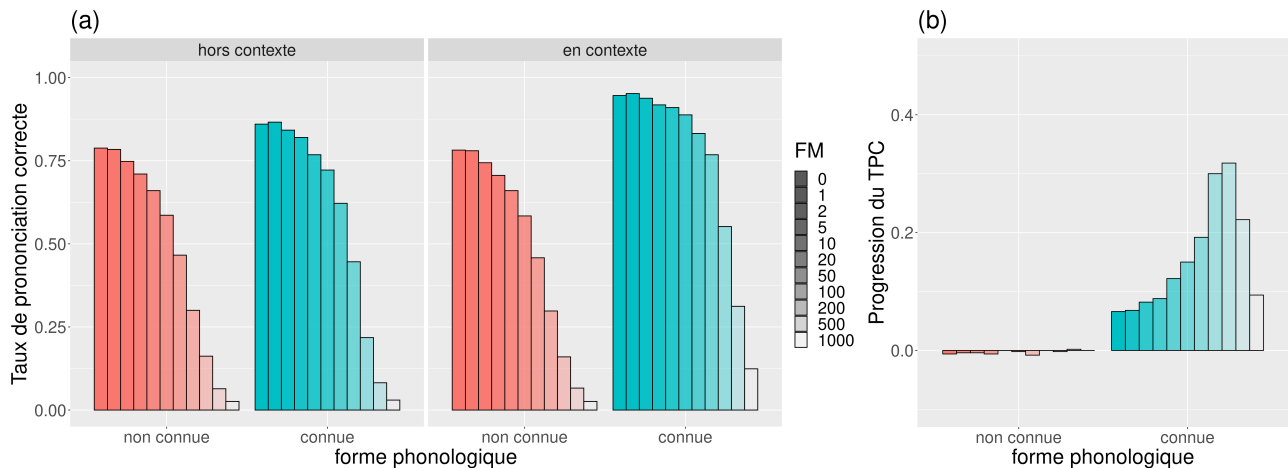


FIG. 7.17 : (a) Taux de prononciation correcte (TPC, en ordonnée) en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM, en dégradé d'intensité de couleur), hors contexte (gauche) et en contexte (droite), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu). (b) Progression du TPC (en ordonnée) en contexte suite au post-traitement (après correction de prononciation), en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM, en dégradé d'intensité de couleur), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

7.5.3.3 Matériel

Les stimuli utilisés dans cette section sont ceux décrits dans la description générale des simulations. Même si le choix des stimuli est identique à celui fait dans la plupart des autres simulations, des explications supplémentaires sont nécessaires pour comprendre en quoi cette liste de stimuli, extraite du lexique complet, est directement utilisable dans cette simulation utilisant des lexiques orthographiques plus petits. Tout d'abord, rappelons qu'avant de présenter un stimulus au modèle, la forme orthographique est retirée du lexique. Ainsi, peu importe la fréquence minimale orthographique considérée, c'est-à-dire peu importe la taille du lexique orthographique considérée, le stimulus présenté au modèle ne fait pas partie du lexique orthographique. La fréquence minimale orthographique n'a donc aucun impact sur l'appartenance du stimulus au lexique orthographique. De plus, comme dans cette simulation, nous ne faisons varier que la taille du lexique orthographique, mais pas celle du lexique phonologique, les stimuli de la liste appartiennent au lexique phonologique seulement dans la condition PhonC, et la fréquence minimale orthographique n'a donc aucun impact sur l'appartenance du stimulus au lexique phonologique. En conclusion, la fréquence minimale orthographique, permettant de définir les lexiques utilisés dans cette simulation, n'a pas d'impact sur l'appartenance du stimulus aux lexiques orthographique et phonologique. Pour cette raison, nous avons pu conserver la liste de stimuli utilisée dans la plupart des autres simulations.

7.5.3.4 Mesures

Dans cette simulation, nous choisissons de mesurer le TPC et la progression du TPC grâce au post-traitement à la première exposition, le TAC aux première et dernière expositions, ainsi que l'évolution des temps de traitement par lettre au cours des expositions.

7.5.3.5 Résultats

Taux de prononciation correcte (TPC) Le TPC en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM) est illustré Figure 7.17.a. Les résultats montrent que le TPC décroît avec l'augmentation

de la FM (donc quand la taille du lexique décroît), à la fois hors contexte et en contexte, pour les mots PhonN et PhonC. Pour les mots PhonN, on observe que la décroissance observée est similaire hors contexte et en contexte. Plus précisément, pour les mots PhonN, la diminution du TPC observée entre $FM = 0$ (lexique entier) et $FM = 20$ (conservation de seulement 19 % du lexique orthographique) est de 20 % à la fois hors contexte et en contexte. Pour les mots PhonC, la dégradation des performances liée à l'augmentation de la FM est non seulement plus faible que pour les mots PhonN, mais elle est aussi affectée favorablement par la présence de contexte. Plus précisément, pour les mots PhonC, la diminution du TPC observée entre $FM = 0$ (lexique entier) et $FM = 20$ (conservation de seulement 19 % du lexique orthographique) est de 10 % hors contexte, mais de seulement 4 % en contexte. Enfin, les valeurs de TPC atteintes pour les mots PhonC lorsque la FM est la plus élevée (donc lorsque le lexique est le plus petit, ce qui correspond à une conservation de 0,5 % du lexique orthographique) sont plus élevées en contexte (12 % pour $FM = 1\ 000$, 31 % pour $FM = 500$) que hors contexte (3 % pour $FM = 1\ 000$, 8 % pour $FM = 500$).

Pour résumer, le TPC du modèle se dégrade avec l'augmentation de la FM, c'est-à-dire avec la diminution de taille du lexique orthographique. Cela est dû au fait que la diminution de taille du lexique orthographique augmente l'incertitude sur la prononciation du stimulus présenté au modèle. Néanmoins, il semblerait que même hors contexte, connaître préalablement la forme phonologique d'un stimulus favorise une lecture correcte, à toutes les tailles de lexique. Par ailleurs, la combinaison de la présence du contexte et de la connaissance préalable de la forme phonologique du mot à apprendre permet de réduire les écarts de performance (TPC) liés à la taille du lexique. En particulier, lorsque ces deux éléments sont simultanément présents, la dégradation de performance devient très petite sur une large plage de tailles de lexique, avec des performances quasiment identiques que le lexique soit complet ($FM = 0$) ou qu'il soit limité au 19 % des mots les plus fréquents ($FM = 20$).

Progression du TPC La progression du TPC grâce au post-traitement est illustrée Figure 7.17.b. Pour les mots PhonN, les résultats montrent que la dégradation ou l'amélioration liée aux corrections de prononciation est proche de 0 pour toutes les tailles de lexique orthographique. Pour les mots PhonC, la progression du TPC due au post-traitement augmente initialement lorsque la FM augmente : pour les premières valeurs de FM, le TPC augmente de 7 % pour $FM = 0$ à 32 % pour $FM = 200$, qui est la valeur maximum atteinte. Au delà, le TPC décroît ensuite, jusqu'à 9 % pour $FM = 1\ 000$, c'est-à-dire la valeur maximale de FM, et donc la plus petite taille de lexique.

Pour résumer, la progression du TPC suite aux corrections de prononciation effectuées en contexte est la plus forte pour les tailles de lexiques moyennes, et donc les niveaux de connaissances orthographiques intermédiaires. Cela s'explique par le fait que la marge de progression est faible pour les meilleurs niveaux de connaissances orthographiques, alors que la prononciation initialement calculée est trop éloignée de la prononciation attendue pour les plus faibles niveaux de connaissances orthographiques.

Taux d'apprentissage correct (TAC) L'effet de la fréquence minimale orthographique (FM) sur le TAC est présenté Figure 7.18. A la première exposition, les résultats montrent que pour les mots PhonN, le TAC décroît peu lorsque la FM augmente (et la taille du lexique diminue). En revanche, pour les mots PhonC, le TAC décroît d'abord faiblement pour les plus petites valeurs de FM puis beaucoup plus fortement lorsque la taille du lexique est fortement réduite. La faible dégradation du TAC lors des premières étapes de diminution du lexique est observée à la fois hors contexte et en contexte mais la plage de fréquence caractérisée par une faible diminution est plus grande en contexte (diminution de 8 % entre le lexique entier et $FM = 50$) que hors contexte (diminution similaire de 8 % entre le lexique entier et $FM = 10$). Lorsque la FM est élevée (lexique de petite

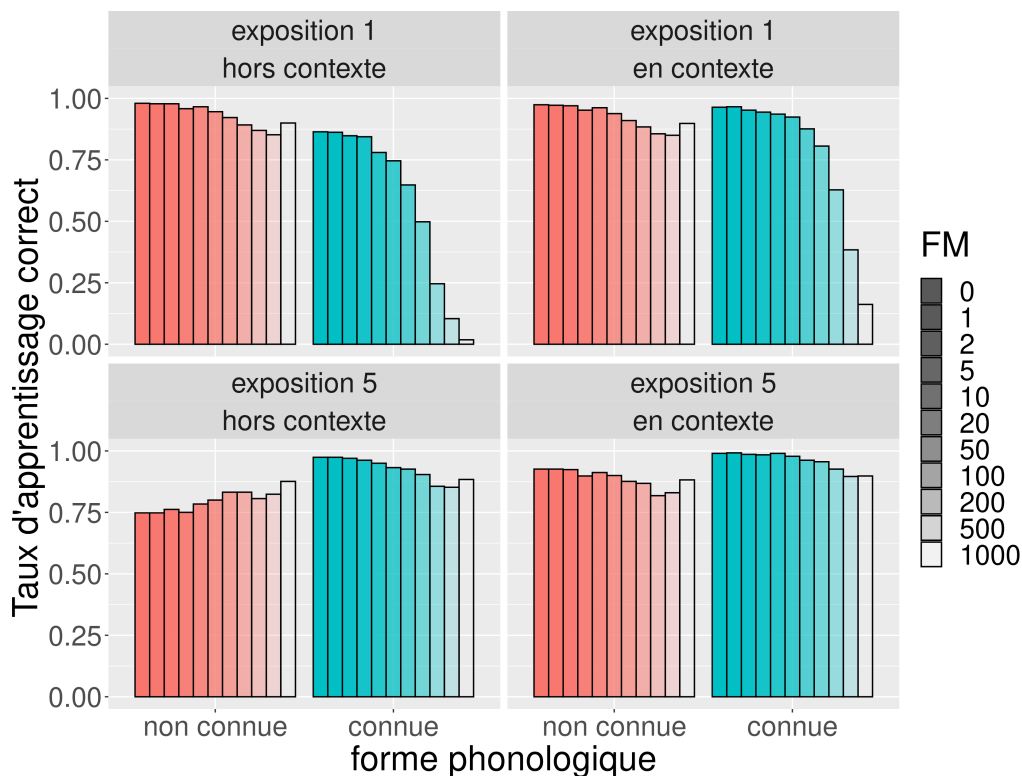


FIG. 7.18 : Taux d'apprentissage correct (TAC, en ordonnée) à la première (ligne du haut) et dernière (ligne du bas) exposition, en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM, dégradé d'intensité de couleur), hors contexte (gauche) et en contexte (droite), pour les mots PhonN (en rouge) et PhonC (en bleu).

taille), on observe que le TAC des mots PhonC est plus élevé en contexte que hors contexte (16 % vs 2 % pour la FM la plus élevée $FM = 1\ 000$).

A la dernière exposition, l'effet de la FM sur le TAC est plus petit que de l'effet de la FM sur le TPC observé précédemment. Pour les mots PhonN présentés hors contexte, on observe tout de même une légère augmentation du TAC avec l'augmentation de la FM. Dans les trois autres situations, on observe une diminution du TAC avec l'augmentation de la FM, mais la performance reste proche de 1, notamment en contexte.

Pour résumer, à la première exposition, le niveau de connaissances orthographiques impacte peu le TAC pour les mots PhonN, alors que la diminution du niveau de connaissances impacte négativement le TAC des mots PhonC. Cependant, la présence du contexte permet de limiter la diminution des performances en TAC liée au niveau de compétences orthographiques, conduisant à presque les effacer jusqu'à un certain niveau de compétences orthographiques. Aux expositions suivantes, le niveau de connaissances orthographiques a peu d'impact sur le TAC.

Temps de traitement par lettre L'évolution des temps de traitement par lettre au cours des expositions en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM) est illustrée Figure 7.19. Dans les 4 situations, les temps de traitement par lettre à la première exposition sont légèrement plus élevés lorsque la fréquence minimale orthographique est plus élevée, et donc le lexique plus petit. Cet effet est particulièrement marqué en contexte pour les mots PhonC. De plus, les temps de traitement par lettre diminuent moins fortement et moins rapidement au cours des expositions à mesure que la fréquence minimale orthographique (FM) augmente. Ces deux effets semblent d'autant plus importants que la lecture se fait en contexte, et que la forme phonologique du stimulus est préalable-

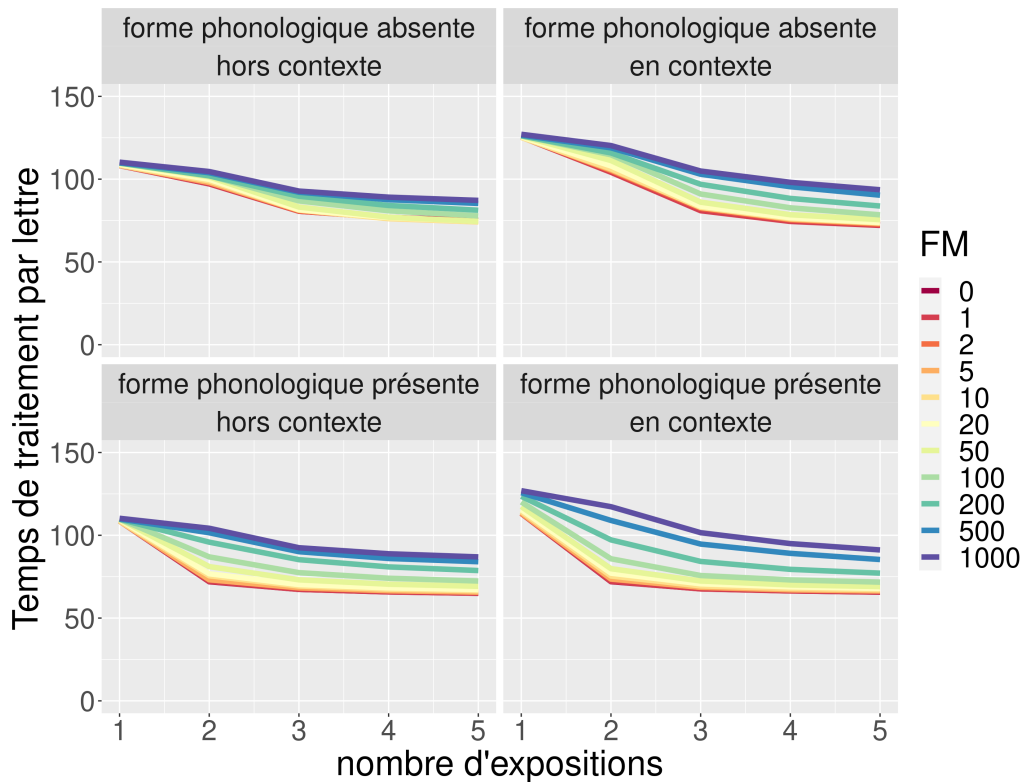


FIG. 7.19 : Évolution du temps de traitement par lettre (ordonnée) au cours des expositions (abscisse) en fonction de la fréquence minimale orthographique (FM, couleurs des courbes), hors contexte (gauche) et en contexte (droite), pour les mots PhonN (ligne du haut) et PhonC (ligne du bas)

ment connue. Ainsi, à la première exposition, en situation hors contexte et PhonN, nous observons 2 itérations de différence entre les deux conditions extrêmes de taille du lexique (lexique entier et $FM = 1\ 000$) et cette différence augmente pour atteindre 8 itérations à la deuxième exposition. En revanche, en contexte et en condition PhonC, la différence est déjà de 13 itérations à la première exposition, et atteint 44 itérations à la deuxième exposition.

Pour résumer, il semblerait donc que plus le niveau des connaissances orthographiques est élevé, plus la combinaison de la présence du contexte et de la connaissance préalable de la forme phonologique du mot à apprendre permet d'accélérer le traitement du stimulus, dès la deuxième exposition à un nouveau mot. Pour les plus faibles niveaux de connaissances orthographiques, ces deux éléments n'accélèrent pas la diminution des temps de traitement au cours des expositions.

7.5.3.6 Bilan

Cette simulation avait pour objectif d'étudier l'impact de la fréquence minimale orthographique (permettant de faire varier la taille du lexique et donc le niveau de connaissances orthographiques du modèle) sur les performances du modèle BRAID-Acq lors de la lecture et l'apprentissage de nouvelles formes orthographiques. Nous discuterons d'abord l'effet du niveau de connaissances orthographique en tant que tel, puis l'influence du contexte et de la connaissance préalable de la forme phonologique en fonction du niveau de connaissances orthographiques.

Les simulations ont montré que la lecture et l'apprentissage étaient de plus en plus souvent incorrects à mesure que le niveau de connaissances orthographiques du modèle diminue, ce qui appuie l'hypothèse H4 testée par nos simulations. Cependant, les capacités de lecture de nouveaux mots

semblent relativement préservées même avec un faible niveau de connaissances orthographiques, c'est-à-dire lorsqu'une petite partie du lexique est conservée (typiquement 20 %). Ces données sont cohérentes avec des études comportementales montrant que les enfants apprenant à lire sont capables d'utiliser à bon escient une stratégie d'analogie de rime tôt dans leur apprentissage (Bosse et al., 2003; Brown & Deavers, 1999).

Par ailleurs, nous avons observé que la dégradation des performances due au niveau de connaissances orthographique est plus faible en présence de contexte et lorsque la forme phonologique du stimulus est connue, ce qui appuie l'hypothèse H4 testée par nos simulations. De plus, cela suggère que si le contexte peut aiguiller la lecture, alors il n'est pas nécessaire que les connaissances orthographiques d'un lecteur soient extrêmement développées pour que l'apprentissage incident puisse être correct. Ce résultat est en accord avec l'hypothèse de décodage partiel de Share (1995). En particulier, ces données suggèrent qu'un mécanisme de type « lecture par analogie » peut se révéler relativement efficace tôt dans l'apprentissage de la lecture si les conditions favorables à l'apprentissage (apprentissage de la forme phonologique du mot, présence de contexte) sont réunies. Enfin, le fait que l'apport des tentatives de correction de prononciation soit le plus fort pour les niveaux moyens de connaissances orthographiques du modèle est en accord avec les données de Chapman (1998), qui montrent que le contexte est le plus utile pour les lecteurs intermédiaires.

Enfin, il semblerait qu'avec le lexique le plus réduit utilisé dans nos simulations ($FM = 1\ 000$, soit un lexique d'environ 100 mots), la prononciation apprise est quasiment systématiquement incorrecte. Cela suggère qu'au début de l'apprentissage de la lecture, quasiment aucune prononciation correcte ne peut être apprise de manière incidente. Cependant, la méthode de réduction du lexique proposée ici (inclusion dans le lexique en fonction de la fréquence) ne conserve vraisemblablement pas les mots auxquels les enfants sont exposés en début d'apprentissage. Si les mots étaient introduits progressivement en fonction des besoins (ce que font en général les méthodes de lecture), alors un comportement très différent devrait être observé et l'apprentissage serait vraisemblablement plus souvent correct.

Chapitre 8

Discussion

8.1 Principales contributions

L'objectif principal de ce travail de thèse était de développer un modèle computationnel d'apprentissage incident de la lecture, nommé BRAID-Acq. Il se base à la fois sur le modèle BRAID-Learn d'apprentissage orthographique (Ginestet, 2019) et sur le modèle BRAID-Phon de lecture à voix haute (Saghiran, 2021), ces deux modèles étant tous les deux issus du modèle BRAID de reconnaissance visuelle de mots (Phenix, 2018).

Nous avons tout d'abord décrit la théorie d'auto-apprentissage développée par Share (1995), ainsi que son implémentation au sein de modèles computationnels d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014). Une analyse critique de cette théorie et des limites de son implémentation nous a permis de dégager trois questions théoriques concernant l'apprentissage incident de nouveaux mots : Q1) Quelles sont les unités impliquées dans le traitement des nouveaux mots? Q2) Quelles sont les connaissances impliquées dans le traitement de nouveaux mots? et Q3) Quels éléments viennent favoriser l'apprentissage lorsque la prononciation du nouveau mot est imprévisible?

Une revue de littérature portant sur les deux premières questions (Q1 et Q2) montre que la pertinence du graphème en tant qu'unité par excellence du décodage est débattue et que la lecture, même de mots nouveaux, pourrait se faire par analogie aux connaissances lexicales. Pourtant, les deux modèles d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014) se placent dans le cadre théorique de l'architecture double-voie (Coltheart et al., 2001; Perry, Ziegler, & Zorzi, 2010) qui suppose que des traitements différents sont mis en jeu lors de la lecture de mots connus et de mots nouveaux, et notamment, que le graphème est central pour la lecture de nouveaux mots. Ainsi, la lecture de mots nouveaux impliquerait une étape de segmentation graphémique et reposerait sur des connaissances explicites sur les relations entre les graphèmes et les phonèmes, connaissances indépendantes du lexique. Dans cette thèse, nous avons souhaité évaluer l'hypothèse selon laquelle un traitement uniquement lexical ne reposant sur aucune unité psycholinguistique prédéfinie, mais utilisant l'attention visuelle pour « segmenter » le stimulus, est en mesure de simuler un apprentissage orthographique incident réussi. C'était notre hypothèse H1.

De plus, une analyse des implémentations des modèles double-voie d'auto-apprentissage a mis en évidence que pour adapter leur comportement, ils ont recours à des informations qui ne peuvent être légitimement supposées connues d'un lecteur en situation d'apprentissage incident. Par exemple, les deux modèles partent du postulat que la forme phonologique du stimulus est connue. Or, un lecteur ne peut pas faire l'hypothèse a priori que tout mot qu'il rencontre par écrit est nécessairement un mot qu'il connaît déjà à l'oral. De plus, le contexte du modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) fournit des informations qui sont toujours correctes et non ambiguës sur la présence d'une erreur, lui permettant de bloquer son apprentissage en cas d'erreur de décodage. Au cours de cette thèse,

nous avons évalué l'hypothèse selon laquelle il est possible d'apprendre correctement et de renforcer ses connaissances orthographiques au cours des expositions, en utilisant toujours les mêmes mécanismes d'apprentissage, sans information explicite permettant de s'adapter face à une erreur de prononciation ou lorsque la forme phonologique du stimulus n'est pas préalablement connue. C'était notre hypothèse H2.

Par ailleurs, la revue de littérature portant sur la troisième question (Q3) a montré que la connaissance préalable de la forme phonologique du mot et la présence de contexte sont des facteurs qui facilitent l'apprentissage des mots nouveaux, même si aucun de ces facteurs n'est indispensable à un apprentissage réussi. Pourtant, dans les modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), ces deux éléments sont supposés, pour simuler l'apprentissage. Dans cette thèse, nous avons souhaité évaluer l'hypothèse selon laquelle ces deux éléments facilitent l'apprentissage, sans être nécessaires : plus précisément, la connaissance de la forme phonologique d'un mot devrait faciliter sa lecture et son apprentissage, même hors contexte, mais d'autant plus lorsque le contexte est présent ; de plus, le contexte ne devrait pas dégrader la lecture et l'apprentissage des mots sans forme phonologique préalable. C'était notre hypothèse H3.

La revue de littérature suggère également que la connaissance de la forme phonologique et la présence de contexte sont d'autant plus importants que prononcer le nouveau mot est difficile (par exemple pour les mots inconsistants graphémiques, dans les langues opaques et lorsque les connaissances lexicales orthographiques sont plus limitées). La théorie d'auto-apprentissage propose que ces éléments permettraient de désambigüiser la lecture des nouveaux mots difficiles. Les modèles computationnels existants n'abordent pas ces questions. Nous avons souhaité les explorer avec notre modèle computationnel. C'était notre hypothèse H4.

Nous avons proposé un nouveau modèle computationnel probabiliste d'auto-apprentissage nommé « BRAID-Acq » de type simple voie. Le modèle dispose d'un sous-modèle attentionnel se déclinant au niveau visuel et phonologique qui permet notamment de mettre en relation des segments orthographiques et phonologiques. Il simule la dynamique de l'exploration visuo-attentionnelle au cours du traitement. Ce modèle a été développé en essayant à la fois de faire le moins d'hypothèses spécifiques au système de lecture et de le rendre flexible et adaptable aux différentes situations d'apprentissage rencontrées.

Dans une version préliminaire de BRAID-Acq, purement visuelle, nous avons montré que le modèle est capable de simuler l'évolution des comportements visuo-attentionnels lors de l'exposition répétée à des mots nouveaux. Nous avons montré que cette évolution varie selon les paramètres attentionnels du modèle et qu'elle est compatible avec les données comportementales existantes.

Les simulations suivantes ont été effectuées avec le modèle BRAID-Acq étendu, incluant les branches orthographique et phonologique. Elles ont montré que le modèle parvient à lire correctement une large proportion de mots nouveaux sans mettre en jeu de conversions graphème-phonème et sans spécifier d'unité orthographique a priori. Le score obtenu est comparable à celui obtenu sur les mêmes items par le modèle double-voie de lecture CDP++ (Perry et al., 2014). Cela démontre, selon nous, que la segmentation graphémique n'est pas un pré-requis indispensable à la lecture de nouveaux mots (H1). Nous avons également montré que les informations apportées par le contexte permettent au modèle BRAID-Acq de s'adapter aux différentes situations rencontrées, et de mettre en oeuvre les mêmes traitements, que la prononciation proposée soit correcte ou non. Cela est notamment rendu possible grâce aux mécanismes d'évaluation de la nécessité et de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation (H2). De plus, les effets positifs de la connaissance préalable de la forme phonologique du mot et de la présence du contexte ont bien été reproduits (H3). En particulier, nous avons montré que le contexte est d'autant plus déterminant pour prononcer et apprendre correctement des mots difficiles à prononcer, mais qu'une prononciation trop éloignée de la prononciation attendue empêche le contexte de désambigüiser la prononciation. Ce dernier cas

s'est produit lorsque le niveau de connaissances orthographiques du modèle était trop faible. En revanche, l'effet de l'imprévisibilité des mots inconsistants graphémiques ou de l'opacité d'une langue comme l'anglais a semblé plus petit, et le contexte peut continuer de jouer un rôle facilitateur (H4).

Une synthèse des différents effets reproduits par le modèle BRAID-Acq et par les deux autres modèles d'auto-apprentissage se trouve Table 8.1. Dans la suite de cette discussion, nous reviendrons d'abord sur les hypothèses testées à travers nos simulations (les hypothèses ne seront pas toujours discutées séparément, parce qu'elles sont parfois liées). Comme une confrontation aux données comportementales a déjà été faite dans les bilans des simulations, nous comparerons ici systématiquement nos résultats aux modèles double-voie d'auto-apprentissage, et formulerons des ouvertures pour chacune de ces questions. Ensuite, nous comparerons la structure de notre modèle avec celle des modèles « classiques » de lecture et d'apprentissage, pour préciser nos positions théoriques.

TABLE 8.1 : Synthèse des effets reproduits par les trois modèles computationnels d'apprentissage incident : le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018), le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) et le modèle BRAID-Acq.

	ST-DRC	PDST-CDP++	BRAID-Acq
Décodage d'un lexique entier	X	X	X
Apprentissage d'un lexique entier	X	X	
Apprentissage de mots irréguliers	X		X
Lecture de pseudo-mots	X	X	
Effet de la présence du contexte	X		X
Effet des paramètres du contexte	X	X	X
Effet de la connaissance orale			X
Effet de l'opacité de la langue			X
Effet du niveau de connaissances	X		X
Erreurs possibles	X		X
Effet d'une erreur sur l'apprentissage		X	X
Pathologie / dyslexie		X	

8.2 Les mécanismes de lecture de nouveaux mots

Dans cette partie, nous revenons sur les mécanismes de lecture des nouveaux mots, en particulier sur les éléments de réponse apportés à nos questions théoriques Q1 et Q2, sur les unités et les connaissances impliquées dans le traitement de nouveaux mots.

8.2.1 Lire des nouveaux mots sans segmentation graphémique

Les modèles double-voie de lecture font l'hypothèse que la lecture de nouveaux mots se fait par application de conversions graphèmes-phonèmes (Coltheart & Rastle, 1994; Coltheart et al., 2001; Perry et al., 2007, 2010), et les deux modèles computationnels existants d'auto-apprentissage reprennent cette hypothèse (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014). Dans ce cadre théorique, la difficulté pour lire un item est souvent résumée à la prévisibilité du lien entre les graphèmes et les phonèmes de cet item. Cela omet une dimension importante de la procédure de lecture de nouveaux mots dans ces modèles : la difficulté liée à la segmentation graphémique.

Par exemple, prenons le mot français « banane ». Prononcer correctement ce mot s'il n'a pas été appris, et en particulier ses voyelles, est difficile, car la prise en compte du contexte intra-mot se fait en plusieurs étapes : la voyelle décontextualisée « a » suggère le phonème /a/ ; la prise en compte de la consonne « n » suivant le « a » suggère plutôt le phonème /ã/ ; enfin, la prise en compte de la voyelle « a » suivante suggère de revenir à la prononciation /a/ initiale. Cet exemple montre que même des règles décontextualisées de type $a \rightarrow /a/$ sont finalement des règles contextuelles, car leur application suppose l'absence d'un contexte invoqué dans des règles contextualisées comme $an \rightarrow /ã/$. Certains mots nous apparaissent comme simples à lire, mais avoir la certitude qu'ils sont lus de manière simple nécessite finalement des connaissances complexes. Comme nous l'avons vu au début de ce manuscrit, les modèles double-voie d'auto-apprentissage contournent cette facette des difficultés d'apprentissage car la segmentation graphémique leur est directement fournie, et l'incertitude sur la prononciation du mot « banane » disparaît donc totalement.

Les simulations avec le modèle BRAID-Acq ont mis en lumière le fait que le modèle parvient à utiliser le contexte intra-mot pour identifier les phonèmes d'un nouveau mot. Cependant, il ne va généralement pas successivement identifier un phonème par une identification non contextualisée, puis se raviser lorsque plus de lettres sont identifiées. Il va plutôt estimer que plusieurs prononciations sont envisageables et se décider par la suite. Par exemple, au cours du traitement du mot « banane », le modèle commence par hésiter entre les phonèmes /a/ et /ã/. Après la seconde fixation, les lettres constituant le contexte intra-mot ont été suffisamment bien perçues, et le modèle se décide pour le phonème /a/. Cette prise de décision est facilitée par le caractère non-binaire de la distribution d'attention visuelle : contrairement à une réelle procédure de segmentation, qui induit un traitement par groupement de lettres, ici, les lettres éloignées du focus attentionnel reçoivent certes peu d'attention, mais suffisamment pour orienter la lecture vers le phonème correct ; de plus, la connaissance accumulée par les fixations précédente dans les lettres perçues pallie la quantité attentionnelle limitée.

Cet exemple montre que le modèle BRAID-Acq est capable, sans segmentation graphémique, de capturer des régularités statistiques plus variées que seulement des régularités entre les graphèmes et les phonèmes. D'ailleurs, dans le modèle, la régularité ne semble pas toujours pertinente pour caractériser la difficulté à lire un item : un mot régulier n'est pas toujours facile à lire, notamment lorsqu'il contient des graphèmes complexes, complexifiant la procédure de segmentation graphémique, ou lorsqu'il contient des graphèmes peu fréquents, qui sont donc peu familiers. Par exemple, la liste de mots réguliers créée pour les simulations contenait les items « vingt », « ébahi », « pamphlet », « mangeoire », « macchabée » et « néanmoins », qui sont vraisemblablement difficiles à lire. La présence de tels exemples dans nos stimuli permet d'expliquer pourquoi les mots « consistants graphémiques » ne sont pas mieux lus que des mots pris aléatoirement au sein du lexique. Par ailleurs, une large proportion des stimuli classés « inconsistants graphémiques » sont lus correctement par le modèle. Ainsi, nos simulations sont révélatrices de l'idée qu'il est plus difficile qu'il n'y paraît de définir précisément si la prononciation d'un mot est prévisible.

Pour conclure, nos simulations montrent que le modèle BRAID-Acq est capable d'extraire des régularités statistiques sur la façon dont se prononcent les mots d'une langue. Même si en pratique, une langue comme le français, l'allemand ou l'anglais, contient de nombreuses régularités au niveau du graphème, il n'est donc pas nécessaire de faire correspondre l'entrée visuelle à une structure rigide en graphèmes pour extraire ces régularités.

8.2.2 Différentes tailles de grain visuel

Dans les modèles double-voie, il y a une opposition binaire entre un niveau lexical, correspondant au mot tout entier, et un niveau sous-lexical, correspondant au niveau graphémique. La Grain Size

Theory (Ziegler & Goswami, 2005) suggère que dans les langues opaques notamment, une multiplicité de tailles de grain puissent être utilisées pour lire des nouveaux mots. En plus de la question des mécanismes de segmentation spécifiques à chaque taille d'unité se pose le problème du choix de l'unité. Faut-il commencer par des unités les plus larges possibles puis se raviser si le pattern à cette taille de grain ne paraît pas familier ?

Dans le modèle BRAID-Acq, il n'y a pas de frontière claire entre les différentes tailles d'unités à envisager. Tout traitement concerne une fenêtre de traitement pouvant aller de quelques lettres jusqu'au mot entier selon la distribution d'attention visuelle. La distinction terminologique entre « sous-lexical » et « lexical » ne semble plus primordiale. En un certain sens, tout traitement dans BRAID-Acq est « sous-lexical », sauf pour le cas particulier d'un mot court, qui peut être traité en une seule fixation visuo-attentionnelle. De plus, la taille du « grain de traitement » est d'abord déterminée par la distribution d'attention visuelle, car cette distribution définit le nombre de lettres qui seront bien perçues lors d'une fixation visuo-attentionnelle. Cependant, ce n'est pas tout : la méthode de comparaison entre les lettres perçues et les lettres des mots du lexique permet de faire varier la taille du grain des informations extraites, en privilégiant toujours un grain visuel plus large.

Par exemple, dans nos simulations, le mot « rime » est lu par analogie avec les mots « ride », « rire », « rite » lorsque l'attention est sur le début du mot, puis par analogie avec « cime », « dime », « lime » lorsque l'attention est plutôt portée sur la fin du mot. Dans notre modèle, les mots ayant le plus de poids lors de l'identification des phonèmes sont les mots partageant le plus de lettres avec l'entrée visuelle. Dans notre exemple, le grain de traitement est plutôt large, car l'entrée visuelle possède plusieurs voisins orthographiques, alors même que le mot pourrait être lu correctement en appliquant une stratégie à plus petit grain. De même, pour le mot « sage », la lecture se fait par analogie avec les mots « saga », « sale » au début du mot, puis « cage », « plage » à la fin du mot. Ici en revanche, la prise en compte du contexte intra-mot était nécessaire pour prononcer correctement la consonne « g ». Il semblerait donc que le modèle ne décide pas quand il est nécessaire de prendre en compte des éléments de contexte intra-mot, mais qu'il prenne par défaut en compte le contexte intra-mot le plus large possible.

Cependant, si l'on prend l'exemple du mot « svelte », la situation se complique, car ce mot n'a pas de voisin orthographique dans notre lexique. En particulier, le pattern orthographique « sv » en début de mot est inexistant. Ainsi, les mots sélectionnés lors de la première fixation (se faisant au début du mot) ont peu de lettres en commun avec le stimulus : « sceptre », « spectre », « sueur ». Cette situation pourrait donc correspondre à un traitement par « petit grain ». On remarque ici que les mots choisis sont toujours ceux ayant le maximum de lettres en commun avec l'entrée visuelle, même si les lettres ne sont pas consécutives : comme le pattern « sv » est inexistant, les mots considérés contiennent le pattern « s-e » (s suivi de n'importe quelle lettre suivie d'un e). Malgré la difficulté apparente, ce mot est correctement lu par le modèle BRAID-Acq, ce qui montre que le modèle peut lire correctement un mot même lorsqu'aucune analogie n'est possible à un grain aussi large que celui de la rime. Cependant, des erreurs apparaissent souvent lorsqu'un mot ne possède pas de mot orthographiquement similaire, comme le mot « aphte », pourtant régulier.

Pour résumer, le modèle BRAID-Acq fait varier la taille de grain utilisée en prenant en compte le pattern orthographique le plus large possible, sans adapter son comportement uniquement lorsque la prise en compte du contexte intra-mot est nécessaire pour lire correctement le mot. Si aucun pattern large ne correspond, le modèle se contente de patterns orthographiques de plus petite taille. De plus, nos exemples illustrent que les patterns utilisés ne sont pas forcément contigus à l'intérieur d'un mot. Ainsi, le modèle n'a pas besoin de s'aligner finement sur des unités de taille de grain variées, en plaçant son focus attentionnel précisément au début d'un graphème ou d'une syllabe. Cela nous paraît plus parcimonieux que de supposer qu'un lecteur adapterait une stratégie différente en fonction du mot, et serait pour cela capable de sélectionner lui-même la stratégie à appliquer, et

les unités psycholinguistiques pertinentes, avant d'avoir l'identité du mot.

8.2.3 Limites et Perspectives

8.2.3.1 Apprentissage à partir d'un lexique orthographique appauvri

Mise à part la simulation concernant l'influence du niveau de connaissances orthographiques sur les performances du modèle (voir Section 7.5.3), toutes nos simulations ont été conduites avec un lexique orthographique et un lexique phonologique experts. Nous avons donc essentiellement simulé l'apprentissage incident chez le lecteur expert. De plus, dans toutes nos simulations, nous avons simulé un apprentissage « item par item », pour lequel un mot est retiré du lexique pour être appris tout en conservant le reste du lexique inchangé. En conséquence, les représentations orthographiques sont toutes extrêmement précises, car ce sont celles de la version experte du modèle. Or, il est certain qu'un enfant qui apprend à lire ne va pas apprendre un mot jusqu'à le maîtriser parfaitement, puis passer au suivant etc. En début d'apprentissage, il va plutôt simultanément apprendre un grand nombre de mots, qui auront potentiellement tous une trace orthographique imprécise lors de l'apprentissage d'autres mots. Cela peut avoir un impact sur l'apprentissage, et en particulier créer des confusions, notamment lorsque plusieurs mots proches, comme des voisins orthographiques, sont appris sur une même période. En pratique, c'est le rôle de l'enseignant de choisir l'ordre dans lequel les mots sont présentés aux lecteurs débutants, pour éviter des confusions.

Il serait donc intéressant de simuler l'apprentissage dès son commencement, en partant de connaissances orthographiques rudimentaires, pour construire graduellement des connaissances orthographiques sur un lexique entier. Ce travail serait techniquement intéressant, notamment pour comparer le comportement du modèle dans plusieurs configurations : apprentissage simultané de plusieurs mots orthographiquement et/ou phonologiquement proches, ou au contraire apprentissage simultané de mots orthographiquement et/ou phonologiquement très différents, puis seulement après un temps, introduction de mots similaires ; introduction progressive de mots irréguliers et de ceux contenant des graphèmes complexes, ou au contraire introduction dès le début d'un matériel représentatif de la variété observée dans la langue.

Cependant, effectuer ce travail est techniquement difficile, parce qu'en début d'apprentissage, les connaissances orthographiques du modèle sont rudimentaires, et ce dernier peut s'appuyer sur peu de mots pour calculer la prononciation du nouveau mot présenté. Le modèle BRAID-Acq subirait ici une limitation technique concernant son codage positionnel strict des représentations lexicales orthographiques et phonologiques du modèle. En effet, dans la version actuelle du modèle, une représentation orthographique ou phonologique est définie comme une suite de lettres ou de phonèmes, et la comparaison entre deux représentations se fait directement en comparant, position par position, les lettres ou phonèmes des deux représentations. En conséquence, il n'est pas possible de comparer des représentations orthographiques et phonologiques de longueur différente, ni de comparer la fin d'un mot avec le début d'un autre. Ceci limite drastiquement le nombre de comparaisons possibles. De plus, comme le mentionnait déjà Plaut, McClelland, Seidenberg, and Patterson (1996) il y a plusieurs décennies, les régularités statistiques de la langue sont dispersées au sein des différentes positions, ce qui rend difficile l'exploitation « comme un humain » de toutes les régularités statistiques, lorsque le codage positionnel est strict. Ce problème a été appelé le « problème de dispersion » (Plaut et al., 1996).

Dans le modèle BRAID-Acq, nous avons donné la possibilité au modèle d'effectuer des comparaisons avec des mots de longueur orthographique $+1/-1$ par rapport au stimulus, ce qui améliore nettement les performances du modèle mais induit un coût calculatoire supplémentaire important, car de nombreux alignements entre séquences de longueurs différentes sont à envisager. Par exemple, en considérant seulement les mots à distance 1 en longueur orthographique (par exemple, les mots

de longueur 4 et 6 pour lire un mot de longueur 5, soit 2 classes de longueur), et en effectuant seulement 2 alignements simples (alignement gauche et alignement droit), le coût de calcul est déjà environ $1 + 2 * 2 = 5$ fois plus important que le coût associé à un calcul positionnel ne considérant qu'une classe de longueur. Effectuer des comparaisons impliquant des classes de longueur supplémentaires, et éventuellement des alignements plus variés, aurait un coût de calcul inenvisageable pour un lexique de la taille de celui du lecteur expert. En revanche, de tels calculs seraient envisageables lorsque la taille du lexique est raisonnable. Cela nous permettrait éventuellement de simuler l'apprentissage dès son commencement. Pour résoudre ce problème technique dans sa généralité, en revanche, des solutions pourraient être étudiées, comme des méthodes d'inférence approximées ou à précision variable.

8.2.3.2 Variation de la distribution d'attention visuelle

La Grain Size Theory (Ziegler & Goswami, 2005) fait l'hypothèse qu'un enfant qui apprend à lire adapte sa stratégie de lecture en fonction de sa langue : plus elle est opaque, plus il va être encouragé à se reposer sur des unités plus larges que le graphème. Lallier and Carreiras (2018) reprennent cette théorie et font un lien entre l'opacité d'une langue et la taille du « grain visuel » nécessaire pour lire correctement des nouveaux mots. Ainsi, un grain visuel plus large serait encouragé pour lire dans une langue opaque comme l'anglais, idée soutenue par des études comportementales montrant que l'effet de longueur est plus fort en allemand qu'en anglais (Rau et al., 2015).

Au cours des simulations avec le modèle BRAID-Acq, nous avons fixé les valeurs de quantité d'attention Q_A et dispersion attentionnelle σ_A à 1 toutes les deux, pour toute la durée de la simulation. Ainsi, nous n'avons pour l'instant pas étudié l'influence des différentes stratégies de lecture suggérées par les études comportementales sur les performances du modèle en lecture de nouveaux mots. De plus, en utilisant une distribution attentionnelle identique à travers nos simulations dans les trois langues étudiées, nous avons simulé des temps de traitement par lettre plus élevés en anglais qu'en allemand et en français, ce qui est contraire au pattern observé comportementalement (Rau et al., 2015). Néanmoins, il nous semble probable que des variations dans les distributions d'attention visuelle expliqueraient les patterns observés comportementalement.

Il serait envisageable d'approfondir notre étude des différences entre les langues, en vérifiant notamment l'influence de la distribution visuo-attentionnelle sur les résultats à travers des langues d'opacité variée. Nous espérons observer qu'étendre la distribution visuo-attentionnelle est plus profitable dans une langue opaque comme l'anglais que dans une langue plus transparente comme l'allemand. En raison du grand nombre de graphèmes complexes en français, nous faisons l'hypothèse qu'une distribution visuo-attentionnelle plutôt étendue est également nécessaire pour lire correctement des nouveaux mots en français. Si les performances du modèle sont en concordance avec les prédictions expérimentales, nous envisageons de développer une stratégie d'adaptation sur le long terme, qui permettrait au modèle d'adapter les paramètres visuo-attentionnels choisis en fonction du matériel qui lui est présenté au cours de son apprentissage. Cet algorithme pourrait s'inspirer de l'algorithme d'adaptation de la dispersion visuo-attentionnelle utilisé dans le modèle BRAID-Learn. Cet algorithme, développé pour un modèle purement visuel, utilise des critères reposant uniquement sur la perception des lettres, et n'a donc pas pu être réutilisé tel quel dans le cadre de nos simulations avec le modèle BRAID-Acq. De plus, une adaptation rapide de cet algorithme en utilisant un critère reposant sur l'identification des phonèmes n'a pas donné de bons résultats, un travail supplémentaire serait donc nécessaire pour envisager une telle adaptation.

De plus, dans la lignée des simulations conduites avec le modèle BRAID-Learn, nous aimerions étudier l'influence des paramètres visuo-attentionnels sur l'apprentissage de nouveaux mots, au sein d'un modèle comportant cette fois un module phonologique. Comme l'introduction de la phonologie dans le cadre de l'apprentissage incident de nouveaux mots présente des défis nouveaux par rapport

à un modèle purement visuel, notamment la gestion de l'imprévisibilité des relations entre l'écrit et l'oral, la distribution d'attention, et en particulier la quantité d'attention, devrait impacter les performances du modèle d'une manière qui ne pourrait être prédite à partir des simulations avec le modèle BRAID-Learn.

De telles simulations ouvriraient la voie pour des premières simulations de comportements pathologiques durant l'apprentissage de la lecture. Plus précisément, l'hypothèse visuo-attentionnelle de la dyslexie suggère qu'il serait pertinent de simuler notre modèle avec une quantité attentionnelle particulièrement réduite.

8.2.3.3 Couplage entre attention visuelle et attention phonologique

Dans le modèle BRAID-Acq, la segmentation ne repose sur aucune unité psycholinguistique pré-définie. En revanche, la portion du stimulus traitée est définie par la distribution d'attention visuelle d'une part, et la distribution d'attention phonologique d'autre part. La distribution d'attention phonologique est le pendant de la distribution d'attention visuelle et permet de déterminer quelle est la portion phonologique correspondant au segment orthographique traité. Les simulations ont montré qu'avec un couplage simple entre les deux distributions attentionnelles, combinant d'une part, une relation statistique entre les longueurs orthographiques et phonologiques des mots et, d'autre part, un critère d'incertitude sur l'identité des phonèmes du stimulus, l'approximation de la position phonologique obtenue est suffisamment précise pour prononcer correctement la plupart des nouveaux mots.

Cependant, nous avons empiriquement observé qu'une partie non négligeable des erreurs de prononciation du modèle est liée à un mauvais couplage entre l'attention visuelle et l'attention phonologique, notamment lorsque des régressions sur le mot, c'est-à-dire des déplacements visuo-attentionnels vers la gauche, sont nécessaires. Dans ce cas-là, nous avons observé que le critère d'incertitude sur l'identité des phonèmes semble peu pertinent. Ainsi, nous souhaitons étudier plus finement le lien entre les deux distributions d'attention, pour diminuer la fréquence de ce type d'erreurs, tout en conservant l'idée qu'un alignement parfait entre les deux distributions d'attention visuelle n'est pas indispensable pour lire correctement des nouveaux mots.

8.3 Les mécanismes de l'apprentissage incident

Nous avons vu précédemment que le modèle BRAID-Acq parvient à apprendre correctement des nouveaux mots de manière incidente avec un traitement unique, malgré la diversité des situations rencontrées. De plus, il reproduit correctement les effets de la connaissance de la forme orale et de la présence du contexte sur l'apprentissage incident de nouveaux mots, et reproduit qualitativement les tendances attendues en faisant varier les paramètres du contexte. Nous allons maintenant comparer notre implémentation et nos résultats aux autres modèles computationnels, en particulier aux autres modèles computationnels d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014).

8.3.1 L'unicité des traitements du modèle

Les simulations avec le modèle BRAID-Acq ont montré que le modèle parvenait effectivement à apprendre de manière incidente des nouveaux mots sans savoir si leur forme phonologique est connue, et que cela est notamment facilité par la présence de contexte. En effet, apprendre des mots indépendamment de la connaissance de leur forme phonologique est certes possible hors contexte, mais dans ce cas-là, pour apprendre correctement un mot dont la forme phonologique est connue, une prononciation partiellement correcte n'est alors généralement pas suffisante. Dans ce cas-là, le modèle

BRAID-Acq va plutôt catégoriser le stimulus comme phonologiquement nouveau et créer une nouvelle forme lexicale phonologique. Si le modèle BRAID-Acq était calibré autrement (en augmentant les flux de rétroaction lexicale), l'association avec une forme lexicale phonologique serait facilitée, et apprendre malgré une erreur de prononciation serait donc facilité. Cependant, cela aurait également pour conséquence de faciliter l'association avec une forme phonologique existante lors de la lecture d'un mot sans forme phonologique préalablement connue, et d'induire des erreurs de lexicalisation. Il semblerait donc qu'il y ait un compromis à trouver entre le risque de lexicalisation et la facilité à apprendre lorsque la prononciation est incorrecte. Comme les deux modèles d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014) ne simulent pas l'apprentissage incident sans forme phonologique préalablement connue, il n'y a aucun compromis à trouver entre ces deux situations, et leur apprentissage incident est rendu possible en permettant simplement de faciliter l'association avec une forme lexicale phonologique existante.

Dans le modèle BRAID-Acq, la flexibilité nécessaire à l'apprentissage de tous types de stimuli est principalement rendue possible par l'évaluation de la plausibilité des tentatives de correction de prononciation. Cette évaluation se fait dans le cadre d'un mécanisme de correction de prononciation, récemment suggéré par des données comportementales (Murray et al., 2022) et pour la première fois implémenté au sein d'un modèle computationnel. Les simulations ont montré que ce mécanisme permet effectivement de différencier un mot phonologiquement connu et mal prononcé d'un mot phonologiquement inconnu. Une prononciation approximative peut ainsi être suffisante pour apprendre correctement un mot dont la forme phonologique est connue, car les tentatives de correction de prononciation sont souvent conservées pour ces items. De plus, les stimuli dont la forme phonologique n'est pas connue sont rarement lexicalisés par le modèle, car les tentatives de correction de prononciation sont généralement rejetées pour ces items.

Ainsi, ce nouveau mécanisme de correction de prononciation confère au modèle BRAID-Acq une plus grande flexibilité que les deux autres modèles d'auto-apprentissage. Néanmoins, cela se fait au détriment de la simplicité du modèle, et en particulier de la simplicité de la modélisation des effets contextuels. En effet, le contexte du modèle BRAID-Acq agit à trois étapes d'une exposition à un mot. 1) Au cours du traitement initial, les identifications orthographique et phonologique des mots du contexte sont favorisées. 2) Au cours du post-traitement, le contexte permet l'évaluation de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation. 3) Lors de l'évaluation de la nouveauté du stimulus, le mécanisme d'appartenance contextuelle permet éventuellement de catégoriser un stimulus comme connu.

Au contraire, les deux autres modèles d'auto-apprentissage modélisent un contexte simple dont l'unique action a lieu après la génération de la prononciation calculée. Dans ces modèles, rajouter un mécanisme de correction de prononciation pour simuler l'apprentissage de mots dont la forme phonologique est connue aurait pour principal effet de complexifier inutilement le modèle. A cet égard, ces deux modèles rendent compte des effets contextuels plus simplement que le modèle BRAID-Acq. Cependant, comme l'apprentissage sans forme phonologique préalable n'est pas simulé par ces deux modèles, l'apprentissage incident simulé nous paraît également moins plausible. Par ailleurs, comme détaillé précédemment, le contexte du modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) nous paraît également peu informatif, car les mécanismes d'action du contexte ne sont pas explicités. Pour conclure, les traitements du modèle BRAID-Acq sont moins spécifiques à la situation rencontrée et nous paraissent plus plausibles, mais ils sont plus complexes que ceux des modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014).

8.3.2 La connaissance de la forme orale

Dans les deux modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), l'impact de la connaissance de la forme orale du stimulus sur l'apprentissage ne peut pas être étudié car il n'est pas possible de comparer l'apprentissage du modèle avec et sans cette connaissance. Cependant, il est tout de même possible d'analyser le rôle joué par cette connaissance au moment de l'apprentissage. Dans les deux modèles, les connaissances phonologiques du modèle n'interviennent qu'après le calcul de la prononciation, en permettant simplement d'identifier le stimulus sur la base de cette approximation. Elles n'influencent donc d'aucune manière le calcul de la prononciation approximative.

Dans le modèle BRAID-Acq, la connaissance de la forme orale du stimulus joue déjà un rôle au moment du calcul de la prononciation, car en fonction de la familiarité phonologique du stimulus, une rétroaction lexicale phonologique peut avoir lieu. Les simulations avec le modèle BRAID-Acq ont montré que cette rétroaction lexicale phonologique permettait d'améliorer la prononciation calculée par le modèle, tout particulièrement pour des mots difficiles comme des mots inconsistants graphémiques et des mots d'une langue opaque comme l'anglais. Parallèlement, la rétroaction lexicale ne semble pas induire de lexicalisations massives. Ainsi, le comportement du modèle BRAID-Acq est à rapprocher du modèle de Plaut et al. (1996), qui comporte un bassin d'attraction phonologique permettant à la fois d'« attirer » les activations du réseau vers les activations d'entrées lexicales connues lorsque le stimulus correspond à une entrée phonologique connue, sans trop lexicaliser lorsque ce n'est pas le cas.

8.3.3 Le contexte

Dans les chapitres précédents, nous avons vu que l'information fournie par le contexte dans le modèle PDST-CDP++ (Ziegler et al., 2014) est toujours non ambiguë et ne laisse aucune possibilité de faire une erreur d'apprentissage. En particulier, aucune erreur de lexicalisation n'est observée même lorsque le contexte est fort. Les effets de contexte simulés par le modèle PDST-CDP++ paraissent donc peu réalistes. Par ailleurs, le paramètre définissant la force du contexte dans le modèle PDST-CDP++ n'est pas directement interprétable, et les résultats obtenus sont donc difficilement comparables à ceux obtenus avec le modèle BRAID-Acq. Dans cette partie, nous nous concentrerons donc sur la comparaison de nos résultats avec ceux issus des simulations avec le modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018).

La structure du contexte du modèle ST-DRC (Pritchard et al., 2018) est relativement similaire à celle du contexte implémenté dans le modèle BRAID-Acq. D'ailleurs, le contexte du modèle BRAID-Acq s'inspire directement du modèle ST-DRC. En effet, les deux modèles ont un paramètre définissant le nombre de mots faisant partie du contexte : dans le modèle ST-DRC, il s'agit du paramètre N_C (l'ambiguïté du contexte); dans le modèle BRAID-Acq, il s'agit du paramètre N_S (la taille du contexte). La valeur de ce paramètre peut donc être directement comparée entre les deux modèles. Par ailleurs, les deux modèles ont un paramètre de force du contexte : dans le modèle ST-DRC, il s'agit de l'excitation supplémentaire reçue par les mots du contexte (*ContextInput2Semantic*); dans le modèle BRAID-Acq, il s'agit du rapport de probabilité entre les mots du contexte et les autres mots dans la distribution lexicale sémantique (p_S). Ces deux paramètres de force ne représentent cependant pas la même quantité et ne peuvent donc pas être comparés directement. Évidemment, la comparaison des résultats des deux modèles n'est possible que pour la simulation de la lecture des mots dont la forme phonologique est connue, puisque c'est la situation traitée par le modèle ST-DRC.

Les simulations avec les deux modèles ont montré que le contexte permet d'apprendre correctement des mots lorsqu'il reste de l'incertitude sur leur prononciation, notamment des mots irréguliers

ou lorsque les connaissances (lexicales ou sous-lexicales) du modèle sont tronquées. De plus, les simulations avec les deux modèles ont montré que les performances se dégradent lorsque la force et la taille (ou l'ambiguïté pour le modèle ST-DRC) du contexte augmentent.

Cependant, les simulations avec le modèle ST-DRC montrent que la dégradation des performances liée à la taille du contexte sont déjà nettes à partir d'un contexte de petite taille (environ 3). Même si nous ne savons pas si des données comportementales précises existent à ce sujet, il nous semble plausible qu'en situation réelle, une dizaine d'items puisse être suggérée par le contexte, sans que cela perturbe gravement la lecture. Par ailleurs, même lorsque les connaissances du modèle ST-DRC sont tronquées, le contexte semble avoir un effet en moyenne positif sur les performances du modèle, tous mots confondus, cet effet est en revanche en moyenne négatif lorsque toutes les connaissances du modèle sont préservées. Cette dégradation globale est due au fait que la lecture des mots réguliers est fréquemment dégradée par la présence de contexte, et que les mots réguliers sont plus nombreux que les mots irréguliers. Même si des erreurs d'apprentissage liées au contexte sont évidemment plausibles chez le lecteur expert, il nous semble qu'il devrait exister une plage de paramètres pour laquelle l'apprentissage de mots réguliers ne devrait pas ou peu être dégradé, alors que l'apprentissage de mots irréguliers devrait être facilité. L'existence d'une telle plage de paramètres serait cohérente avec des données comportementales ne montrant pas d'effet négatif du contexte sur l'apprentissage de mots réguliers chez le lecteur expert (Wegener, Beyersmann, Wang, & Castles, 2022). Nous n'avons pas toutes les données à disposition pour affirmer qu'une telle plage de paramètres n'existe pas pour le modèle ST-DRC, mais au vu des données présentées, son existence n'est pas certaine.

Au contraire, les simulations avec le modèle BRAID-Acq montrent que la dégradation des performances liée à la taille du contexte est minime pour un contexte de taille 10, mais à partir d'un contexte de taille 100 (première valeur testée supérieure à 10), elle devient visible. Cet ordre de grandeur nous paraît plus réaliste. De plus, même lorsque le contexte du modèle BRAID-Acq est paramétrisé avec les plus grandes valeurs testées, à la fois de taille et de force du contexte, l'effet du contexte reste en moyenne positif sur l'ensemble des stimuli, par rapport à une lecture hors contexte. Par ailleurs, l'effet du contexte (lorsqu'il est dans sa configuration par défaut) sur la lecture et l'apprentissage de mots réguliers est positif, même s'il est plus faible que l'effet du contexte sur la lecture et l'apprentissage de mots irréguliers. De même, l'effet du contexte lorsque les connaissances orthographiques du modèle sont préservées (c'est-à-dire lorsque le lexique orthographique est complet) reste positif.

Cette divergence de résultats s'explique par une différence de structure entre les deux modèles, car malgré leur ressemblance apparente, la façon dont les deux sources d'information (informations contextuelles et informations issues de la lecture par segments) se combinent diffère fondamentalement entre les deux modèles. Dans le modèle ST-DRC, les deux valeurs d'activation s'additionnent. En conséquence, si le paramètre *ContextInput2Semantic* est élevé, un mot dont l'activation au repos (liée à sa fréquence) est élevée sera facilement lexicalisé à tort. En revanche, dans le modèle BRAID-Acq, l'identification phonologique du stimulus dépend directement de la fusion entre, d'une part, les informations issues de la lecture par segments, et d'autre part les informations contextuelles, et cette fusion se fait de manière multiplicative. Ainsi, même lorsque la valeur de p_S est élevée (par exemple 1 000), la probabilité d'identification phonologique d'un mot du contexte restera faible tant que les indices phonologiques issus de la lecture par segments ne convergent pas vers ce mot : en effet, la valeur de probabilité d'un mot quelconque du contexte dans la distribution de probabilité lexicale sémantique (pouvant se rapprocher de $1/10$ si $N_S = 10$ et si p_S est très grand) sera écrasée par une valeur de probabilité beaucoup plus faible provenant de la lecture par segments (souvent inférieure à 10^{-10} à la fin du traitement initial, contre environ 10^{-1} pour le mot le plus probable).

Pour conclure, les effets de contexte nous paraissent mieux reproduits avec le modèle BRAID-Acq. Ces résultats suggèrent que même si la structure du contexte du modèle BRAID-Acq est simi-

laire à celle du modèle ST-DRC, l'interaction de la distribution sémantique avec le reste du modèle est plus réaliste dans le modèle BRAID-Acq que dans les autres modèles computationnels d'auto-apprentissage.

8.3.4 Limites et Perspectives

Une des limites du modèle BRAID-Acq, dans son état actuel, est la complexité de ses processus décisionnels intervenant après la fin du traitement initial.

- Le post-traitement ne peut avoir lieu qu'en contexte. Il comprend une étape d'évaluation de la nécessité de correction, une étape de tentative de correction de prononciation le cas échéant, et enfin une étape d'évaluation de la plausibilité de la tentative de correction de prononciation.
- Lors de l'évaluation de la nouveauté, une étape d'évaluation de l'appartenance contextuelle vient s'ajouter à l'étape d'appartenance lexicale, initialement présente dans le modèle BRAID-Learn (Ginestet, 2019).
- Lors de l'étape d'apprentissage, lorsque le stimulus est catégorisé comme connu dans une modalité (par exemple orthographique), mais pas dans l'autre (par exemple phonologique), on vérifie si une forme lexicale existe dans l'autre modalité (ici, la modalité phonologique).

La plupart de ces mécanismes ont été rajoutés parce qu'ils permettaient de simuler des situations variées sans que le modèle ne reçoive d'information explicite sur la situation en question. Même s'ils nous paraissent cognitivement plausibles, ils ne reposent pas sur des observations comportementales ou des cadres théoriques solides, notamment parce qu'ils sont spécifiques et difficilement dissociables les uns des autres. Néanmoins, ces mécanismes ne constituent pas un enjeu théorique que nous souhaitons défendre : nos enjeux théoriques, et notamment nos trois questions théoriques Q1, Q2 et Q3, concernent plutôt l'étape du traitement initial, qui permet d'obtenir une première prononciation du stimulus avant le post-traitement, sans avoir utilisé de mécanisme de conversion graphèmes-phonèmes.

Par ailleurs, indépendamment de la plausibilité cognitive de chacun de ces mécanismes, la présence de ces étapes complexifie notre modèle, en proposant un certain nombre d'hypothèses extrêmement spécifiques sur le fonctionnement de l'apprentissage. Ce sont principalement les mécanismes contextuels, présents à plusieurs étapes du traitement, qui complexifient le modèle. D'ailleurs, certains de ces mécanismes sont partiellement redondants : tandis que le mécanisme de correction de prononciation permet aux mots mal prononcés, mais correctement identifiés, d'être bien prononcés à la fin du post-traitement, le mécanisme d'appartenance contextuelle permet, lui, d'apprendre correctement les mots dont la prononciation est toujours incorrecte à la fin du post-traitement, mais dont l'identification est correcte. Ces deux mécanismes permettent donc de gérer la situation où le stimulus est mal prononcé mais bien identifié. Il nous semble possible que plusieurs étapes décisionnelles puissent être réexprimées de manière plus compacte, et que le processus de décision puisse être simplifié, sans perdre en performance.

En particulier, des travaux sont en cours pour remplacer les tentatives de correction de prononciation, ayant lieu après le traitement initial, par un mécanisme de correction de prononciation en ligne, c'est-à-dire ayant lieu tout au long du traitement initial. D'une part, comme ces corrections de prononciation impliquent plusieurs étapes, une telle modification permettrait certainement de simplifier le traitement opéré par le modèle. D'autre part, il nous paraît plus parcimonieux d'envisager que l'information sur l'identité des phonèmes s'accumule uniquement au cours du traitement initial, et que les étapes suivant ce traitement initial ne soient que des étapes décisionnelles. Comme le mécanisme de correction de prononciation que nous proposons ici est soutenu par des

études comportementales (Murray et al., 2022), cette deuxième proposition permettrait de remettre en perspective l'hypothèse d'une correction de prononciation ayant nécessairement lieu à la fin du traitement du mot.

A ce sujet, notons que des données expérimentales qui pourraient nous aider semblent manquer. Nous supposons, et l'observation anecdotique suggère, qu'il pourrait y avoir des traces verbalisées des différentes étapes de prononciation, et des corrections éventuelles, par les enfants qui apprennent à lire. Vraisemblablement, chez le lecteur expert, ces mécanismes ne seraient pas verbalisés, ou pas autant verbalisés, et seraient donc moins observables. A notre connaissance, ces verbalisations chez l'enfant apprenant n'ont jamais fait l'objet d'étude systématique, et nous ne possédons par exemple pas de base de données indiquant des « chemins de prononciations » pour chaque mot, ni même du « nombre de tentatives de prononciation » pour chaque mot. De telles données pourraient éclairer la question des mécanismes en ligne, ou post-décisionnels, et aider à étudier la plausibilité du modèle BRAID-Acq sur ce point.

8.4 Comparaison structurelle avec les modèles « classiques »

Dans cette section, nous détaillons les rapprochements structurels qui pourraient être faits entre le modèle BRAID-Acq et trois autres familles de modèles (modèles double-voie, modèles Triangle et modèles par analogie), pour clarifier nos positions théoriques en insistant sur les ressemblances et les divergences théoriques.

8.4.1 Les modèles double-voie

Dans le modèle BRAID-Acq, les flux d'information sont multiples. En particulier, il existe deux « chemins » (flux d'information) permettant d'inférer l'identité des phonèmes du mot à partir de l'identité des lettres.

- D'une part, le flux d'information qui utilise les informations perceptives sur l'identité des lettres (étape d'inférence 1, Q_P , voir Figure 5.3) au niveau du segment traité, pour sélectionner des mots orthographiquement similaires au stimulus au niveau du segment traité (étape d'inférence 5, Q_W), et finalement inférer l'identité des phonèmes (étape d'inférence 6, Q_Ψ). Ce traitement est à la fois de nature sous-lexicale (au sens qu'il peut ne concerner qu'une portion du mot) et lexicale (au sens qu'il réfère aux mots du lexique).
- D'autre part, un flux d'information lexical en 3 étapes.
 1. Les informations perceptives sur l'identité de toutes les lettres du mot sont utilisées pour identifier orthographiquement le mot (étape d'inférence 2, Q_{W_L}).
 2. En fonction de la familiarité orthographique du stimulus, les informations sur l'identité du mot correspondant au stimulus se propagent de la distribution lexicale orthographique à la distribution lexicale phonologique (étape d'inférence 12, $Q_{W_L \rightarrow \Phi}$).
 3. En fonction de la familiarité phonologique du stimulus, une rétroaction lexicale phonologique accélère l'identification des phonèmes (étape d'inférence 12, $Q_{\Psi'}$).

Il serait tentant de voir dans cette architecture du modèle BRAID-Acq une architecture ressemblant à celle des modèles double-voie : le premier chemin de l'information serait en parallèle de la voie non-lexicale des modèles double-voie, et le second serait en parallèle de la voie lexicale des modèles double-voie. Cependant, cette comparaison n'est pas correcte, pour plusieurs raisons. Tout d'abord, au sein du modèle BRAID-Acq, le premier chemin, qui pourrait être qualifié de sous-lexical

car le traitement se fait généralement sur des unités plus petites que le mot, n'est en aucun cas non-lexical. L'unique source de connaissances du modèle BRAID-Acq reste les connaissances lexicales sur l'orthographe et la phonologie des mots, et il n'existe pas de connaissances non-lexicales stockées indépendamment des représentations orthographiques et phonologiques sur les mots entiers. Comme la voie correspondante dans les modèles double-voie n'est pas seulement sous-lexicale, mais également non-lexicale (i.e., elle ne mobilise pas les connaissances lexicales, orthographiques ou phonologiques), les deux types de traitement sont fondamentalement différents.

Ensuite, en fonction de la distribution d'attention visuelle, il est possible qu'un mot connu soit lu en une seule fixation, notamment si le mot est court, et le segment traité peut alors correspondre au mot entier. Dans ce cas-là, très rapidement lors du traitement initial, les phonèmes inférés ne le seraient plus sur la base des représentations phonologiques d'un grand nombre de mots orthographiquement similaires au mot connu, mais majoritairement sur la base de la représentation phonologique correspondant à ce mot en particulier. Ainsi, le traitement effectué par ce premier chemin se rapprocherait plus du traitement effectué dans la voie lexicale des modèles double-voie. Il n'y a donc pas de distinction binaire entre sous-lexical et lexical au sein du modèle BRAID-Acq, il s'agit plus d'un continuum dépendant de la distribution attentionnelle. D'ailleurs, en imposant une réduction de la dispersion attentionnelle, le modèle peut lire correctement la plupart des pseudo-mots, mais pas tous les mots connus irréguliers (dispersion attentionnelle faible). Inversement, une augmentation forcée de la dispersion attentionnelle lui permet de lire la plupart des mots connus irréguliers correctement, mais augmentera la probabilité d'erreurs sur les pseudo-mots. On peut donc en conclure que le premier chemin décrit précédemment permet à la fois de simuler des comportements similaires aux deux voies des modèles double-voie.

Enfin, le deuxième chemin ne correspond pas non plus aux caractéristiques principales d'une voie lexicale d'un modèle double-voie. Ce flux d'information permet d'accélérer le traitement, mais uniquement lorsque suffisamment d'informations ont été fournies par le premier chemin et lorsque l'évaluation de nouveauté indique que le stimulus est probablement un mot connu. Ce flux d'information dépend non seulement des premières étapes de traitement, communes aux deux chemins, comme l'identification des lettres, mais également des étapes de traitement spécifiques au premier chemin, car l'évaluation de la nouveauté lexicale phonologique se fait à partir des phonèmes inférés en utilisant le premier chemin. Ce deuxième chemin constitue donc plus un soutien reposant sur le premier chemin, plutôt qu'un traitement alternatif de l'information permettant d'identifier le stimulus. Pour conclure, les arguments présentés dans cette partie montrent que la structure du modèle BRAID-Acq diffère fondamentalement des modèles de type double-voie. Ce modèle met toujours en jeu les mêmes mécanismes et les mêmes connaissances pour traiter tous les types de mots, et quelle que soit la situation d'apprentissage.

8.4.2 Les modèles en Triangle

Dans le modèle BRAID-Acq, des traitements lexicaux orthographiques, phonologiques et sémantiques interagissent (même si les traitements sémantiques restent peu élaborés). Il serait donc tentant de voir un parallèle entre le modèle BRAID-Acq et la famille des modèles en Triangle (Harm & Seidenberg, 2004; Plaut et al., 1996; Seidenberg & McClelland, 1989). Mais en réalité, la façon dont ces trois types de traitement interagissent diffèrent fondamentalement entre les deux types de modèles.

Même si la sémantique faisait déjà partie du premier modèle en Triangle théorique, l'implémentation des traitements sémantiques s'est faite de manière plus tardive, dans une version ultérieure du modèle (Harm & Seidenberg, 2004). Dans ce modèle, l'accès au sens d'un mot peut se faire par deux « chemins » : une traduction des informations orthographiques directement en informations sémantiques (accès lexical direct), ou alors une traduction des informations orthographiques en in-

formations sémantiques via les informations phonologiques (accès lexical par médiation phonologique). Ce deuxième chemin est séquentiel en nature : les informations orthographiques sont d'abord traduites dans la modalité phonologique, puis seules les informations phonologiques sont utilisées pour être traduites dans la modalité sémantique. L'existence de deux chemins distincts et indépendants, ainsi que l'aspect séquentiel du deuxième chemin diffèrent drastiquement du fonctionnement du modèle BRAID-Acq : dans ce dernier, les informations dans les trois modalités interagissent à chaque itération. L'objectif des simulations avec le modèle BRAID-Acq n'est donc pas de comparer l'efficacité de la lecture en empruntant des chemins différents, mais plutôt d'étudier comment l'interaction à chaque itération entre des informations sémantiques, orthographiques et phonologiques, affectent l'identification du stimulus.

Un modèle inspiré des modèles Triangle, le modèle Jonction Kello et al. (2005), possède une structure se rapprochant plus de celle du modèle BRAID-Acq. Les trois types de traitements n'y interagissent pas en étapes successives, mais des représentations médiatrices sont utilisées pour faire directement interagir les informations orthographiques, phonologiques et sémantiques. Dans ce modèle, des « modes » lexicaux et sous-lexicaux sont implémentés au sein d'une voie unique, plutôt que des voies lexicales et sous-lexicales. Le passage d'un mode à l'autre est continu et déterminé par la valeur d'un paramètre appelé « input gain », qui pilote le nombre de mots utilisés pour la lecture du stimulus. De manière similaire, dans le modèle BRAID-Acq, nous pouvons faire varier les paramètres de la distribution d'attention visuelle pour induire des traitements plutôt lexicaux ou sous-lexicaux. Même si aucune variation explicite du nombre de mots utilisés pour la lecture est implémentée dans le modèle BRAID-Acq, cette variation de la distribution d'attention visuelle, et notamment de la dispersion attentionnelle, a notamment pour effet de faire varier le nombre de mots qui sont de probabilité élevée, et ainsi de faire varier le nombre de mots « fonctionnellement utiles » pour lire le stimulus.

8.4.3 Modèles théoriques de lecture par analogie

Lors de la revue de littérature, et en particulier de son analyse critique, nous avons souvent mentionné la lecture de nouveaux mots par analogie, comme étant la lecture du nouveau mot par référence aux mots qui lui sont orthographiquement similaires. Les modèles d'analogie restent essentiellement théoriques. Comme la lecture des mots nouveaux et des mots connus au sein du modèle BRAID-Acq se fait par référence à la prononciation des mots orthographiquement similaires au stimulus en entrée, il serait cohérent de le catégoriser comme un modèle de lecture par analogie, pris dans sa définition la plus générale.

Cependant, en pratique, les études s'intéressant à l'analogie se restreignent souvent à l'analogie de rime (Brown & Deavers, 1999; Glushko, 1979). De même, tout comme la notion de régularité permet d'évaluer l'adéquation d'une prononciation d'un mot avec l'application de correspondances graphèmes-phonèmes, la notion de consistance permet d'évaluer l'adéquation d'une prononciation d'un mot avec une lecture par analogie. Comme le soulignait déjà (Plaut et al., 1996), même si cette notion ne se limite théoriquement à aucune unité en particulier, elle est généralement définie au niveau de la rime. »»»> d20ac7046022917db982d9abc8d408a0937ad840

Comme nous l'avons vu précédemment, la lecture du modèle BRAID-Acq ne repose sur aucune unité psycholinguistique en particulier. En particulier, notre modèle permet de lire plus de mots qu'un modèle limité à l'analogie de rime, puisqu'il n'existe pas toujours de mot partageant la rime avec un nouveau mot cible. Ce modèle peut donc être classé comme un modèle analogique, mais à condition que ce terme soit interprété dans sa définition la plus générale.

8.5 Perspectives

8.5.1 L'universalité du modèle BRAID-Acq

Dans ce travail de thèse, nous avons essentiellement étudié l'apprentissage incident en langue française. Une seule de nos simulations compare l'apprentissage incident de nouveaux mots dans plusieurs langues (voir Section 7.5.2). Néanmoins, les trois langues étudiées (français, allemand et anglais) ont des caractéristiques assez similaires, car ce sont toutes les trois des langues alphabétiques européennes. De même, Daniels and Share (2018) soulignent que les théories sur l'apprentissage de la lecture reposent généralement sur des données issues d'études menées en langue anglaise. Même les études comportementales s'intéressant aux différences inter-langues se limitent généralement à quelques langues, généralement des langues alphabétiques européennes. Par exemple, l'étude de Seymour (2003) rassemble des données issues de treize langues, toutes européennes.

Malheureusement, les études comportementales dans des langues européennes sont peu généralisables. En effet, selon Frost (2012), les systèmes d'écriture s'adaptent aux caractéristiques de la langue orale qu'ils transcrivent. En particulier, le lien entre les informations orthographiques, phonologique et le sens d'un mot est très différent selon les langues. Comme dans la plupart des langues européennes, l'identité des phonèmes d'un mot suffit généralement à en déterminer le sens, l'objectif principal de la lecture est alors d'extraire à partir des symboles écrits une suite de phonèmes. Les deux théories les plus influentes pour rendre compte des différences entre les langues, la « Orthographic Depth Hypothesis » (Katz & Frost, 1992) et la « Grain Size Theory » (Ziegler & Goswami, 2005) proposent donc des interprétations fondées sur les différences inter-langues observées par des différences d'opacité. Cependant, en fonction de la langue, l'identité des phonèmes n'est pas toujours pertinente pour résumer les informations transmises par la communication orale et inférer le sens d'un mot : par exemple, en chinois, les homophones sont très fréquents, et l'identité des phonèmes ne suffit donc pas pour accéder au sens. C'est l'intonation qui permet de désambiguïser le sens des homophones en chinois. Mais là encore, l'intonation est spécifique à certaines langues. On peut également citer l'accentuation lexicale, présente dans certaines langues comme l'espagnol, mais de nombreuses autres dimensions existent. D'après (Daniels & Share, 2018), les dimensions les plus pertinentes pour décrire les difficultés d'un lecteur débutant sont extrêmement variables en fonction de la langue considérée. Par exemple, l'arrangement spatial des symboles, pas toujours linéaire, la complexité ou l'uniformité visuelle des symboles, peuvent être sources de difficultés et nécessiteraient d'être plus étudiés. Pour cette raison, Frost (2012) avance qu'un modèle computationnel devrait faire le moins d'hypothèses possibles qui soient spécifiques à une langue ou un groupe de langues, et devrait en fait décrire des mécanismes cognitifs généraux applicables à tout type de langues.

Or, les modèles double-voie restreignent la lecture à l'accès à la phonologie à partir de l'orthographe, ce qui paraît spécifique à certaines langues. Dans les modèles double-voie d'auto-apprentissage (Pritchard et al., 2018; Ziegler et al., 2014), l'accès à la sémantique intervient seulement après la fin de l'étape de calcul de la prononciation, et n'utilise aucune information orthographique, mais seulement l'identité des phonèmes calculés. Cette hypothèse de fonctionnement nous paraît assez spécifique. De plus, les modèles double-voie intègrent des hypothèses spécifiques sur le traitement des nouveaux mots, comme la segmentation du mot en graphèmes, ou l'application d'une procédure de conversion graphèmes-phonèmes. Ces hypothèses sont spécifiques aux systèmes d'écriture alphabétiques, et ne pourraient pas facilement être transférables à d'autres types de systèmes d'écriture, notamment parce que la notion de graphème n'est pas définie dans tous les systèmes d'écriture. Par ailleurs, même au sein des langues alphabétiques, l'implémentation des modèles double-voie dans d'autres langues que l'anglais a nécessité des adaptations conséquentes. Par exemple, l'implémentation du modèle CDP++ en français (Perry et al., 2014) a nécessité d'incorporer des connaissances

spécifiques au français, comme une gestion spécifique des lettres muettes.

Au contraire, la lecture de nouveaux mots du modèle BRAID-Acq ne repose sur aucune hypothèse théorique, spécifique à une langue ou famille de langues donnée, sur des unités psycholinguistiques intermédiaires entre l'entrée visuelle et le mot. En particulier, l'entrée visuelle ne nécessite pas de recodage spécifique pour la faire correspondre à une structure prédéfinie (comme une structure en graphèmes). Au lieu de cela, le stimulus est traité en plusieurs portions définies par les fixations visuo-attentionnelles, concept qui n'est spécifique à aucune langue et pourrait vraisemblablement s'appliquer à une plus grande variété de familles de langues, contrairement à la notion de graphème. Même si le modèle BRAID-Acq n'a pour l'instant pas été adapté pour d'autres systèmes d'écriture, et même si nous ne projetons pas d'effectuer prochainement de tels travaux, nous avançons l'idée qu'un tel mécanisme serait adaptable à des systèmes d'écriture variés. Harm and Seidenberg (2004) ont déjà mentionné des pistes de réflexion pour simuler la lecture en chinois, mais à notre connaissance, aucune étude approfondie n'a été conduite à ce jour. Comme, contrairement aux langues alphabétiques, les caractères chinois ne sont pas arrangés spatialement de manière linéaire (lettres placées les unes derrière les autres), une adaptation du modèle BRAID-Acq en chinois nécessiterait de redéfinir l'exploration visuo-attentionnelle des caractères en fonction de cet arrangement. Par ailleurs, il serait envisageable d'étendre le modèle BRAID-Acq pour prendre en compte l'accentuation lexicale les tons, en se reposant uniquement sur une base de données lexicales permettant au modèle d'extraire des régularités statistiques. Malgré toutes ces perspectives encourageantes, de nombreux aspects sont encore difficilement abordables en l'état, comme par exemple les aspects morphologiques ou l'omission de voyelles, particulièrement important dans les langues sémitiques.

Bibliographie

- Aghababian, V., & Nazir, T. A. (2000). Developing Normal Reading Skills : Aspects of the Visual Processes Underlying Word Recognition. *Journal of Experimental Child Psychology*, 76(2), 123–150. doi: 10.1006/jecp.1999.2540
31
- Akaike, H. (1973). Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models. *Biometrika*, 60(2), 255–265. doi: 10.1093/biomet/60.2.255
75
- Andrews, S. (1982). Phonological recoding : Is the regularity effect consistent ? *Memory & Cognition*, 10(6), 565–575.
35
- Ans, B., Carbonnel, S., & Valdois, S. (1998). A connectionist multiple-trace memory model for polysyllabic word reading. *Psychological Review*, 105(4), 678–723. doi: 10.1037/0033-295X.105.4.678-723
2, 35, 41, 46, 47, 49, 50, 51
- Antzaka, A., Lallier, M., Meyer, S., Diard, J., Carreiras, M., & Valdois, S. (2017). Enhancing reading performance through action video games : the role of visual attention span. *Scientific Reports*, 7(1), 14563. doi: 10.1038/s41598-017-15119-9
83
- Baayen, H., Piepenbrock, R., & Gulikers, L. (1995). *CELEX2*. Linguistic Data Consortium. doi: 10.35111/GS6S-GM48
147
- Baayen, H., Piepenbrock, R., & Gulikers, L. (1996). *The CELEX Lexical Database*. University of Pennsylvania.
65
- Baldick, C. (2001). *The concise Oxford dictionary of literary terms* (2. ed ed.). Oxford: Oxford University Press.
36
- Balota, D., Yap, M. J., Hutchison, K. A., Cortese, M. J., Kessler, B., Loftis, B., ... Treiman, R. (2007). The English Lexicon Project. *Behavior Research Methods*, 39(3), 445–459. doi: 10.3758/BF03193014
69
- Baron, J., & Strawson, C. (1976). Use of orthographic and word-specific knowledge in reading words aloud. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 2(3). doi: 10.1037/0096-1523.2.3.386
36
- Barry, C. (1994). Spelling routes (or roots or rutes). *Handbook of spelling : Theory, Process and Intervention*, 27–49.
24
- Barton, J. J. S., Hanif, H. M., Björnström, L. E., & Hills, C. (2014). The word-length effect in reading : A review. *Cognitive Neuropsychology*, 31(5-6), 378–412. doi: 10.1080/02643294.2014.895314

- 81, 82
- Bauer, D. W., & Stanovich, K. E. (1980). Lexical access and the spelling-to-sound regularity effect. *Memory & Cognition*, 8(5), 424–432. doi: 10.3758/BF03211139
- 35
- Behrmann, M., Shomstein, S., Black, S. E., & Barton, J. J. S. (2001). The eye movements of pure alexic patients during reading and nonreading tasks. *Neuropsychologia*, 39, 983–1002. doi: 10.1016/S0028-3932(01)00021-5
- 82
- Bernstein, S. E., & Treiman, R. (2004). Pronouncing novel graphemes : The role of consonantal context. *Memory & cognition*, 32(6), 905–915. doi: 10.3758/BF03196869
- 24
- Bessière, P., Mazer, E., Ahuactzin, J. M., & Mekhnacha, K. (2013). *Bayesian Programming*. Boca Raton, Florida: CRC Press.
- 62
- Bogon, J., Finke, K., Schulte-Körne, G., Müller, H. J., Schneider, W. X., & Stenneken, P. (2014). Parameter-based assessment of disturbed and intact components of visual attention in children with developmental dyslexia. *Developmental Science*, 17(5), 697–713. doi: 10.1111/desc.12150
- 82
- Borleffs, E., Maassen, B. A. M., Lyytinen, H., & Zwarts, F. (2017). Measuring orthographic transparency and morphological-syllabic complexity in alphabetic orthographies : a narrative review. *Reading and Writing*, 30(8), 1617–1638. doi: 10.1007/s11145-017-9741-5
- 29
- Bosse, M.-L., Chaves, N., Largy, P., & Valdois, S. (2015). Orthographic learning during reading : the role of whole-word visual processing. *Journal of Research in Reading*, 38(2), 141–158. doi: 10.1111/j.1467-9817.2012.01551.x
- 9, 16, 73, 113
- Bosse, M.-L., Tainturier, M.-J., & Valdois, S. (2007). Developmental dyslexia : The visual attention span deficit hypothesis. *Cognition*, 104(2), 198–230. doi: 10.1016/j.cognition.2006.05.009
- 16, 31, 82
- Bosse, M.-L., & Valdois, S. (2009). Influence of the visual attention span on child reading performance : a cross-sectional study. *Journal of Research in Reading*, 32(2), 230–253. doi: 10.1111/j.1467-9817.2008.01387.x
- 31, 68, 83
- Bosse, M.-L., Valdois, S., & Tainturier, M.-J. (2003). Analogy without priming in early spelling development. In *Reading and Writing* (pp. 441–454).
- 28, 156
- Brand, M., Giroux, I., Puijalon, C., & Rey, A. (2007). Syllable onsets are perceptual reading units. *Memory & Cognition*, 35(5), 966–973. doi: 10.3758/BF03193469
- 26
- Brown, G. D., & Deavers, R. P. (1999). Units of analysis in nonword reading : Evidence from children and adults. *Journal of Experimental Child Psychology*, 73(3), 208–242. doi: 10.1006/jecp.1999.2502
- 26, 28, 29, 30, 31, 41, 156, 171
- Brown, G. D., & Ellis, N. C. (1994). Issues in spelling research : An overview. *Handbook of spelling : Theory, Process and Intervention*, 3–25.
- 27
- Bryant, P. (2002). Children's Thoughts About Reading and Spelling. *Scientific Studies of Reading*, 6(2), 199–216. doi: 10.1207/S1532799XSSR0602_04

- 8, 21, 134
- Bundesen, C. (1990). Theory of visual attention. *Psychological review*, 97(4), 523–47. doi: 10.1037/0033-295X.97.4.523
- 82
- Bundesen, C., & Habekost, T. (2014). Theory of visual attention. In A. C. Nobre & S. Kastner (Eds.), *The Oxford Handbook of Attention* (pp. 1095–1121). Oxford University Press. doi: 10.1093/oxfordhb/9780199675111.001.0001
- 82
- Castles, A. (2006). How does orthographic learning happen? *From Inkmarks to Ideas : Current Issues in Lexical Processing*, 151–179. doi: 10.4324/9780203841211-16
- 1, 9
- Castles, A., Coltheart, M., Larsen, L., Jones, P., Saunders, S., & McArthur, G. (2009). Assessing the basic components of reading : A revision of the Castles and Coltheart test with new norms. *Australian Journal of Learning Difficulties*, 14(1), 67–88. doi: 10.1080/19404150902783435
- 38
- Castles, A., Rastle, K., & Nation, K. (2018). Ending the Reading Wars : Reading Acquisition From Novice to Expert. *Psychological Science*, 19(1), 5–51. doi: 10.1177/1529100618772271
- 1, 2, 7, 9, 21, 22, 26, 73
- Chaffin, R., Morris, R. K., & Seely, R. E. (2001). Learning new word meanings from context : A study of eye movements. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory and Cognition*, 27(1), 225–235. doi: 10.1037//0278-7393.27.1.225
- 81
- Chan, K. S.-C., & Yeung, P.-S. (2020). Prediction of Chinese Reading Fluency by Verbal and Non-verbal Visual Attention Span Measures. *Frontiers in Psychology*, 10. doi: 10.3389/fpsyg.2019.03049
- 83
- Chapman, J. W. (1998). Language prediction skill, phonological recoding ability, and beginning reading. *Reading and spelling : Development and Disorders*, 33.
- 15, 40, 118, 150, 156
- Chen, C., Schneps, M. H., Masyn, K. E., & Thomson, J. M. (2016). The effects of visual attention span and phonological decoding in reading comprehension in dyslexia : A path analysis. *Dyslexia*, 22, 322–344. doi: 10.1002/dys.1543
- 83
- Chetail, F. (2014). Effect of number of syllables in visual word recognition : new insights from the lexical decision task. *Language, Cognition and Neuroscience*, 29(10), 1249–1256. doi: 10.1080/23273798.2013.876504
- 25
- Chetail, F. (2020). Are graphemic effects real in skilled visual word recognition? - ScienceDirect. *Journal of Memory and Language*, 111, 104085. doi: 10.1016/j.jml.2019.104085
- 2, 22, 25, 26, 41
- Chetail, F., & Mathey, S. (2009). The syllable frequency effect in visual recognition of French words : A study in skilled and beginning readers. *Reading and Writing*, 22(8), 955–973. doi: 10.1007/s11145-008-9135-9
- 27
- Coltheart, M. (1987). Reading, phonological recoding, and deep dyslexia. *Deep Dyslexia*, 197–226.
- 33, 34
- Coltheart, M. (2005). Modeling reading : The dual-route approach. *The Science of Reading : A Handbook*, 6, 23. doi: 10.1002/9780470757642.ch1

2, 49

- Coltheart, M., Besner, D., Jonasson, J. T., & Davelaar, E. (1979). Phonological Encoding in the Lexical Decision Task. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 31(3), 489–507. doi: 10.1080/14640747908400741
20, 26, 33, 36
- Coltheart, M., Curtis, B., Atkins, P., & Haller, M. (1993). A computational dual route model of reading aloud. *Psychological Review*, 100(4), 589–608.
2, 35, 48, 49
- Coltheart, M., & Rastle, K. (1994). Serial processing in reading aloud : Evidence for dual-route models of reading. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 20(6), 1197. doi: 10.1037/0096-1523.20.6.1197
159
- Coltheart, M., Rastle, K., Perry, C., Langdon, R., & Ziegler, J. C. (2001). DRC : A dual route cascaded model of visual word recognition and reading aloud. *Psychological Review*, 108(1), 204–256. doi: 10.1037/0033-295X.108.1.204
2, 9, 14, 23, 35, 49, 157, 159
- Commissaire, E., & Casalis, S. (2018). The use and nature of grapheme coding during sub-lexical processing and lexical access. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 71(6), 1324–1339. doi: 10.1080/17470218.2017.1318294
26
- Cortese, M. J., & Simpson, G. B. (2000). Regularity effects in word naming : What are they? *Memory & Cognition*, 28(8), 1269–1276. doi: 10.3758/BF03211827
35
- Cunningham, A. E., Perry, K. E., Stanovich, K. E., & Share, D. L. (2002). Orthographic learning during reading : examining the role of self-teaching. *Journal of Experimental Child Psychology*, 82(3), 185–199. doi: 10.1016/S0022-0965(02)00008-5
9, 73
- Daniels, P. T. (2017). Writing systems. *The Handbook of Linguistics*, 75–94. doi: 10.1002/9781119072256.ch5
23
- Daniels, P. T., & Share, D. L. (2018). Writing system variation and its consequences for reading and dyslexia. *Scientific Studies of Reading*, 22(1), 101–116. doi: 10.1080/10888438.2017.1379082
172
- De Luca, M., Borrelli, M., Judica, A., Spinelli, D., & Zoccolotti, P. (2002). Reading Words and Pseudowords : An Eye Movement Study of Developmental Dyslexia. *Brain and Language*, 80(3), 617–626. doi: 10.1006/brln.2001.2637
83
- Doignon-Camus, N., & Zagar, D. (2014). The syllabic bridge : the first step in learning spelling-to-sound correspondences. *Journal of Child Language*, 41(5), 1147–1165. doi: 10.1017/S0305000913000305
22, 27, 41
- Dubois, M., & Valdois, S. (2010). Visual span as a sensory bottleneck in learning to read. *Journal of Vision*, 10(7), 952–952. doi: 10.1167/10.7.952
82
- Duff, D., Tomblin, J. B., & Catts, H. (2015). The influence of reading on vocabulary growth : A case for a Matthew effect. *Journal of Speech, Language, and Hearing Research*, 58(3), 853–864. doi: 10.1044/2015_JSLHR-L-13-0310
17, 38, 117

- Duff, F. J., & Hulme, C. (2012). The Role of Children's Phonological and Semantic Knowledge in Learning to Read Words. *Scientific Studies of Reading*, 16(6), 504–525. doi: 10.1080/10888438.2011.598199
38
- Dyson, H., Best, W., Solity, J., & Hulme, C. (2017). Training Mispronunciation Correction and Word Meanings Improves Children's Ability to Learn to Read Words. *Scientific Studies of Reading*, 21(5), 392–407. doi: 10.1080/10888438.2017.1315424
37, 38
- Ehri, L. C., & Saltmarsh, J. (1995). Beginning readers outperform older disabled readers in learning to read words by sight. *Reading and Writing : An Interdisciplinary Journal*, 1(7), 295–326. doi: 10.1007/BF03162082
8
- Elbro, C., & de Jong, P. F. (2017). Orthographic learning is verbal learning. *Theories of Reading Development*, 169–189. doi: 10.1075/swll.15.10elb
41, 53
- Elbro, C., de Jong, P. F., Houter, D., & Nielsen, A.-M. (2012). From Spelling Pronunciation to Lexical Access : A Second Step in Word Decoding? *Scientific Studies of Reading*, 16(4), 341–359. doi: 10.1080/10888438.2011.568556
37, 40, 55, 141, 146
- Finn, P. J. (1977). Word frequency, information theory, and cloze performance : A transfer feature theory of processing in reading. *Reading Research Quarterly*, 508–537. doi: dx.doi.org/10.2307/747510
8, 18
- Frost, R. (2012). Towards a Universal Model of Reading. *The Behavioral and Brain Sciences*, 35(5), 263–279. doi: 10.1017/S0140525X11001841
172
- Gallet, C., Viriot-Goeldel, C., & Leclercq, V. (2020). Effects of an early reading intervention based on grapho-syllabic decoding and fluency training in French elementary schools. *European Review of Applied Psychology*, 70(1), 100471. doi: 10.1016/j.erap.2019.100471
27
- Germano, G. D., Reilhac, C., Capellini, S. A., & Valdois, S. (2014). The phonological and visual basis of developmental dyslexia in Brazilian Portuguese reading children. *Frontiers in Psychology*, 5(1), 1169. doi: 10.3389/fpsyg.2014.01169
82
- Gilet, E., Diard, J., & Bessière, P. (2011). Bayesian Action-Perception Computational Model : Interaction of Production and Recognition of Cursive Letters. *PLOS ONE*, 6(6), e20387. doi: 10.1371/journal.pone.0020387
62
- Gimenes, M., Perret, C., & New, B. (2020). Lexique-Infra : grapheme-phoneme, phoneme-grapheme regularity, consistency, and other sublexical statistics for 137,717 polysyllabic French words. *Behavior Research Methods*, 52(6), 2480–2488. doi: 10.3758/s13428-020-01396-2
24, 142
- Ginestet, E. (2019). *Modélisation bayésienne et étude expérimentale du rôle de l'attention visuelle dans l'acquisition des connaissances lexicales orthographiques* (PhD Thesis). Université Grenoble Alpes.
3, 59, 60, 62, 157, 168
- Ginestet, E., Phénix, T., Diard, J., & Valdois, S. (2019). Modeling the length effect for words in lexical decision : The role of visual attention. *Vision Research*, 159(1), 10–20. doi: 10.1016/

- j.visres.2019.03.003
3, 59, 60
- Ginestet, E., Valdois, S., & Diard, J. (2022). Probabilistic modeling of orthographic learning based on visuo-attentional dynamics. *Psychonomic Bulletin & Review*, 1–24. doi: 10.3758/s13423-021-02042-4
59, 60, 66, 68
- Ginestet, E., Valdois, S., Diard, J., & Bosse, M.-L. (2020). Orthographic learning of novel words in adults : effects of exposure and visual attention on eye movements. *Journal of Cognitive Psychology*, 32(8), 785–804. doi: 10.1080/20445911.2020.1823987
16, 59, 73, 81, 82, 83
- Glushko, R. J. (1979). The organization and activation of orthographic knowledge in reading aloud. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 5(4), 674–691. doi: 10.1037/0096-1523.5.4.674
2, 9, 25, 33, 34, 35, 36, 48, 50, 146, 171
- Glushko, R. J. (2017). Principles for pronouncing print : The psychology of phonography. In *Interactive processes in reading* (pp. 61–84). Routledge.
46
- Goswami, U. (1986). Children’s use of analogy in learning to read : A developmental study. *Journal of Experimental Child Psychology*, 42(1), 73–83. doi: 10.1016/0022-0965(86)90016-0
30, 48
- Goswami, U. (1988). Orthographic analogies and reading development. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 40(2), 239–268. doi: 10.1080/02724988843000113
28
- Goswami, U. (1993). Toward an interactive analogy model of reading development : Decoding vowel graphemes in beginning reading. *Journal of Experimental Child Psychology*, 56(3), 443–475. doi: 10.1006/jecp.1993.1044
27
- Goswami, U., Porpodas, C., & Wheelwright, S. (1997). Children’s orthographic representations in English and Greek. *European Journal of Psychology of Education*, 12(3), 273–292. doi: 10.1007/BF03172876
30
- Goswami, U., Ziegler, J. C., Dalton, L., & Schneider, W. (2003). Nonword reading across orthographies : How flexible is the choice of reading units? *Applied Psycholinguistics*, 24(2), 235–247.
30, 31, 42, 43, 50
- Gough, P. B., Juel, C., & Roper-Schneider, D. (1983). Code and cipher : A two-stage conception of initial reading acquisition. *Searches for Meaning in Reading*, 207–211.
8, 18
- Grainger, J. (2008). Cracking the orthographic code : An introduction. *Language and Cognitive Processes*, 23(1), 1–35. doi: 10.1080/01690960701578013
26
- Grainger, J., Dufau, S., Montant, M., Ziegler, J. C., & Fagot, J. (2012). Orthographic Processing in Baboons (*Papio papio*). *Science*, 336(6078), 245–248. doi: 10.1126/science.1218152
44
- Gurobi Optimization, LLC. (2021). *Gurobi Optimizer Reference Manual*.
74
- Haas, W. (1970). *Phono-graphic translation* (Vol. 2). Manchester University Press.
24
- Habekost, T. (2015). Clinical TVA-based studies : A general overview. *Frontiers in Psychology*, 6, 290.

doi: 10.3389/fpsyg.2015.00290

82

Hanley, J. R., Masterson, J., Spencer, L. H., & Evans, D. (2004). How long do the advantages of learning a transparent orthography last? An investigation of the reading skills and incidence of dyslexia in Welsh children at 10 years of age. *Quarterly Journal of Experimental Psychology: Human Experimental Psychology*, *57*, 1393–1410.

38

Hansen, J., & Bowey, J. A. (1992). Orthographic rimes as functional units of reading in fourth-grade children. *Australian Journal of Psychology*, *44*(1), 37–44. doi: 10.1080/00049539208260160

28

Harm, M. W., & Seidenberg, M. S. (2004). Computing the meanings of words in reading : cooperative division of labor between visual and phonological processes. *Psychological review*, *111*(3), 662. doi: 10.1037/0033-295X.111.3.662

170, 173

Harris, T., Yang, Z., & Hardin, J. W. (2012). Modeling underdispersed count data with generalized Poisson regression. *The Stata Journal*, *12*(4), 736–747. doi: 10.1177/1536867X1201200412

75

Hautala, J., Hyönä, J., & Aro, M. (2011). Dissociating spatial and letter-based word-length effects observed in readers' eye movement patterns. *Vision Research*, *51*, 1719–1727. doi: 10.1016/j.visres.2011.05.015

81

Henderson, L. (1985). On the use of the term 'grapheme'. *Language and Cognitive Processes*, *1*(2), 135–148. doi: 10.1080/01690968508402075

2, 22, 23, 24

Hendrix, P., Ramscar, M., & Baayen, H. (2019). NDRA : A single route model of response times in the reading aloud task based on discriminative learning. *Plos One*, *14*(7), e0218802. doi: 10.1371/journal.pone.0218802

2, 41, 45, 50, 51

Houghton, G., & Zorzi, M. (2003). Normal and impaired spelling in a connectionist dual-route architecture. *Cognitive Neuropsychology*, *20*(2), 115–162. doi: 10.1080/02643290242000871

24

Huang, C., Lorusso, M.-L., Luo, Z., & Zhao, J. (2019). Developmental differences in the relationship between visual attention span and Chinese reading fluency. *Frontiers in Psychology*, *10*, 2450. doi: 10.3389/fpsyg.2019.02450

83

Humphreys, G. W., & Evett, L. J. (1985). Are there independent lexical and nonlexical routes in word processing? An evaluation of the dual-route theory of reading. *Behavioral and Brain Sciences*, *8*(4), 689–705. doi: 10.1017/S0140525X00045684

48, 49

Jared, D. (1997). Spelling–sound consistency affects the naming of high-frequency words. *Journal of Memory and Language*, *36*(4), 505–529. doi: 10.1006/jmla.1997.2496

35

Jared, D. (2002). Spelling-Sound Consistency and Regularity Effects in Word Naming. *Journal of Memory and Language*, *46*(4), 723–750. doi: 10.1006/jmla.2001.2827

35, 36, 49, 146

Joseph, H. S., Liversedge, S. P., Blythe, H. I., White, S. J., & Rayner, K. (2009). Word length and landing position effects during reading in children and adults. *Vision Research*, *49*, 2078–2086. doi: 10.1016/j.visres.2009.05.015

81

- Joseph, H. S., & Nation, K. (2018). Examining incidental word learning during reading in children : The role of context. *Journal of Experimental Child Psychology*, *166*, 190–211. doi: 10.1016/j.jecp.2017.08.010
- 81
- Joseph, H. S., Wonnacott, E., Forbes, P., & Nation, K. (2014). Becoming a written word : Eye movements reveal order of acquisition effects following incidental exposure to new words during silent reading. *Cognition*, *133*(1), 238–248. doi: 10.1016/j.cognition.2014.06.015
- 2, 16, 81
- Joubert, S. A. (1998). A STUDY OF THE INTERACTION BETWEEN THE LEXICAL AND SUBLEXICAL ROUTES IN READING. *Étude normative des soubassements cognitifs et neurologiques de la lecture sublexicale en langue française*.
- 49
- Katz, L., & Frost, R. (1992). The Reading Process is Different for Different Orthographies : The Orthographic Depth Hypothesis. In R. Frost & L. Katz (Eds.), *Advances in Psychology* (Vol. 94, pp. 67–84). North-Holland. doi: 10.1016/S0166-4115(08)62789-2
- 172
- Kay, J., & Bishop, D. (1987). Anatomical differences between nose, palm, and foot, or, the body in question : Further dissection of the processes of sub-lexical spelling-sound translation. *Lawrence Erlbaum Associates, Inc.*
- 35
- Kay, J., & Marcel, A. (1981). One Process, Not Two, in Reading Aloud : Lexical Analogies Do the Work of Non-Lexical Rules. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, *33*(4), 397–413. doi: 10.1080/14640748108400800
- 9, 24, 33, 34, 35, 48, 49, 50
- Kello, C. T., Sibley, D. E., & Plaut, D. C. (2005). Dissociations in Performance on Novel Versus Irregular Items : Single-Route Demonstrations With Input Gain in Localist and Distributed Models. *Cognitive Science*, *29*(4), 627–654. doi: 10.1207/s15516709cog0000_16
- 41, 45, 47, 49, 50, 51, 171
- Kessler, B., & Treiman, R. (2001). Relationships between sounds and letters in English monosyllables. *Journal of Memory and Language*, *44*(4), 592–617. doi: 10.1006/jmla.2000.2745
- 24
- Kliegl, R., Grabner, E., Rolfs, M., & Engbert, R. (2004). Length, frequency, and predictability effects of words on eye movements in reading. *European Journal of Cognitive Psychology*, *16*(1-2), 262–284. doi: 10.1080/09541440340000213
- 81
- Kwok, R. K., & Ellis, A. W. (2014). Visual word learning in adults with dyslexia. *Frontiers in Human Neuroscience*, *8*, 264. doi: 10.3389/fnhum.2014.00264
- 81
- Kyte, C. S., & Johnson, C. J. (2006). The role of phonological recoding in orthographic learning. *Journal of Experimental Child Psychology*, *93*(2), 166–185. doi: 10.1016/j.jecp.2005.09.003
- 9
- Laberge, D., & Samuels, S. J. (1974). Toward a theory of automatic information processing in reading. *Cognitive Psychology*, *6*(2), 293–323. doi: 10.1016/0010-0285(74)90015-2
- 45, 46, 47, 84
- Lallier, M., & Carreiras, M. (2018). Cross-linguistic transfer in bilinguals reading in two alphabetic orthographies : The grain size accommodation hypothesis. *Psychonomic Bulletin & Review*, *25*(1), 386–401. doi: 10.3758/s13423-017-1273-0

- 22, 31, 41, 42, 46, 163
- Lallier, M., Valdois, S., Lassus-Sangosse, D., Prado, C., & Kandel, S. (2014). Impact of orthographic transparency on typical and atypical reading development : Evidence in French-Spanish bilingual children. *Research in Developmental Disabilities, 35*(5), 1177–1190. doi: 10.1016/j.ridd.2014.01.021
32
- Landerl, K. (2000). Influences of orthographic consistency and reading instruction on the development of nonword reading skills. *European Journal of Psychology of Education, 15*(3), 239–257.
118
- Levelt, W. J., Roelofs, A., & Meyer, A. S. (1999). A theory of lexical access in speech production. *Behavioral and Brain Sciences, 22*(1), 1–38. doi: 10.1017/S0140525X99001776
39
- Liberman, I. Y. (1973). Segmentation of the spoken word and reading acquisition. *Bulletin of the Orton society, 65–77*. doi: 10.1007/BF02653842
27
- Loberg, O., Hautala, J., Hâmälâinen, J. A., & Leppänen, P. H. (2019). Influence of reading skill and word length on fixation-related brain activity in school-aged children during natural reading. *Vision Research, 165*, 109–122. doi: 10.1016/j.visres.2019.07.008
81
- Lobier, M., Dubois, M., & Valdois, S. (2013). The Role of Visual Processing Speed in Reading Speed Development. *Plos One, 8*(4), e58097. doi: 10.1371/journal.pone.0058097
16, 68, 82, 83
- Lowell, R., & Morris, R. K. (2014). Word length effects on novel words : Evidence from eye movements. *Attention, Perception and Psychophysics, 76*, 179–189. doi: 10.3758/s13414-013-0556-4
81
- Lupker, S. J., Acha, J., Davis, C. J., & Perea, M. (2012). An investigation of the role of grapheme units in word recognition. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance, 38*(6), 1491. doi: 10.1037/a0026886
25
- Maloney, E., Risko, E. F., O'Malley, S., & Besner, D. (2014). Tracking the transition from sublexical to lexical processing : On the creation of orthographic and lexical representations. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology, 62*(5), 858–867. doi: 10.1080/17470210802578385
81
- Marinelli, C. V., Zoccolotti, P., & Romani, C. (2020). The ability to learn new written words is modulated by language orthographic consistency. *Plos One, 15*(2), e0228129. doi: 10.1371/journal.pone.0228129
16, 32, 73
- Marinus, E., & de Jong, P. F. (2011). Dyslexic and typical-reading children use vowel digraphs as perceptual units in reading. *Quarterly Journal of Experimental Psychology, 64*(3), 504–516. doi: 10.1080/17470218.2010.509803
26
- Martens, V. E. G., & Jong, P. F. D. (2008). Effects of repeated reading on the length effect in word and pseudoword reading. *Journal of Research in Reading, 31*(1), 40–54. doi: 10.1111/j.1467-9817.2007.00360.x
49, 83
- Martinet, C., Bosse, M.-L., Valdois, S., & Tainturier, M.-J. (1999). Existe-t-il des stades successifs dans l'acquisition de l'orthographe d'usage? *Langue française, 58–73*. doi: 10.3406/lfr.1999.6306
7

- Mason, M. (1978). From print to sound in mature readers as a function of reader ability and two forms of orthographic regularity. *Memory & Cognition*, 6(5), 568–581. doi: 10.3758/BF03198246
25
- Maïonchi-Pino, N., de Cara, B., Écalle, J., & Magnan, A. (2012). Do consonant sonority and status influence syllable-based segmentation strategies in a visual letter detection task? Developmental evidence in French children. *Scientific Studies of Reading*, 16(6), 550–562.
27
- McClelland, J. L., & Rumelhart, D. E. (1981). An interactive activation model of context effects in letter perception : I. An account of basic findings. *Psychological Review*, 88(5), 375–407. doi: 10.1037/0033-295X.88.5.375
60
- McDonald, S. A. (2006). Effects of number-of-letters on eye movements during reading are independent from effects of spatial word length. *Visual Cognition*, 13(1), 89–98. doi: 10.1080/13506280500143367
81
- McKague, M., Pratt, C., & Johnston, M. B. (2001). The effect of oral vocabulary on reading visually novel words : A comparison of the dual-route-cascaded and triangle frameworks. *Cognition*, 80(3), 231–262. doi: 10.1016/S0010-0277(00)00150-5
39, 137
- Meletis, D. (2019). The grapheme as a universal basic unit of writing. *Writing Systems Research*, 11(1), 26–49. doi: 10.1080/17586801.2019.1697412
2, 22, 23, 41
- Murray, L., Wegener, S., Wang, H.-C., Parrila, R., & Castles, A. (2022). Children Processing Novel Irregular and Regular Words During Reading : An Eye Tracking Study. *Scientific Studies of Reading*, 0(0), 1–15. doi: 10.1080/10888438.2022.2030744
2, 18, 37, 38, 39, 40, 53, 54, 55, 115, 118, 141, 146, 165, 169
- Nagy, W. E., Herman, P. A., & Anderson, R. C. (1985). Learning Words from Context. *Reading Research Quarterly*, 20(2), 233–253. doi: 10.2307/747758
21
- Nation, K., Angell, P., & Castles, A. (2007). Orthographic learning via self-teaching in children learning to read English : Effects of exposure, durability, and context. *Journal of Experimental Child Psychology*, 96(1), 71–84. doi: 10.1016/j.jecp.2006.06.004
40
- Nation, K., & Cocksey, J. (2009). The relationship between knowing a word and reading it aloud in children’s word reading development. *Journal of Experimental Child Psychology*, 103(3), 296–308. doi: 10.1016/j.jecp.2009.03.004
4, 37, 39, 40, 51, 52, 115, 137
- Neef, M. (2011). Die Graphematik des Deutschen. In *Die Graphematik des Deutschen*. de Gruyter.
23
- New, B., Pallier, C., Brysbaert, M., & Ferrand, L. (2004). Lexique 2 : A new French lexical database. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36(3), 516–524. doi: 10.3758/BF03195598
121
- Niolaki, G., Vousden, J., Terzopoulos, A., Taylor, L., Sephton, S., & Masterson, J. (2020). Predictors of single word spelling in English-speaking children : A cross-sectional study. *Journal of Research in Reading*, 43(4), 1–20. doi: 10.1111/1467-9817.12330
16
- Norris, D. (2006). The Bayesian reader : Explaining word recognition as an optimal Bayesian decision process. *Psychological Review*, 113(2), 327–357. doi: 10.1037/0033-295X.113.2.327

- Ouellette, G. (2006). What's meaning got to do with it : The role of vocabulary in word reading and reading comprehension. *Journal of Educational Psychology*, *98*(3), 554. doi: 10.1037/0022-0663.98.3.554
38, 39
- Pagán, A., & Nation, K. (2019). Learning Words Via Reading : Contextual Diversity, Spacing, and Retrieval Effects in Adults. *Cognitive Science*, *43*(1), e12705. doi: 10.1111/cogs.12705
81
- Parkin, A. J. (1982). Phonological recoding in lexical decision : Effects of spelling-to-sound regularity depend on how regularity is defined. *Memory & Cognition*, *10*(1), 43–53. doi: 10.3758/BF03197624
36, 48
- Patri, J.-F., Diard, J., & Perrier, P. (2019). Modeling sensory preference in speech motor planning : A Bayesian modeling framework. *Frontiers in Psychology*, *10*, 2339. doi: 10.3389/fpsyg.2019.02339
62
- Pelli, D. G., Burns, C. W., Farell, B., & Moore-Page, D. C. (2006). Feature detection and letter identification. *Vision Research*, *46*(28), 4646–4674. doi: 10.1016/j.visres.2006.04.023
31
- Pellicer-Sanchez, A. (2016). Incidental L2 vocabulary acquisition from and while reading. *Studies in Second Language Acquisition*, *38*(1), 97–130. doi: 10.1017/S0272263115000224
81
- Perfetti, C. (2007). Reading Ability : Lexical Quality to Comprehension. *Scientific Studies of Reading*, *11*(4), 357–383. doi: 10.1080/10888430701530730
39
- Perry, C. (2022). EXPRESS : Graphemes are used when reading : Evidence from Monte Carlo simulation using word norms from mega-studies. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 17470218221086533. doi: 10.1177/17470218221086533
2
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2007). Nested incremental modeling in the development of computational theories : The CDP+ model of reading aloud. *Psychological Review*, *114*(2), 273–315. doi: 10.1037/0033-295X.114.2.273
iii, 10, 11, 49, 159
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2010). Beyond single syllables : Large-scale modeling of reading aloud with the Connectionist Dual Process (CDP++) model. *Cognitive Psychology*, *61*(2), 106–151. doi: 10.1016/j.cogpsych.2010.04.001
157, 159
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2013). A Computational and Empirical Investigation of Graphemes in Reading. *Cognitive Science*, *37*(5), 800–828. doi: 10.1111/cogs.12030
17, 20, 21, 49
- Perry, C., Ziegler, J. C., & Zorzi, M. (2014). When silent letters say more than a thousand words : An implementation and evaluation of CDP++ in French. *Journal of Memory and Language*, *72*, 98–115. doi: 10.1016/j.jml.2014.01.003
49, 112, 113, 126, 127, 158, 172
- Perry, C., Zorzi, M., & Ziegler, J. C. (2019). Understanding Dyslexia Through Personalized Large-Scale Computational Models. *Psychological Science*, *30*(3), 386–395. doi: 10.1177/095679761882354010.1177/0956797618823540
10, 12, 21

- Peterson, R. L., Pennington, B. F., & Olson, R. K. (2013). Subtypes of developmental dyslexia : Testing the predictions of the dual-route and connectionist frameworks. *Cognition*, *126*(1), 20–38. doi: 10.1016/j.cognition.2012.08.007
13
- Phenix, T. (2018). *Modélisation bayésienne algorithmique de la reconnaissance visuelle de mots et de l'attention visuelle* (PhD Thesis). Université Grenoble Alpes.
3, 59, 60, 157, 201
- Phénix, T., Valdois, S., & Diard, J. (2018a). Modeling Optimal Viewing Position with BRAID : The Role of Visual Attention. In *Abstracts of the 59th annual meeting of the Psychonomic Society* (p. 107).
60
- Phénix, T., Valdois, S., & Diard, J. (2018b). Reconciling opposite neighborhood frequency effects in lexical decision : Evidence from a novel probabilistic model of visual word recognition. In *40th Annual Conference of the Cognitive Science Society* (pp. 2238–2243).
60, 62
- Plaut, D. C., McClelland, J. L., Seidenberg, M. S., & Patterson, K. (1996). Understanding normal and impaired word reading : Computational principles in quasi-regular domains. *Psychological Review*, *103*(1), 56–115. doi: 10.1037/0033-295X.103.1.56
162, 166, 170, 171
- Prado, C., Dubois, M., & Valdois, S. (2007). The eye movements of dyslexic children during reading and visual search : Impact of the visual attention span. *Vision Research*, *47*(19), 2521–2530. doi: 10.1016/j.visres.2007.06.001
83
- Pritchard, S. C., Coltheart, M., Marinus, E., & Castles, A. (2018). A Computational Model of the Self-Teaching Hypothesis Based on the Dual-Route Cascaded Model of Reading. *Cognitive Science*, *42*(3), 722–770. doi: 10.1111/cogs.12571
iii, 2, 4, 5, 10, 13, 14, 15, 16, 17, 19, 20, 21, 24, 45, 47, 49, 52, 55, 56, 73, 84, 89, 113, 114, 115, 157, 158, 159, 164, 165, 166, 172
- R Core Team. (2020). *R : A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing.
75
- Ratcliff, R., Gomez, P., & McKoon, G. (2004). A Diffusion Model Account of the Lexical Decision Task. *Psychological Review*, *111*(1), 159–182. doi: 10.1037/0033-295X.111.1.159
65
- Rau, A. K., Moll, K., Moeller, K., Huber, S., Snowling, M. J., & Landerl, K. (2016). Same same, but different : Word and sentence reading in German and English. *Scientific Studies of Reading*, *20*(3), 203–219. doi: 10.1080/10888438.2015.1136913
30
- Rau, A. K., Moll, K., Snowling, M. J., & Landerl, K. (2015). Effects of orthographic consistency on eye movement behavior : German and English children and adults process the same words differently. *Journal of Experimental Child Psychology*, *130*(1), 92–105. doi: 10.1016/j.jecp.2014.09.012
30, 163
- Rayner, K. (1998). Eye Movements in Reading and Information Processing : 20 Years of Research. *Psychological Bulletin*, *124*(3), 372–422. doi: 10.1037/0033-2909.124.3.372
81
- Reitsma, P. (1983). Printed word learning in beginning readers. *Journal of Experimental Child Psychology*, *36*(2), 321–339. doi: 10.1016/0022-0965(83)90036-X

8, 111

- Rey, A., Jacobs, A. M., Schmidt-Weigand, F., & Ziegler, J. C. (1998). A phoneme effect in visual word recognition. *Cognition*, *68*(3), B71–B80. doi: 10.1016/S0010-0277(98)00051-1
26
- Rey, A., Ziegler, J. C., & Jacobs, A. M. (2000). Graphemes are perceptual reading units. *Cognition*, *75*(1), B1–B12. doi: 10.1016/S0010-0277(99)00078-5
26
- Ricketts, J., Davies, R., Masterson, J., Stuart, M., & Duff, F. J. (2016). Evidence for semantic involvement in regular and exception word reading in emergent readers of English. *Journal of Experimental Child Psychology*, *150*, 330–345.
41, 53
- Ricketts, J., Nation, K., & Bishop, D. V. M. (2007). Vocabulary Is Important for Some, but Not All Reading Skills. *Scientific Studies of Reading*, *11*(3), 235–257. doi: 10.1080/10888430701344306
18, 38, 115
- Roux, S., & Bonin, P. (2009). Neighborhood effects in spelling in adults. *Psychonomic Bulletin & Review*, *16*(2), 369–373. doi: 10.3758/PBR.16.2.369
49
- Saghiran, A. (2021). *Modélisation bayésienne de la lecture* (PhD Thesis). Université Grenoble Alpes.
3, 60, 157
- Saghiran, A., Valdois, S., & Diard, J. (2020). Simulating length and frequency effects across multiple tasks with the Bayesian model BRAID-Phon. In *42nd Annual Virtual Meeting of the Cognitive Science Society* (pp. 3158–3163). Toronto, Canada.
3, 60
- Samuels, S. J., Laberge, D., & Bremer, C. D. (1978). Units of word recognition : Evidence for developmental changes. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, *17*(6), 715–720. doi: 10.1016/S0022-5371(78)90433-4
31, 74
- Schmalz, X., Marinus, E., Coltheart, M., & Castles, A. (2015). Getting to the bottom of orthographic depth. *Psychonomic Bulletin & Review*, *22*(6), 1614–1629. doi: 10.3758/s13423-015-0835-2
1, 9, 29, 42, 150
- Seidenberg, M. S. (1987). Sublexical structures in visual word recognition : Access units or orthographic redundancy? *the Psychology of Reading*, 245–263.
27
- Seidenberg, M. S. (2012). Computational models of reading. *The Cambridge Handbook of Psycholinguistics*, 186. doi: 10.1017/CBO9781139029377.010
25
- Seidenberg, M. S., & McClelland, J. L. (1989). A distributed, developmental model of word recognition and naming. *Psychological Review*, *96*(4), 523–568. doi: 10.1037/0033-295X.96.4.523
2, 9, 41, 45, 47, 50, 51, 170
- Seymour, P. H. (2003). Foundation literacy acquisition in European orthographies. *British Journal of Psychology*, *94*(2), 143–174. doi: 10.1348/000712603321661859
1, 118, 150, 172
- Shallice, T., Warrington, E. K., & McCarthy, R. (1983). Reading without semantics. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, *35*(1), 111–138. doi: 10.1080/14640748308402120
49
- Share, D. L. (1995). Phonological recoding and self-teaching : sine qua non of reading acquisition. *Cognition*, *55*(2), 151–218. doi: 10.1016/0010-0277(94)00645-2
1, 2, 7, 8, 9, 10, 11, 14, 15, 16, 17, 18, 20, 21, 24, 52, 53, 55, 56, 73, 108, 111, 113, 114, 115, 118, 156,

157

- Share, D. L. (1999). Phonological Recoding and Orthographic Learning : A Direct Test of the Self-Teaching Hypothesis. *Journal of Experimental Child Psychology*, 72(2), 95–129. doi: 10.1006/jecp.1998.2481
16
- Share, D. L. (2004). Orthographic learning at a glance : On the time course and developmental onset of self-teaching. *Journal of Experimental Child Psychology*, 87(4), 267–298. doi: 10.1016/j.jecp.2004.01.001
111
- Share, D. L., & Shalev, C. (2004). Self-teaching in normal and disabled readers. *Reading and Writing*, 17(7), 769–800. doi: 10.1007/s11145-004-2658-9
8, 16, 17
- Snow, C. E., Griffin, P. E., & Burns, M. (2005). *Knowledge to support the teaching of reading : Preparing teachers for a changing world*. Jossey-Bass.
8, 21, 134
- Spinelli, D., de Luca, M., di Filippo, G., Mancini, M., Martelli, M., & Zoccolotti, P. (2005). Length effect in word naming in reading : Role of reading experience and reading deficit in Italian readers. *Developmental Neuropsychology*, 27(2), 217–235. doi: 10.1207/s15326942dn2702_2
83
- Sprenger-Charolles, L., Colé, P., Béchennec, D., & Kipffer-Piquard, A. (2005). French normative data on reading and related skills : From 7 to 10 year-olds. *European Review of Applied Psychology*, 55(3), 157–186. doi: 10.1016/j.erap.2004.11.002
26, 33, 49, 74, 118
- Steady, L. M., Wade-Woolley, L., Rueckl, J. G., Pugh, K., Elliott, J. D., & Compton, D. L. (2019). The Role of Set for Variability in Irregular Word Reading : Word and Child Predictors in Typically Developing Readers and Students At-Risk for Reading Disabilities. *Scientific Studies of Reading*, 23(6), 523–532. doi: 10.1080/10888438.2019.1620749
37
- Stefanac, N., Spencer-Smith, M., Méadhbh, B., Vangkilde, S., Castles, A., & Bellgrove, M. (2019). Visual processing speed as a marker of immaturity in lexical but not sublexical dyslexia. *Cortex*, 120, 567–581. doi: 10.1016/j.cortex.2019.08.004
82
- Steinilber, A., Diard, J., Ginestet, E., & Valdois, S. (in press). Visual attention modulates the transition from serial to parallel visual processing in orthographic learning : a computational modeling study. *Vision Research*.
5, 59, 73, 75
- Steinilber, A., Valdois, S., & Diard, J. (2022a). Bayesian comparators : a probabilistic modeling tool for similarity evaluation between predicted and perceived patterns. In *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society* (Vol. 44).
5, 65, 94, 193
- Steinilber, A., Valdois, S., & Diard, J. (2022b). Going beyond the self-teaching theory with BRAID-Acq, a Bayesian model of reading acquisition. In *Proceedings of the 22-nd conference of the European Society for Cognitive Psychology*.
5
- Stenneken, P., Egetemeir, J., Schulte-Körne, G., Müller, H. J., Schneider, W. X., & Finke, K. (2011). Slow perceptual processing at the core of developmental dyslexia : A parameter-based assessment of visual attention. *Neuropsychologia*, 49, 3454–3465. doi: 10.1016/j.neuropsychologia.2011.08.021

82

- Stuart, M., & Coltheart, M. (1988). Does reading develop in a sequence of stages? *Cognition*, *30*(2), 139–181. doi: 10.1016/0010-0277(88)90038-8
- 7
- Suárez-Coalla, P., Ramos, S., Álvarez Cañizo, M., & Cuetos, F. (2014). Orthographic learning in dyslexic Spanish children. *Annals of Dyslexia*, *64*(2), 166–181. doi: 10.1007/s11881-014-0092-5
- 81
- Townsend, J. T. (1971a). Alphabetic confusion : A test of models for individuals. *Perception & Psychophysics*, *9*(6), 449–454. doi: 10.3758/BF03208950
- 63
- Townsend, J. T. (1971b). Alphabetic confusion : A test of models for individuals. *Perception & Psychophysics*, *9*(6), 449–454.
- 212
- Treiman, R. (1983). The structure of spoken syllables : Evidence from novel word games. *Cognition*, *15*(1-3), 49–74. doi: 10.1016/0010-0277(83)90033-1
- 27
- Treiman, R. (1985). Onsets and rimes as units of spoken syllables : Evidence from children. *Journal of Experimental Child Psychology*, *39*(1), 161–181. doi: 10.1016/0022-0965(85)90034-7
- 27
- Treiman, R. (2017). Learning to spell : Phonology and beyond. *Cognitive Neuropsychology*, *34*(3-4), 83–93. doi: 10.1080/02643294.2017.1337630
- 21, 24
- Treiman, R., & Kessler, B. (2016). Choosing between alternative spellings of sounds : The role of context. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition*, *42*(7), 1154. doi: 10.1037/xlm0000225
- 24
- Treiman, R., Mullennix, J., Bijeljac-Babic, R., & Richmond-Welty, E. D. (1995). The special role of rimes in the description, use, and acquisition of English orthography. *Journal of Experimental Psychology : General*, *124*(2), 107.
- 29
- Tunmer, W. E., & Chapman, J. W. (2012). Does Set for Variability Mediate the Influence of Vocabulary Knowledge on the Development of Word Recognition Skills? *Scientific Studies of Reading*, *16*(2), 122–140. doi: 10.1080/10888438.2010.542527
- 18, 21, 25, 37, 39, 53
- Valdois, S. (2022). The visual-attention span deficit in developmental dyslexia : Review of evidence for a visual-attention-based deficit. *Dyslexia*, *28*(4), 397–415.
- 82
- Valdois, S., Bidet-Ildei, C., Lassus-Sangosse, D., Reilhac, C., N’guyen-Morel, M.-A., Guinet, E., & Orliaguet, J.-P. (2011). A visual processing but no phonological disorder in a child with mixed dyslexia. *Cortex*, *47*(10), 1197–1218. doi: 10.1016/j.cortex.2011.05.011
- 73, 83
- Valdois, S., Bosse, M.-L., Ans, B., Carbonnel, S., Zorman, M., David, D., & Pellat, J. (2003). Phonological and visual processing deficits can dissociate in developmental dyslexia : Evidence from two case studies. *Reading and Writing*, *16*(6), 541–572. doi: 10.1023/A:1025501406971
- 83
- Valdois, S., Bosse, M.-L., & Tainturier, M.-J. (2004). The cognitive deficits responsible for developmental dyslexia : Review of evidence for a selective visual attentional disorder. *Dyslexia*, *10*, 339–363. doi: 10.1002/dys.284

82

- Valdois, S., Peyrin, C., Lassus-Sangosse, D., Lallier, M., Démonet, J.-F., & Kandel, S. (2014). Dyslexia in a French–Spanish bilingual girl : Behavioural and neural modulations following a visual attention span intervention. *Cortex*, *53*, 120–145. doi: 10.1016/j.cortex.2013.11.006
- 32
- Valdois, S., Phénix, T., Fort, M., & Diard, J. (2021). Atypical viewing position effect in developmental dyslexia : A behavioural and modelling investigation. *Cognitive Neuropsychology*, *38*(5), 319–335. doi: 10.1080/02643294.2021.2004107
- 60, 83
- Valdois, S., Roulin, J.-L., & Bosse, M.-L. (2019). Visual attention modulates reading acquisition. *Vision Research*, *165*, 152–161. doi: 10.1016/j.visres.2019.10.011
- 31, 32, 83
- van den Boer, M., & de Jong, P. F. (2018). Stability of Visual Attention Span Performance and Its Relation With Reading Over Time. *Scientific Studies of Reading*, *22*(5), 434–441. doi: 10.1080/10888438.2018.1472266
- 83
- van den Boer, M., de Jong, P. F., & Haentjens-van Meeteren, M. M. (2013). Modeling the length effect : Specifying the relation with visual and phonological correlates of reading. *Scientific Studies of Reading*, *17*(4), 243–256. doi: 10.1080/10888438.2012.683222
- 73, 83
- van den Boer, M., van Bergen, E., & de Jong, P. F. (2015). The specific relation of visual attention span with reading and spelling in Dutch. *Learning and Individual Differences*, *39*(1), 141–149. doi: 10.1016/j.lindif.2015.03.017
- 83
- Vazeux, M., Doignon-Camus, N., Bosse, M.-L., Mahé, G., Guo, T., & Zagar, D. (2020). Syllable-first rather than letter-first to improve phonemic awareness. *Scientific Reports*, *10*(1), 22130. doi: 10.1038/s41598-020-79240-y
- 29
- Venezky, R. L. (1967). English orthography : Its graphical structure and its relation to sound. *Reading Research Quarterly*, *75*–105. doi: 10.2307/747031
- 25
- Venezky, R. L. (1970). The Structure of English Orthography (The Hague). *The Netherlands : Mouton*. 2, 36
- Venezky, R. L. (1999). *The American way of spelling : The structure and origins of American English orthography*. Guilford Press.
- 8, 21, 37, 134
- Vitu, F., O'Regan, J., & Mittau, M. (1990). Optimal landing position in reading isolated words and continuous text. *Perception & Psychophysics*, *47*(6), 583–600. doi: 10.3758/BF03203111
- 68
- Vousden, J. I. (2008). Units of English spelling-to-sound mapping : a rational approach to reading instruction. *Applied Cognitive Psychology*, *22*(2), 247–272. doi: 10.1002/acp.1371
- 24
- Walton, P. D., Walton, L. M., & Felton, K. (2001). Teaching rime analogy or letter recoding reading strategies to prereaders : Effects on prereading skills and word reading. *Journal of Educational Psychology*, *93*(1), 160. doi: 10.1037/0022-0663.93.1.160
- 27
- Wang, H.-C., Castles, A., & Nickels, L. (2012). Word regularity affects orthographic learning. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, *65*(5), 856–864. doi: 10.1080/17470218.2012.672996

- 115, 146, 150
- Wang, H.-C., Castles, A., Nickels, L., & Nation, K. (2011). Context effects on orthographic learning of regular and irregular words. *Journal of Experimental Child Psychology*, *109*(1), 39–57. doi: 10.1016/j.jecp.2010.11.005
40, 53, 118
- Wegener, S., Beyersmann, E., Wang, H.-C., & Castles, A. (2022). Oral vocabulary knowledge and learning to read new words : A theoretical review. *Australian Journal of Learning Difficulties*, *27*(2), 253–278. doi: 10.1080/19404158.2022.2097717
167
- Wegener, S., Wang, H.-C., Lissa, P. d., Robidoux, S., Nation, K., & Castles, A. (2018). Children reading spoken words : interactions between vocabulary and orthographic expectancy. *Developmental Science*, *21*(3), e12577. doi: 10.1111/desc.12577
2, 39, 54, 55, 115
- Williams, R., & Morris, R. (2004). Eye movements, word familiarity and vocabulary acquisition. *European Journal of Cognitive Psychology*, *16*(1-2), 312–339. doi: 10.1080/09541440340000196
81
- Zhao, J., Liu, M., Miu, H., & Huang, C. (2018). The visual attention span deficit in Chinese children with reading fluency difficulty. *Research in Developmental Disabilities*, *73*, 76–86. doi: 10.1016/j.ridd.2017.12.017
83
- Ziegler, J. C. (2018). Différences inter-linguistiques dans l'apprentissage de la lecture. *Langue française*, N° 199(3), 35–49. doi: 10.3917/lf.199.0035
49
- Ziegler, J. C., & Goswami, U. (2005). Reading Acquisition, Developmental Dyslexia, and Skilled Reading Across Languages : A Psycholinguistic Grain Size Theory. *Psychonomic Bulletin*, *131*(1), 3–29. doi: 10.1037/0033-2909.131.1.3
22, 27, 28, 29, 30, 31, 35, 41, 42, 49, 50, 161, 163, 172
- Ziegler, J. C., & Goswami, U. (2006). Becoming literate in different languages : similar problems, different solutions. *Developmental Science*, *9*(5), 429–436. doi: 10.1111/j.1467-7687.2006.00509
.x
49
- Ziegler, J. C., Perry, C., & Coltheart, M. (2000). The DRC model of visual word recognition and reading aloud : An extension to German. *European Journal of Cognitive Psychology*, *12*(3), 413–430. doi: 10.1080/09541440050114570
49
- Ziegler, J. C., Perry, C., & Coltheart, M. (2003). Speed of lexical and nonlexical processing in French : The case of the regularity effect. *Psychonomic Bulletin & Review*, *10*(4), 947–953. doi: 10.3758/BF03196556
33, 35, 49
- Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2014). Modelling reading development through phonological decoding and self-teaching : implications for dyslexia. *Phil. Trans. R. Soc. Biological Sciences*, *369*(1634), 20120397. doi: 10.1098/rstb.2012.0397
iii, 2, 4, 5, 10, 12, 16, 17, 18, 19, 20, 21, 45, 52, 55, 56, 73, 84, 112, 113, 114, 115, 116, 157, 158, 159, 164, 165, 166, 172
- Zoccolotti, P., De Luca, M., Di Pace, E., Gasperini, F., Judica, A., & Spinelli, D. (2005). Word length effect in early reading and in developmental dyslexia. *Brain and Language*, *93*(3), 369–373. doi: 10.1016/j.bandl.2004.10.010
49, 83

- Zorzi, M., Houghton, G., & Butterworth, B. (1998). Two routes or one in reading aloud? A connectionist dual-process model. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance*, 24(4), 1131.
2, 49
- Zoubrinetzky, R., Bielle, F., & Valdois, S. (2014). New Insights on Developmental Dyslexia Subtypes : Heterogeneity of Mixed Reading Profiles. *Plos One*, 9(6), e99337. doi: 10.1371/journal.pone.0099337
16, 82

Annexe A

Modification du modèle BRAID-Learn comme préliminaire au modèle BRAID-Acq

Dans cette annexe, nous présentons en détail les trois modifications du modèle BRAID-Learn mentionnées dans le corps du manuscrit.

A.1 Modification des calculs d'appartenance lexicale du modèle BRAID-Learn

Dans les modèles de la famille BRAID, une partie des calculs probabilistes peut s'interpréter comme l'application d'un opérateur de similarité entre distributions de probabilités. Dans le modèle BRAID-Acq, ce calcul de similarité entre les lettres perçues et les lettres des mots du lexique est adapté pour prendre en compte l'incertitude sur les distributions. Le détail technique et les justifications théoriques de ces modifications sont détaillées ici (Steinhilber et al., 2022a).

A.1.1 Mécanisme d'appartenance lexicale du modèle BRAID-Learn

Les deux formules d'inférence sur la variable d'appartenance lexicale sont présentées respectivement équation A.1 pour la réponse « oui » et équation A.2 pour la réponse « non » (la partie en rouge est celle qui change entre les deux modèles) :

$$Q_D^T(True) = P([D^T = True] | k^{1:T} [\lambda_{D_{1:N}}^{1:T} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T} = 1])$$
$$\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{d^{T-1}} [P(D_{true}^T | d^{T-1}) Q_{D=d^{T-1}}^{T-1}] \\ \sum_{w^T} \left[\prod_{n=1}^N \langle P(L_n^T | w^T), Q_{P_n^T} \rangle \right] \end{array} \right] \quad (A.1)$$

$$\begin{aligned}
Q_D^T(False) &= P([D^T = False] | k^{1:T} [\lambda_{D_{1:N}}^{1:T} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T} = 1]) \\
&\propto \left[\sum_{d^{T-1}} [P([D^T = False] | d^{T-1}) Q_{D=d^{T-1}}^{T-1}] \right. \\
&\quad \left. \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{w^T} \left[\begin{aligned} &P(w^T | k^{1:T-1} [\lambda_{L_i}^{1:T-1} = 0][\lambda_{L_{n \neq i}}^{1:T-1} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T-1} = 1]) \\ &\prod_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N \langle P(L_n^T | w^T), Q_{P_n^T} \rangle \\ &\langle P(L_i^T | w^T), (1 - Q_{P_i^T}) / |\mathcal{D}_L| \rangle \end{aligned} \right] \right] \right] \quad (A.2)
\end{aligned}$$

A.1.2 Mécanisme d'appartenance lexicale du modèle BRAID-Acq

Les deux formules d'inférence sur la variable d'appartenance lexicale sont présentées respectivement équation A.3 pour la réponse « oui » et équation A.4 pour la réponse « non » (la partie en rouge est celle qui change entre les deux modèles). Pour l'hypothèse $D^T = True$, nous avons :

$$\begin{aligned}
Q_D^T(True) &= P([D^T = True] | k^{1:T} [\lambda_{D_{1:N}}^{1:T} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T} = 1]) \\
&\propto \left[\sum_{d^{T-1}} [P(D_{true}^T | d^{T-1}) Q_{D=d^{T-1}}^{T-1}] \right. \\
&\quad \left. \sum_{w^T} \left[\begin{aligned} &P(w^T | k^{1:T-1} [\lambda_{L_{1:N}}^{1:T-1} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T} = 1]) \\ &\prod_{n=1}^N \langle P(L_n^T | w^T), \frac{Q_{P_n^T}}{\|Q_{P_n^T}\|_2} \rangle \end{aligned} \right] \right] \quad (A.3)
\end{aligned}$$

Pour l'hypothèse $D^T = False$, nous avons :

$$\begin{aligned}
Q_D^T(False) &= P([D^T = False] | k^{1:T} [\lambda_{D_{1:N}}^{1:T} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T} = 1]) \\
&\propto \left[\sum_{d^{T-1}} [P([D^T = False] | d^{T-1}) Q_{D=d^{T-1}}^{T-1}] \right. \\
&\quad \left. \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{w^T} \left[\begin{aligned} &P(w^T | k^{1:T-1} [\lambda_{L_i}^{1:T-1} = 0][\lambda_{L_{n \neq i}}^{1:T-1} = 1] [\lambda_{P_{1:N}}^{1:T-1} = 1]) \\ &\prod_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N \langle P(L_n^T | w^T), \frac{Q_{P_n^T}}{\|Q_{P_n^T}\|_2} \rangle \\ &\langle P(L_i^T | w^T), \frac{1 - Q_{P_i^T}}{\|1 - Q_{P_i^T}\|_2} \rangle \end{aligned} \right] \right] \right] \quad (A.4)
\end{aligned}$$

A.2 Modification de l'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Learn

Dans le modèle BRAID-Acq, l'apprentissage orthographique a été modifié par rapport au modèle BRAID-Learn. Nous rappelons que l'apprentissage orthographique est l'étape de création ou de mise à jour des distributions de probabilités sur les lettres d'un mot du lexique, au vu des lettres perçues à la fin d'une exposition à un stimulus. Pour décrire ces mécanismes, nous utilisons une notation « simplifiée » : $P(P_n^e | S_{1:N}^e)$ représente la distribution de probabilité sur la n -ème lettre P_n^e à l'issue de l'exposition e au stimulus $S_{1:N}^e$; $P(L_n^e | [W^e = w])$ représente la distribution de probabilité

sur la n -ème lettre du mot w . Ainsi, ici, les exposants représentent la numérotation des expositions successives à un stimulus, et non pas, comme dans le reste du texte, à l'itération t de traitement.

L'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Learn Dans le modèle BRAID-Learn, les mathématiques de l'apprentissage orthographiques étaient les suivantes. A la première rencontre avec un mot, s'il est détecté comme nouveau, alors un nouveau point w est créé dans l'espace des mots connus W . La représentation orthographique créée à la première exposition est simplement une copie de la représentation des lettres perçues :

$$P(L_n^1 | [W^1 = w]) = P(P_n^1 | S_{1:N}^1) .$$

A l'exposition $e + 1$ à ce mot, les distributions sur les lettres obtenues suite aux e premières expositions $P(L_n^e | [W^e = w])$ sont mises à jour et mélangées avec les distributions sur les lettres perçues à l'exposition $e + 1$, $P(P_n^{e+1} | S_{1:N}^{e+1})$. Un facteur de pondération (qui représente le nombre d'expositions total e) est appliqué entre les connaissances lexicales préalable et la nouvelle perception pour que chaque exposition ait une contribution identique dans l'apprentissage. La mise à jour des distributions repose sur :

$$P(L_n^{e+1} | [W^{e+1} = w]) = \frac{P(L_n^e | [W^e = w]) \times e + P(P_n^{e+1} | S_{1:N}^{e+1})}{e + 1} .$$

L'apprentissage orthographique du modèle BRAID-Acq Ainsi, dans le modèle BRAID-Learn, des mathématiques « additives » réalisent l'apprentissage orthographique, puisque une nouvelle trace perceptive est moyennée avec la trace orthographique précédente à la fin d'une exposition. Cela résulte en une dynamique d'apprentissage qui converge, si toutes les traces perceptives sont identiques, vers ces traces perceptives. En d'autres termes, dans BRAID-Learn, l'apprentissage orthographique résultait en des traces orthographiques qui ne pouvaient converger, au mieux, que vers les traces perceptives, dont la qualité n'est réglée que par le critère d'arrêt de l'exploration perceptive d'un stimulus. En conséquence, dans BRAID-Learn, les traces apprises ne devenaient jamais aussi bonnes que les traces « quasi-Dirac » définies pour représenter les « connaissances expertes.

Dans le modèle BRAID-Acq, nous remplaçons dans les mathématiques additives de l'apprentissage de BRAID-Learn par des mathématiques multiplicatives. Multiplier des distributions de probabilité lorsqu'elles sont congruentes, c'est-à-dire qu'elle s'accordent sur les hypothèses ayant des probabilités élevées, résulte en un rehaussement rapide du signal ou, autrement dit, une diminution rapide de l'entropie. Ainsi, notre opérateur résulte en un mécanisme d'apprentissage qui converge non pas vers la qualité des traces perceptives comme dans BRAID-Learn, mais vers une asymptote Dirac. Cependant, cette convergence étant en pratique très rapide, nous ralentissons ce processus d'apprentissage en « diluant » les distributions apprises à chaque étape.

Ainsi, la trace perceptive générée à la fin de la première exposition est diluée par un coefficient α pour ralentir l'acquisition de connaissances orthographiques. Dans nos simulations, le coefficient est arbitrairement fixé à $\alpha = 0,5$. La représentation orthographique créée à la première exposition est donc :

$$P(L_n^1 | [W^1 = w]) = \alpha \times P(P_n^1 | S_{1:N}^1) + (1 - \alpha) \times U ,$$

où U représente une distribution uniforme sur l'espace des lettres.

La mise à jour à la fin de l'exposition $e + 1$ repose sur :

$$P(L_n^{e+1} | [W^{e+1} = w]) = P(L_n^e | [W^e = w]) \times \left[\theta_{e+1} \times P(P_n^{e+1} | S_{1:N}^{e+1}) + (1 - \theta_{e+1}) \times U \right] , \quad (\text{A.5})$$

où θ_{e+1} est un paramètre de dilution réglant le taux d'apprentissage. Ce paramètre a été défini empiriquement par une fonction exponentielle décroissante avec le nombre d'expositions :

$$\theta_e = \frac{\alpha}{5 \times e + 1}.$$

A.3 Algorithme d'exploration visuo-attentionnelle

Nous présentons ici l'algorithme détaillant le mécanisme d'exploration visuo-attentionnelle du modèle BRAID-Acq.

Algorithm 1 Exploration visuelle du stimulus

```

1: procedure PARCOURS VISUEL(stimulus de longueur N)
2:    $P \leftarrow percept\_init(N)$  ▷ Distribution initiale uniforme sur les lettres
3:    $(g, \mu) \leftarrow pos\_init(N)$  ▷ Position initiale de l'œil
4:    $\sigma \leftarrow 1.75$  ▷ Dispersion attentionnelle initiale
5:    $H_0 \leftarrow entropy(P)$  ▷ Entropie initiale des lettres
6:   while  $t_{tot} < t_{max}$  do ▷ Temps maximal de la simulation
7:     for  $t = 1$  to 400 do ▷ Temps maximal d'une fixation
8:       one_iteration() ▷ 1 itération : calcul des 13 inférences
9:        $t_{tot} \leftarrow t_{tot} + 1$ 
10:       $H \leftarrow entropy(P)$ 
11:       $H_{Diff} \leftarrow entropyDiff(H)$  ▷ Différence d'entropie entre positions
12:      if  $max(H_{Diff}) > 1.25$  or  $mean(H) < 0.2 \times mean(H_0)$  then
13:        break ▷ Fin de la fixation
14:      end if
15:    end for
16:    if  $mean(H) < 0.2 \times mean(H_0)$  or  $t_{tot} = t_{max}$  then
17:      learning() ▷ Apprentissage ou mise à jour des  $P(L|W)$ 
18:      return ▷ Fin de la simulation
19:    else ▷ Préparation pour la fixation suivante
20:       $(g, \mu) \leftarrow argmax(H_{Diff})$  ▷ changement de position
21:      if First Fixation then ▷ Comparaison des gains d'entropie
22:         $rapport \leftarrow \frac{sum(H_0) - sum(H)}{sum(H_{proto_0}) - sum(H_{proto})}$ 
23:         $\sigma \leftarrow sigma(rapport)$ 
24:      end if
25:    end if
26:  end while
27: end procedure

```

Annexe B

Définition mathématique du modèle BRAID-Acq

Dans cette annexe, nous définissons mathématiquement le modèle BRAID-Acq. Tout d'abord, nous présentons la distribution jointe du modèle complet, puis sa décomposition en un produit de termes. Ensuite, pour chacun des sous-modèles, nous définissons mathématiquement ses variables probabilistes et ses distributions de probabilité associées. Un récapitulatif des paramètres du modèle se trouve Annexe C.

B.1 Distribution jointe du modèle complet

La distribution jointe du modèle BRAID-Acq est la distribution de probabilité sur l'ensemble des variables du modèle. Nous la notons JD_{BAcq} :

$$JD_{BAcq} = P \left(\begin{array}{l} G^{1:T} \ S^{1:T} \ \Delta I^{1:T} \ I^{1:T} \\ \mu_A^{1:T} \ \sigma_A^{1:T} \ A^{1:T} \ Q_A^{1:T} \ C_{A1:N}^{1:T} \ \lambda_{P1:N}^{1:T} \\ P_{1:N}^{0:T} \ F_{AL}^{1:T} \ C_{AL1:N}^{1:T} \ \lambda_{L1:N}^{1:T} \\ L_{1:N}^{1:T} \ D_{CL}^{1:T} \ C_{L1:N}^{1:T} \ \lambda_{CL1:N}^{1:T} \\ W_L^{0:T} \ D_L^{0:T} \ \gamma_L^{1:T} \ \gamma_{W_L}^{1:T} \ \lambda_{W_L}^{1:T} \ \lambda_{D_L}^{1:T} \\ W^{1:T} \\ \mu_{A_\Phi}^{1:T} \ \sigma_{A_\Phi}^{1:T} \ A_\Phi^{1:T} \ Q_{A_\Phi}^{1:T} \\ \Psi_{1:M}^{0:T} \ F_{A_\Phi}^{1:T} \ C_{A_\Phi 1:M}^{1:T} \ \lambda_{\Phi}^{1:T} \\ \Phi_{1:M}^{1:T} \ D_{C_\Phi}^{1:T} \ C_{\Phi 1:M}^{1:T} \ \lambda_{C_\Phi 1:M}^{1:T} \\ W_\Phi^{0:T} \ D_\Phi^{0:T} \ \gamma_\Phi^{1:T} \ \gamma_{W_\Phi}^{1:T} \ \lambda_{W_\Phi}^{1:T} \ \lambda_{D_\Phi}^{1:T} \\ W_S^{0:T} \ \lambda_{W_S}^{1:T} \end{array} \right) \quad (B.1)$$

Une légère séparation verticale permet de regrouper, de haut en bas, les variables de la branche orthographique du modèle, les variables $W^{1:T}$ en pivot entre les branches orthographique et phonologique, les variables de la branche phonologique, et enfin, les variables du sous-modèle sémantique.

Rappelons nos conventions de notation. Nous notons les variables probabilistes avec un symbole constitué en général (à l'exception des lettres grecques) par une lettre majuscule, éventuellement avec un indice pour préciser. Nous ajoutons des indices en exposant pour représenter un instant de temps, et un indice en bas pour représenter une position, dans le cas des lettres et des phonèmes. Ainsi, par exemple, P_2^t représente la variable perceptive sur les lettres en seconde position à l'instant t . Nous employons un raccourci d'écriture pour les conjonctions de variables au travers des positions

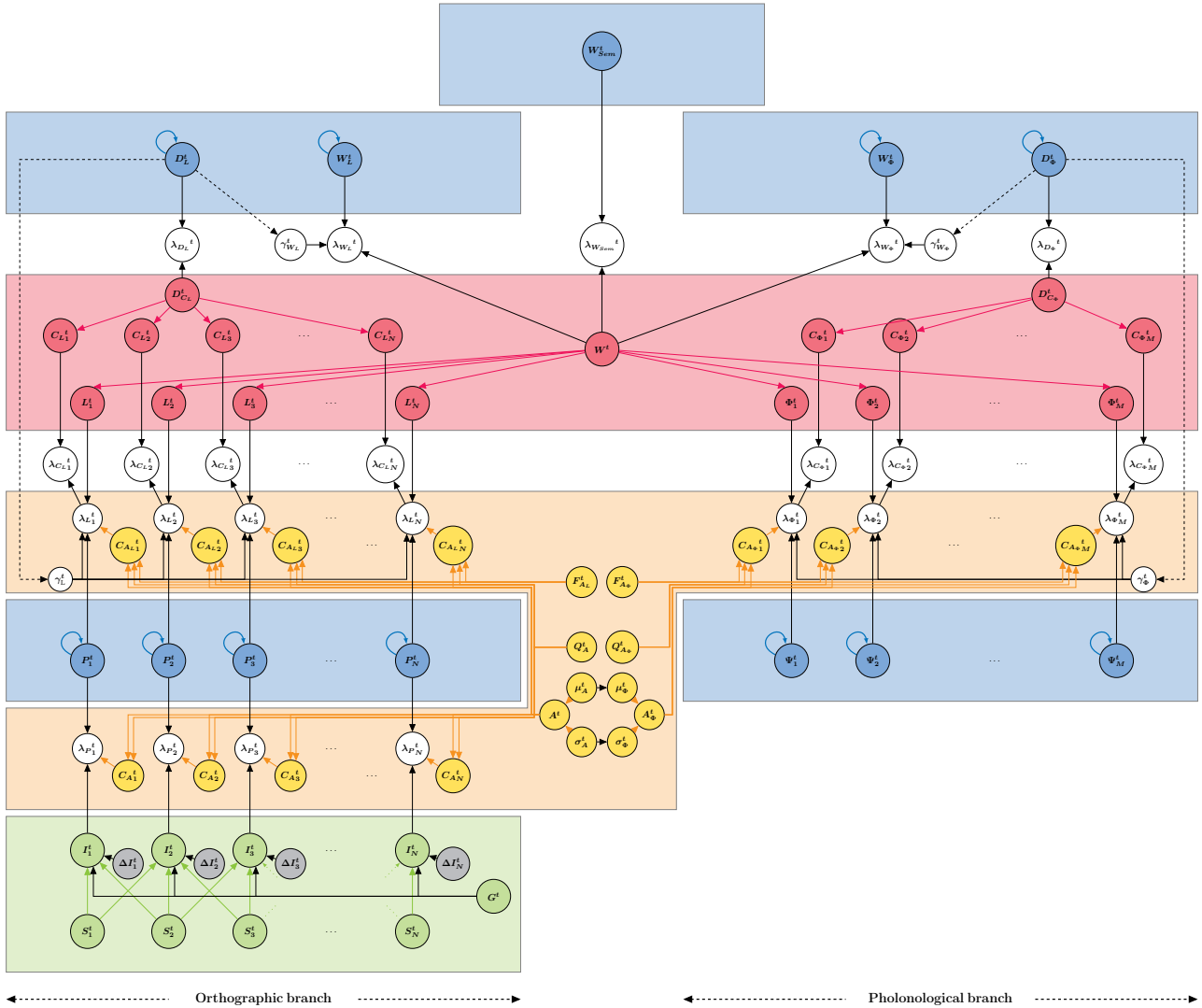


FIG. B.1 : Représentation graphique du modèle BRAID-Acq. Chaque nœud correspond à une variable du modèle, et les flèches représentent les relations de dépendance en utilisant la convention habituelle des modèles graphiques probabilistes (une flèche va de la variable X à Y s'il y a un terme probabiliste sur la variable Y qui contient X dans sa partie droite). Les nœuds avec des flèches en boucle revenant sur le nœud représentent des modèles dynamiques, c'est-à-dire un terme de la forme $P(X^t | X^{t-1})$. Les flèches pointillées représentent non pas une dépendance probabiliste, mais le transfert de la valeur d'une variable par un processus décisionnel. Les couleurs représentent les sous-modèles, voir Figure 5.1 et le texte pour plus de détails.

et du temps : ainsi, $P_{1:N}^{0:T}$ représente l'ensemble des $N \times (T + 1)$ variables sur les lettres pour toutes les positions de 1 à N et tous les instants de temps de 0 à T . Ainsi, le modèle est de dimension : $T \times (10 N + 5 M + 12) + (T + 1) \times (N + M + 4)$.

Enfin, nous avons coloré les variables pour correspondre aux couleurs des schémas conceptuel (voir Figure 5.1)). Le vert correspond au sous-modèle sensoriel des lettres, le bleu correspond aux sous-modèles perceptifs (sous-modèle perceptif des lettres, sous-modèle perceptif des phonèmes, sous-modèle perceptif des mots, sous-modèle sémantique), le orange au sous-modèle attentionnel et enfin le rouge au sous-modèle de connaissances lexicales. Les variables en noir n'appartiennent à aucun sous-modèle à proprement parler.

Pour définir la distribution de probabilité conjointe du modèle BRAID-Acq, la première étape est de la décomposer en un produit de termes, par application de la règle du produit et par application d'hypothèses d'indépendance conditionnelles. Le résultat est une structure de dépendances probabiliste que l'on peut visualiser graphiquement, avec une représentation inspirée des réseaux graphiques comme les réseaux bayésiens (voir Figure B.1). Cette structure de dépendance correspond à la décomposition suivante de la distribution conjointe :

$$JD_{BAcq} = \left(\left(\prod_{n=1}^N P(P_n^0) \right) \left(P(W_L^0) P(D_L^0) \right) \right) \prod_{t=1}^T \left(\left(\prod_{n=1}^N \left(\begin{array}{l} P(G^t) \\ P(\mu_{A^t}) P(\sigma_{A^t}) P(A^t | \mu_{A^t} \sigma_{A^t}) \\ P(Q_{A^t}) P(F_{A_L^t}) \\ P(W_L^t | W_L^{t-1}) P(D_L^t | D_L^{t-1}) \\ P(\gamma_{W_L^t}) P(\gamma_{L^t}) \\ P(\lambda_{W_L^t} | W_L^t W^t \gamma_{W_L^t}) \\ P(D_{C_L^t}) P(\lambda_{D_L^t} | D_L^t D_{C_L^t}) \\ P(S_n^t) P(\Delta I_n^t) \\ P(I_n^t | S_n^t \Delta I_n^t G^t) \\ P(C_{A_n^t} | A^t Q_{A^t}) \\ P(\lambda_{P_n^t} | P_n^t I_n^t C_{A_n^t}) \\ P(P_n^t | P_n^{t-1}) P(L_n^t | W^t) \\ P(C_{A_{L_n}^t} | A^t Q_{A^t} F_{A_L^t}) \\ P(\lambda_{L_n^t} | P_n^t L_n^t C_{A_{L_n}^t}) \\ P(C_{L_n^t} | D_{C_L^t}) \\ P(\lambda_{C_{L_n}^t} | \lambda_{L_n^t} C_{L_n^t}) \end{array} \right) \right) \left(\begin{array}{l} P(W^t) \\ P(\mu_{A_\Phi^t}) P(\sigma_{A_\Phi^t}) P(A_\Phi^t | \mu_{A_\Phi^t} \sigma_{A_\Phi^t}) \\ P(Q_{A_\Phi^t}) P(F_{A_\Phi^t}) \\ P(W_\Phi^t | W_\Phi^{t-1}) P(D_\Phi^t | D_\Phi^{t-1}) \\ P(\gamma_{W_\Phi^t}) P(\gamma_{\Phi^t}) \\ P(\lambda_{W_\Phi^t} | W_\Phi^t W^t \gamma_{W_\Phi^t}) \\ P(D_{C_\Phi^t}) P(\lambda_{D_\Phi^t} | D_\Phi^t D_{C_\Phi^t}) \\ P(\Psi_m^t | \Psi_m^{t-1}) P(\Phi_m^t | W^t) \\ P(C_{A_{\Phi_m}^t} | A_\Phi^t Q_{A_\Phi^t} F_{A_\Phi^t}) \\ P(\lambda_{\Phi_m^t} | \Psi_m^t \Phi_m^t C_{A_{\Phi_m}^t}) \\ P(C_{\Phi_m^t} | D_{C_\Phi^t}) \\ P(\lambda_{C_{\Phi_m}^t} | \lambda_{\Phi_m^t} C_{\Phi_m^t}) \end{array} \right) \right) P(W_S^t) P(\lambda_{W_S^t} | W_S^t W^t) \right) \quad (B.2)$$

B.2 Définition des sous-modèles

Dans cette section, nous présentons les définitions mathématiques des variables et des termes apparaissant dans la décomposition de la distribution conjointe de l'Equation (B.2), en regroupant par sous-modèle du modèle BRAID-Acq. Certaines variables, et donc certains termes, n'appartiennent à aucun des sous-modèles à proprement parler, selon les représentations graphiques présentées dans les figures. Cependant, pour faciliter la compréhension, nous les regroupons au sein des sous-modèles les plus pertinents.

B.2.1 Sous-modèle sensoriel des lettres

Variables du modèle Les variables qui composent le sous-modèle sensoriel des lettres sont les suivantes :

- $S_{1:N}^{1:T}$: ces variables représentent l'identité des lettres du stimulus. Elles sont définies sur \mathcal{D}_L , l'espace formé par les lettres de l'alphabet, enrichi du caractère « # » qui correspond à une lettre manquante. On note $|\mathcal{D}_L|$ le cardinal de l'espace \mathcal{D}_L .
- $G^{1:T}$: ces variables représentent la position du regard sur le stimulus de longueur N . Elles sont discrètes et définies sur $\mathcal{D}_{Pos} = \{1, 2, \dots, N\}$.
- $\Delta I_{1:N}^{1:T}$: ces variables encodent le décalage entre la lettre traitée et la lettre à identifier, pour permettre de représenter les interférences latérales entre les processus d'identification de lettres voisines. Elles sont définies sur $\mathcal{D}_{\Delta I} = \{-1, 0, 1\}$, où -1 correspond à la position immédiatement à gauche de la position de la lettre à identifier, et $+1$ la position immédiatement à droite.
- $I_{1:N}^{1:T}$: ces variables représentent l'identité des lettres du stimulus en sortie du sous-modèle sensoriel, c'est-à-dire après avoir pris en compte l'effet de la position de l'œil, des interférences latérales, et de la similarité visuelle des lettres. Elles sont définies sur le même domaine que les variables $S_{1:N}^{1:T}$, à savoir \mathcal{D}_L .
- $\lambda_{P_{1:N}}^{1:T}$: ces variables binaires sont des variables de cohérence permettant de connecter les variables $I_{1:N}^{1:T}$ du modèle sensoriel des lettres aux variables $P_{1:N}^{1:T}$ du modèle perceptif des lettres. Elles permettent de définir dans quelles portions du modèle l'information se propage : lorsque la valeur de la variable λ_P est fixée à 1 dans les inférences réalisées ensuite, l'information se propage entre les deux sous-modèles.

Formes paramétriques Les formes paramétriques des termes qui apparaissent dans la décomposition de la distribution conjointe sont les suivantes.

- $\forall t, n, P(S_n^t)$ sont les distributions de probabilité a priori sur les lettres composant le stimulus. Ce sont des distributions discrètes uniformes sur le domaine \mathcal{D}_L . Ce choix n'a pas d'incidence pratique sur les inférences qui sont décrites dans ce manuscrit. En effet, elles sont toutes conditionnées à la présentation d'un stimulus et ainsi, à la connaissance s_n^t pour chaque variable S_n^t . Ainsi, la valeur de probabilité $P([S_n^t = s_n^t])$ peut toujours être intégrée à la constante de normalisation.
- $\forall t, P(G^t)$ sont des distributions de probabilité qui modélisent la position du regard. Ce sont des distributions de probabilité uniformes. Comme précédemment, ce choix n'aura pas d'incidence en pratique car $P([G^t = g^t])$ sera intégré à la constante de normalisation.
- $\forall t, n, P(\Delta I_n^t)$ sont les distributions des différents décalages possibles pour l'encodage d'une lettre donnée. Ce sont des distributions de probabilité discrètes sur l'espace des décalages autorisés $\mathcal{D}_{\Delta I}$, c'est-à-dire des distributions sur trois positions spatiales (la lettre à identifier, et ses deux voisines directes). Ces distributions représentent par un paramètre θ_I la « force » des interférences latérales entre ces positions. Ces interférences sont définies de manière symétrique pour les lettres internes du mot (en position n avec $n \neq 1$ et $n \neq N$). Nous définissons :

$$P([\Delta I_n^t = i]) = \begin{cases} 1 - \theta_I & \text{si } i = 0 \\ \theta_I/2 & \text{si } i = -1 \text{ ou } i = +1. \end{cases}$$

Pour les lettres en position 1 et N , il n'y a qu'un voisin, et « toute l'interférence vient de ce voisin » :

$$P([\Delta I_n^t = i]) = \begin{cases} \frac{2\theta_I}{1+\theta_I} & \text{si } i = 0 \\ \frac{1-\theta_I}{1+\theta_I} & \text{si } i = -1, n = N \text{ ou } i = +1, n = 1. \end{cases}$$

- $\forall t, n, P(I_n^t | S_{1:N}^t \Delta I_n^t G^t)$ sont les distributions de probabilité représentant le résultat du décodage sensoriel du stimulus. Ce sont des distributions discrètes sur l'espace des lettres \mathcal{D}_L , qui dépendent du stimulus évidemment, mais aussi des effets des interférences latérales, de la similarité visuelle des lettres et de la position du regard. Ces trois effets se mélangent, et la définition mathématique de ces distributions est un peu complexe. Nous présentons ici seulement le résultat de ces trois effets. Le détail de cette définition se trouve dans la définition du modèle BRAID (Phenix, 2018). Notons $\{p_{i,s}\}_{i,s \in \mathcal{D}_L^2}$ la probabilité d'identifier la lettre i sachant que la lettre s était présentée. Notons également $Scale_I$ le paramètre « d'amortissement » des matrices de confusions décrivant la similarité visuelle entre lettres, et $Slope_G$ la pente de la transformation linéaire modélisant la diminution de l'acuité avec la distance entre la position n de la lettre et la position du regard g^t . Nous définissons une distribution de probabilité intermédiaire :

$$P(I_n^t | s_n^t g^t) = \frac{p_{i,s} + Scale_I + |g^t - n|/Slope_G}{1 + Scale_I + |g^t - n|/Slope_G}.$$

Finalement, on définit :

$$P(I_n^t | S_{1:N}^t \Delta I_n^t G^t) = \begin{cases} P(I_n^t | s_{n-1}^t g^t) & \text{si } \Delta I_n^t = -1 \\ P(I_n^t | s_n^t g^t) & \text{si } \Delta I_n^t = 0 \\ P(I_n^t | s_{n+1}^t g^t) & \text{si } \Delta I_n^t = +1. \end{cases}$$

- $\forall n, t, P(\lambda_{P_n^t} | I_n^t P_n^t C_{A_n}^t)$ sont les distributions sur les variables de cohérence liant les variables $I_{1:N}$ aux variables $P_{1:N}$. Elles sont contrôlées par les variables $C_{A_{1:N}}$ du sous-modèle attentionnel. Elles sont définies par :

$$P([\lambda_{P_n^t} = 1] | [I_n^t = i] [P_n^t = p] [C_{A_n}^t = c]) = \begin{cases} 0 & \text{si } i \neq p \text{ et } c = 1 \\ 1 & \text{si } i = p \text{ et } c = 1 \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_L|} & \text{si } c = 0. \end{cases}$$

B.2.2 Sous-modèle perceptif orthographique

Variables du sous-modèle Le sous-modèle perceptif orthographique repose sur des variables $P_{1:N}^{0:T}$, définies sur \mathcal{D}_P , l'ensemble des lettres enrichi du caractère de fin de chaîne, « # ». Pour un stimulus composé de N lettres, il y a N variables de ce type.

Formes paramétriques Les formes paramétriques des termes qui apparaissent dans la décomposition sont les suivantes.

- $\forall n, P(P_n^0)$ est la distribution a priori de chaînes de Markov, c'est-à-dire la probabilité a priori de chaque lettre en position n . Elle est choisie uniforme et ne prend pas en compte la fréquence relative de chaque lettre, qui est, à la place, représentée dans les connaissances lexicales.
- $\forall n, t, P(P_n^t | P_n^{t-1})$ est le terme dynamique d'une chaîne de Markov. Un coefficient $leak_P$ caractérise le déclin mémoriel. Nous définissons :

$$P([P_n^t = p_n^t] | [P_n^{t-1} = p_n^{t-1}]) = \begin{cases} \frac{1+leak_P}{1+|\mathcal{D}_P|leak_P} & \text{si } P_n^t = p_n^{t-1} \\ \frac{leak_P}{1+|\mathcal{D}_P|leak_P} & \text{sinon.} \end{cases}$$

B.2.3 Sous-modèle perceptif phonologique

Variables du sous-modèle Le sous-modèle perceptif phonologique repose sur des variables $\Psi_{1:M}^{0:T}$, définies sur \mathcal{D}_Ψ , l'ensemble des phonèmes de la langue enrichi du caractère de fin de chaîne, $/\#$. Pour un stimulus composé de M phonèmes, il y a M variables de ce type.

Formes paramétriques Les formes paramétriques des termes qui apparaissent dans la décomposition sont les suivantes.

- $\forall m, P(\Psi_m^0)$ est la distribution a priori de chaînes de Markov, c'est-à-dire la probabilité a priori de chaque phonème en position m . Elle est choisie uniforme et ne prend pas en compte la fréquence relative de chaque phonème, qui est, à la place, représentée dans les connaissances lexicales.
- $\forall m, t, P(\Psi_m^t \mid \Psi_m^{t-1})$ est le terme dynamique d'une chaîne de Markov, défini de manière analogue à celui du sous-modèle perceptif de la branche orthographique du modèle. Un coefficient $leak_\Psi$ caractérise le déclin mémoriel. Nous définissons :

$$P([\Psi_m^t = \psi_m^t] \mid [\Psi_m^{t-1} = \psi_m^{t-1}]) = \begin{cases} \frac{1+leak_\Psi}{1+|\mathcal{D}_\Phi|leak_\Psi} & \text{si } \psi_m^t = \psi_m^{t-1} \\ \frac{leak_\Psi}{1+|\mathcal{D}_\Phi|leak_\Psi} & \text{sinon.} \end{cases}$$

B.2.4 Sous-modèle lexical

Variables du sous-modèle Les variables composant le sous-modèle lexical sont les suivantes.

- $W^{1:T}$: ces variables représentent l'ensemble des mots présents soit dans le lexique orthographique, soit dans le lexique phonologique. Elles sont définies sur $\mathcal{D}_W = \mathcal{D}_{W_L} \cup \mathcal{D}_{W_\Phi}$, avec \mathcal{D}_{W_L} l'ensemble des mots connus orthographiquement, et \mathcal{D}_{W_Φ} l'ensemble des mots connus phonologiquement.
- $L_{1:N}^{1:T}$ et $\Phi_{1:M}^{1:T}$: ces variables représentent les lettres (resp. phonèmes) qui composent les mots du lexique orthographique (resp. phonologique). Elles sont définies sur le même domaine que les variables $P_{1:N}^{0:T}$ (resp. $\Psi_{1:M}^{0:T}$), c'est-à-dire \mathcal{D}_P (resp. \mathcal{D}_Ψ).
- $D_{C_L}^{1:T}$ et $D_{C_\Phi}^{1:T}$: ces variables binaires représentent l'appartenance au lexique orthographique ou phonologique. L'appartenance et la non appartenance au lexique se traduisent respectivement par des valeurs de 1 et 0 pour ces variables.
- $C_{L_{1:N}}^{1:T}$ et $C_{\Phi_{1:M}}^{1:T}$: ces variables binaires codent des patterns de correspondance prédits entre le percept des lettres ou des phonèmes (variables $P_{1:N}^{0:T}$ ou $\Psi_{1:M}^{0:T}$) et les connaissances lexicales (variables $L_{1:N}^{1:T}$ ou $\Phi_{1:M}^{1:T}$). Une correspondance en position n ou m se traduit par une variable $C_{L_n}^T$ ou $C_{\Phi_m}^T$ à 1, un mismatch se traduit par une variable $C_{L_n}^T$ ou $C_{\Phi_m}^T$ à 0.
- $\lambda_{C_L}^{1:T}$ et $\lambda_{C_\Phi}^{1:T}$: ces variables binaires sont les variables de cohérence faisant le lien entre les sous-modèles perceptifs (orthographique ou phonologique) et lexicaux, en associant les patterns attendus (variables $C_{L_{1:N}}^{1:T}$ ou $C_{\Phi_{1:M}}^{1:T}$) à ceux observés (variables $\lambda_{L_{1:N}}^{1:T}$ ou $\lambda_{\Phi_{1:M}}^{1:T}$).

Formes paramétriques Les formes paramétriques des termes qui apparaissent dans la décomposition de la distribution conjointe sont les suivantes.

- $\forall t, P(W^t)$ est une distribution uniforme.

- $P(L_n^t | W^t)$ et $P(\Phi_m^t | W^t)$ sont les distributions de probabilité caractérisant le contenu des représentations orthographiques et phonologiques, c'est-à-dire les informations sur l'identité des lettres et des phonèmes lorsqu'on connaît l'identité du mot. Pour un mot w s'écrivant $l_1 \dots l_N$ et se prononçant $\phi_1 \dots \phi_M$, de longueur orthographique N et de longueur phonologique M , les représentations orthographique et phonologique expertes de ce mot sont définies par :

$$P([L_n^t = l] | [W^t = w]) = \begin{cases} 1 - \epsilon \times (|\mathcal{D}_P| - 1) & \text{si } l = l_n \\ \epsilon & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$P([\Phi_m^t = \phi] | [W^t = w]) = \begin{cases} 1 - \epsilon \times (|\mathcal{D}_\Psi| - 1) & \text{si } \phi = \phi_m \\ \epsilon & \text{sinon.} \end{cases}$$

La valeur de ϵ est fixée à 0.001 pour les deux modalités.

Pendant l'apprentissage, ce sont ces distributions de probabilités qui sont « initialisées » à la première exposition avec un mot nouveau, puis mises à jour aux expositions suivantes. La formule de mise à jour pendant l'apprentissage de ces distributions se trouve Equation A.5.

Pour des raisons de simplicité et de coût de calcul, lorsqu'un stimulus de longueur N est présenté au modèle, l'espace des mots orthographiques est seulement constitué des mots du lexique de longueur N . Par contre, au niveau phonologique, les mots considérés ne sont pas tous de la même longueur. Par exemple, les mots « chat » et « exil » sont de longueur orthographique 4 mais de longueur phonologique 2 (/ʃa/) et 5 (/egzil/). Pour pouvoir manipuler facilement les représentations phonologiques, nous avons besoin de considérer une base de même longueur phonologique. On choisit donc la longueur phonologique la plus longue au sein de la classe de longueur orthographique, et un caractère de fin de mot '#' permet de compléter les représentations phonologiques trop courtes. Par exemple, dans la classe de longueur orthographique 4, la plus grande longueur phonémique est 5, notamment pour le mot exil (/egzil/). Le mot chat (/ʃa/) sera donc complété en /ʃa###/. Ainsi, à une longueur orthographique donnée N correspond toujours à la même longueur phonologique M .

- $\forall t, P(D_{C_L}^t)$ et $P(D_{C_\Phi}^t)$ sont des distributions de Bernoulli uniformes.
- $P(C_{L1:N}^t | D_{C_L}^t)$ et $P(C_{\Phi1:M}^t | D_{C_\Phi}^t)$ sont les distributions de probabilité caractérisant les patterns de correspondance entre le percept et les connaissances lexicales. Ces distributions décrivent les attentes du modèle en fonction de la nature du stimulus. En particulier, si le stimulus correspond à un mot du lexique orthographique connu (variable $D_{C_L}^t$ à 1), alors on s'attend à ce que les lettres du sous-modèle perceptif correspondent toutes aux lettres de la représentation orthographique de ce mot connu. Autrement dit, on ne s'attend à aucun mismatch, et il n'y a qu'un seul pattern attendu. On définit donc :

$$P([C_{L1:N}^t = (c_1, \dots, c_N)] | [D_{C_L}^t = 1]) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall n, c_n = 1 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

En revanche, si le stimulus ne correspond à aucun mot du lexique orthographique connu (variable $D_{C_L}^t$ à 0), alors on s'attend à ce que les lettres du sous-modèle perceptif et celles du lexique orthographique ne correspondent pas dans au moins une des positions. Pour limiter les coûts de calcul, nous ne considérons que les patterns correspondant à la présence d'un mismatch dans une seule position. Nous excluons donc tous les cas comportant plusieurs mis-

matches. Ainsi, nous définissons N patterns de correspondance, que nous prenons équiprobables. On a :

$$P([C_{L1:N}^t = (c_1, \dots, c_N)] | [D_{C_\Phi}^t = 0]) = \begin{cases} 1/N & \text{si } \exists! n, c_n = 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

Le principe est exactement le même pour la portion phonologique du sous-modèle lexical, les distributions sont donc définies de la manière suivante :

$$P([C_{\Phi 1:M}^t = \{c_1, \dots, c_M\}] | [D_{C_\Phi}^t = 1]) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall m, c_m = 1 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$P([C_{\Phi 1:M}^t = \{c_1, \dots, c_M\}] | [D_{C_\Phi}^t = 0]) = \begin{cases} 1/M & \text{si } \exists! m, c_m = 0 \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $P(\lambda_{C_{L_n}}^t | \lambda_{L_n}^t C_{L_n}^t)$ et $P(\lambda_{C_{\Phi m}}^t | \lambda_{\Phi m}^t C_{\Phi m}^t)$ sont les distributions reliant les patterns de correspondance attendus (variables $C_{L1:N}^{1:T}$ et $C_{\Phi 1:M}^{1:T}$) selon la nature du stimulus (connu ou non connu) et les patterns observés (variables $\lambda_{L1:N}^{1:T}$ et $\lambda_{\Phi 1:M}^{1:T}$). Elles sont définies par :

$$P([\lambda_{C_{L_n}}^t = 1] | [\lambda_{L_n}^t = l] [C_{L_n}^t = c]) = \begin{cases} 1 & \text{si } l = c \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

B.2.5 Sous-modèle perceptif des mots

Variables du sous-modèle Les variables principales composant le sous-modèle lexical sont les suivantes.

- $W_L^{0:T}$: ces variables représentent l'ensemble des mots présents dans le lexique orthographique. Elles sont définies sur le domaine $\mathcal{D}_{W_L} = \{w_1, w_2, \dots, w_{K_L}\}$, où chaque w_i est un mot particulier du lexique orthographique et $K_L = |\mathcal{D}_{W_L}|$ est le nombre total de mots contenus dans le lexique orthographique.
- $W_\Phi^{0:T}$: ces variables représentent l'ensemble des mots présents dans le lexique phonologique. Elles sont définies sur le domaine $\mathcal{D}_{W_\Phi} = \{w_1, w_2, \dots, w_{K_\Phi}\}$, où chaque w_i est un mot particulier du lexique phonologique et $K_\Phi = |\mathcal{D}_{W_\Phi}|$ est le nombre total de mots contenus dans le lexique phonologique.
- $D_L^{0:T}$ et $D_\Phi^{0:T}$: ces variables binaires représentent l'appartenance au lexique orthographique ou phonologique. L'appartenance et la non appartenance au lexique se traduisent respectivement par des valeurs de 1 et 0 pour ces variables.
- $\gamma_L^{1:T}$ et $\gamma_\Phi^{1:T}$: ces variables binaires représentent le poids de la distributions lexicale orthographique (resp. phonologique) lors de la rétroaction lexicale orthographique (resp. phonologique) sur l'espace des lettres (resp. des phonèmes). Lorsque leur valeur est fixée à 1, la distribution lexicale correspondante est prise en compte.
- $\gamma_{W_L}^{1:T}$ et $\gamma_{W_\Phi}^{1:T}$: ces variables binaires représentent le poids de la distribution lexicale orthographique (resp. phonologique) lors de la rétroaction lexicale orthographique (resp. phonologique) sur l'espace des mots. Lorsque leur valeur est fixée à 1, la distribution lexicale correspondante est prise en compte.

- $\lambda_{W_L}^{1:T}$ et $\lambda_{W_\Phi}^{1:T}$: ces variables binaires sont des variables de cohérence permettant de connecter les variables lexicales W_L^t et W_Φ^t à la variable W . Elles permettent de définir dans quelles portions du modèle l'information se propage : lorsque la valeur d'une des variables de cohérence est fixée à 1, l'information se propage entre la variable lexicale correspondante et la variable W .
- $\lambda_{D_L}^{1:T}$ et $\lambda_{D_\Phi}^{1:T}$: ces variables binaires sont des variables de cohérence permettant de connecter les variables $D_{C_L}^t$ et $D_{C_\Phi}^t$ du modèle lexical aux variables D_L^t et D_Φ^t du modèle perceptif des mots. Elles permettent de définir dans quelles portions du modèle l'information se propage : lorsque la valeur de la variable $\lambda_{D_L}^t$ ou $\lambda_{D_\Phi}^t$ est fixée à 1, l'information se propage entre la variable du modèle lexical $D_{C_L}^t$ ou $D_{C_\Phi}^t$ et la variable correspondante dans le modèle perceptif des mots, D_L^t ou D_Φ^t .

Formes paramétriques Les formes paramétriques des termes qui apparaissent dans la décomposition de la distribution conjointe sont les suivantes.

- $P(W_L^0)$ et $P(W_\Phi^0)$ sont les distributions de probabilité a priori sur l'espace des mots. Ce sont des distributions de probabilité discrètes, la probabilité de chaque mot étant identifiée au logarithme de sa fréquence dans le lexique (voir Section 3.4.4.2. Si un mot fait partie des deux lexiques orthographique et phonologique, alors sa fréquence est la même dans les deux modalités.
- $\forall t, P(W_L^t | W_L^{t-1})$ et $P(W_\Phi^t | W_\Phi^{t-1})$ sont les distributions de probabilité du modèle dynamique sur l'identité des mots. Elles assurent le quasi maintien de l'information sur l'identité des mots au cours du temps. En l'absence de stimulation extérieure, elles reviennent à leur état initial (avant toute perception), c'est-à-dire à la distribution de fréquence sur les mots. Un coefficient $leak_W$ caractérise le déclin mémoriel de cette dilution progressive. Pour un mot de probabilité $p_{w^{t-1}}$ au temps $t - 1$, on a :

$$P([W_L^t = w^t] | [W_L^{t-1} = w^{t-1}]) = \begin{cases} \frac{1+p_{w^{t-1}}leak_W}{1+leak_W} & \text{si } w^t = w^{t-1} \\ \frac{p_{w^{t-1}}leak_W}{1+leak_W} & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$P([W_\Phi^t = w^t] | [W_\Phi^{t-1} = w^{t-1}]) = \begin{cases} \frac{1+p_{w^{t-1}}leak_W}{1+leak_W} & \text{si } w^t = w^{t-1} \\ \frac{p_{w^{t-1}}leak_W}{1+leak_W} & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $P(D_L^0)$ et $P(D_\Phi^0)$ sont les distributions a priori de la variable d'appartenance lexicale, qui définissent la probabilité a priori que le stimulus présenté soit un mot. Dans toutes les simulations, cette probabilité est fixée à 0,5. On écrit donc $P(D_L^0 = 1) = P(D_\Phi^0 = 1) = 1/2$.
- $\forall t, P(D_L^t | D_L^{t-1})$ et $P(D_\Phi^t | D_\Phi^{t-1})$ sont les distributions de probabilité du modèle dynamique sur l'appartenance lexicale du stimulus. Ces distributions permettent l'accumulation graduelle d'évidences perceptives sur la nature du stimulus. Le déclin mémoriel de ces distributions est caractérisé par deux coefficients $leak_{D_L}$ et $leak_{D_\Phi}$, pour qu'en l'absence de stimulation, ces deux distributions retournent vers leur état initial. On a :

$$\begin{cases} P([D_L^t = 1] | [D_L^{t-1} = 1]) & = 1 - leak_{D_L} \\ P([D_L^t = 0] | [D_L^{t-1} = 0]) & = 1 - leak_{D_L} \\ P([D_\Phi^t = 1] | [D_\Phi^{t-1} = 1]) & = 1 - leak_{D_\Phi} \\ P([D_\Phi^t = 0] | [D_\Phi^{t-1} = 0]) & = 1 - leak_{D_\Phi}. \end{cases}$$

- $\forall t, P(\gamma_L^t)$ et $P(\gamma_\Phi^t)$ sont les distributions définissant la force de la rétroaction lexicale orthographique (resp. phonologique) sur l'espace des lettres (resp. phonèmes). Elles sont formellement définies par des distributions uniformes, ce qui n'a aucune importance en pratique, puisque les valeurs des variables seront connues et calculées directement à partir des valeurs des distributions de probabilité sur la familiarité lexicale orthographique (resp. phonologique), dont le calcul est détaillé dans la section suivante, sur les inférences. Ainsi, ces termes n'apparaîtront pas dans le calcul des inférences.
- $\forall t, P(\gamma_{W_L^t})$ et $P(\gamma_{W_\Phi^t}^t)$ sont les distributions définissant la force de la rétroaction lexicale orthographique (resp. phonologique) sur l'espace des lettres (resp. phonèmes). Elles sont formellement définies par des distributions uniformes, ce qui n'a aucune importance en pratique, puisque les valeurs des variables seront connues et calculées directement à partir des valeurs des distributions de probabilité sur la familiarité lexicale orthographique (resp. phonologique). Le calcul de ces valeurs est détaillé dans la section suivante, sur les inférences. Ainsi, ces termes n'apparaîtront pas dans le calcul des inférences.
- $\forall t, P(\lambda_{W_L^t} | W_L^t W^t \gamma_{W_L^t})$ et $P(\lambda_{W_\Phi^t} | W_\Phi^t W^t \gamma_{W_\Phi^t}^t)$ sont les distributions sur les variables de cohérence liant les variables W^t aux variables W_L^t et W_Φ^t . Elles sont définies par :

$$P([\lambda_{W_L^t} = 1] | [W_L^t = w_l] [W^t = w] [\gamma_{W_L} = \gamma]) = \begin{cases} 1 & \text{si } w_l = w \text{ et } \gamma = 1 \\ 0 & \text{si } w_l \neq w \text{ et } \gamma = 1 \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_{W_L}|} & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$P([\lambda_{W_\Phi^t} = 1] | [W_\Phi^t = w_\phi] [W^t = w] [\gamma_{W_\Phi} = \gamma]) = \begin{cases} 1 & \text{si } w_\phi = w \text{ et } \gamma = 1 \\ 0 & \text{si } w_\phi \neq w \text{ et } \gamma = 1 \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_{W_\Phi}|} & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $\forall t, P(\lambda_{D_L^t} | D_{C_L^t} D_L^t)$ et $P(\lambda_{D_\Phi^t} | D_{C_\Phi^t} D_\Phi^t)$ sont les distributions sur les variables de cohérence liant les variables $D_{C_L^t}$ et $D_{C_\Phi^t}$ aux variables D_L^t et D_Φ^t . Elles sont définies par :

$$P([\lambda_{D_L^t} = 1] | [D_{C_L^t} = d_c] [D_L^t = d]) = \begin{cases} 1 & \text{si } d_c = d \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

$$P([\lambda_{D_\Phi^t} = 1] | [D_{C_\Phi^t} = d_c] [D_\Phi^t = d]) = \begin{cases} 1 & \text{si } d_c = d \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

B.2.6 Sous-modèle sémantique

Variables du sous-modèle Les variables principales composant le sous-modèle sémantique sont les suivantes.

- $W_S^{0:T}$: ces variables représentent l'ensemble des mots dont la sémantique est connue. Dans notre modèle, ce sont les mots présents soit dans le lexique orthographique, soit dans le lexique phonologique. Elles sont définies sur $\mathcal{D}_W = \mathcal{D}_{W_L} \cup \mathcal{D}_{W_\Phi}$, la réunion des ensembles de définition des variables $W_L^{0:T}$ et $W_\Phi^{0:T}$.
- $\lambda_{W_S}^{1:T}$: ces variables binaires sont des variables de cohérence permettant de connecter les variables $W_S^{0:T}$ aux variables $W^{0:T}$. Lorsque leur valeur est fixée à 1, l'information se propage entre les variables $W_S^{0:T}$ et les variables $W^{0:T}$.

Formes paramétriques Les formes paramétriques des termes qui apparaissent dans la décomposition de la distribution conjointe sont les suivantes.

- $\forall t, P(W_S^t)$ est la distribution de probabilité sémantique. Elle représente l'ensemble des informations contextuelles susceptibles d'orienter l'identification d'un mot. Dans notre modèle, cette distribution est statique, c'est-à-dire qu'on la considère identique pour tout t . La distribution sémantique $P(W_S^t)$ attribue une probabilité à chaque mot de \mathcal{D}_W , selon son appartenance, ou non, au contexte sémantique noté C_S et de cardinal N_S . C_S est un ensemble de N_S mots dont la probabilité est p_S fois supérieure aux autres mots du lexique, ce qui favorise leur identification au détriment des autres mots du lexique. La distribution de probabilité sémantique est définie par :

$$P([W_S^T = w]) = \begin{cases} \frac{p_S}{|\mathcal{D}_W| + (p_S - 1) \times N_S} & \text{si } w \in C_S \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_W| + (p_S - 1) \times N_S} & \text{sinon} \end{cases} \propto \begin{cases} p_S & \text{si } w \in C_S \\ 1 & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $\forall t, P(\lambda_{W_S^t} | W_S^t W^t)$ sont les distributions sur les variables de cohérence liant les variables W^t aux variables W_S^t . Elles sont définies par :

$$P([\lambda_{W_S^t} = 1] | [W_S^t = w_s] [W^t = w]) = \begin{cases} 1 & \text{si } w_s = w \\ 0 & \text{sinon.} \end{cases}$$

B.2.7 Sous-modèle attentionnel

Le sous-modèle attentionnel est composé de deux couches attentionnelles : une première couche d'attention visuelle, située à l'interface entre le sous-modèle sensoriel des lettres et le sous-modèle perceptif des lettres, et une deuxième couche d'attention lexicale, à l'interface des modèles perceptifs des lettres et phonèmes et du modèle lexical. Cette deuxième couche est composée de deux sous-couches d'attention lexicale, l'une orthographique et l'autre phonologique.

Variables du sous-modèle Les variables du sous-modèle attentionnel sont les suivantes.

- $\mu_A^{1:T}$ et $\mu_{A_\Phi}^{1:T}$ sont les variables discrètes représentant la position du focus attentionnel visuel (resp. phonologique). Elles sont à valeur dans $\{1 \dots N\}$ (resp. $\{1 \dots M\}$), N (resp. M) étant la longueur orthographique (resp. phonologique) du stimulus. Ainsi, le focus attentionnel se situe toujours sous une lettre (resp. un phonème) du mot.
- $\sigma_A^{1:T}$ et $\sigma_{A_\Phi}^{1:T}$ sont les variables représentant la dispersion de la distribution d'attention visuelle (resp. phonologique). Elles sont définies formellement sur \mathbb{R}_+^* . En pratique, nous utiliserons un petit jeu de valeurs possibles, centrée sur de petites valeurs : lorsque $\sigma_A^t = 0,5$, l'attention est quasiment entièrement concentrée sur une position ; pour $\sigma_A^t = 1,75$ (valeur par défaut), l'attention favorise environ trois positions ; enfin, avec une valeur élevée $\sigma_A^t = 100$, on approxime une distribution uniforme de l'attention.
- $A^{1:T}$ et $A_\Phi^{1:T}$ sont les variables discrètes représentant la répartition de l'attention visuelle (resp. phonologique) au sein du mot. Elles sont à valeur dans $\{1 \dots N\}$ (resp. $\{1 \dots M\}$), N (resp. M) étant la longueur orthographique (resp. phonologique) du stimulus.
- $Q_A^{1:T}$ et $Q_{A_\Phi}^{1:T}$ sont les variables représentant la quantité totale d'attention visuelle (resp. phonologique) à répartir au sein des lettres (resp. phonèmes) du mot. Elles sont définies formellement sur \mathbb{R}_+^* , et, comme pour le paramètre de dispersion attentionnelle, nous utiliserons

en pratique un ensemble de valeurs restreint, avec $Q_A=1$ la valeur de référence par défaut. Bien qu'indicées par l'instant de temps t , dans ce travail, nous considérerons une quantité attentionnelle constante au cours du temps.

- $C_{A_{1:N}}^{1:T}$ sont les variables de contrôle de la première couche d'attention visuelle. Elles représentent la quantité d'attention visuelle allouée à chaque position du mot. Ce sont des variables binaires, à valeur dans $\{0, 1\}$, 0 et 1 indiquant respectivement l'absence et la présence d'attention visuelle.
- $F_{A_L}^{1:T}$ et $F_{A_\Phi}^{1:T}$ sont des variables booléennes définissant si la deuxième couche attentionnelle est activée, c'est-à-dire si le traitement du stimulus se fait par segments au niveau de la couche lexicale orthographique (resp. phonologique).
- $C_{A_L 1:N}^{1:T}$ et $C_{A_\Phi 1:M}^{1:T}$ sont les variables de contrôle de la deuxième couche attentionnelle, c'est-à-dire la couche d'attention lexicale orthographique (resp. phonologique). Lorsque cette couche est activée, ces variables représentent la quantité d'attention orthographique (resp. phonologique) allouée à chaque position du mot. Ce sont des variables binaires, à valeur dans $\{0, 1\}$, 0 et 1 indiquant respectivement l'absence et la présence d'attention lexicale orthographique (resp. phonologique).
- $\lambda_{L 1:N}^{1:T}$ et $\lambda_{\Phi 1:M}^{1:T}$: ces variables binaires sont les variables de cohérence faisant le lien entre les variables perceptives ($P_{1:N}^{0:T}$ et $\Psi_{1:M}^{0:T}$) et les variables lexicales ($L_{1:N}^{1:T}$ et $\Phi_{1:M}^{1:T}$). Elles sont contrôlées par les variables de contrôle $C_{A_L 1:N}^{1:T}$ et $C_{A_\Phi 1:M}^{1:T}$ du sous-modèle attentionnel, et sont modulées par les facteurs $\gamma_L^{1:T}$ et $\gamma_\Phi^{1:T}$.

Formes paramétriques Les formes paramétriques apparaissant dans la distribution jointe sont les suivantes.

- $\forall t, P(\mu_A^t), P(\sigma_A^t)$ et $P(Q_A^t)$ (resp. $P(\mu_{A_\Phi}^t), P(\sigma_{A_\Phi}^t)$ et $P(Q_{A_\Phi}^t)$) sont les distributions a priori sur le focus attentionnel, la dispersion attentionnelle et la quantité d'attention totale. Ces distributions sont choisies uniformes sur l'espace de leurs paramètres. Ce choix n'a pas d'incidence sur les inférences qui seront calculées par la suite. En effet, comme les inférences sont toujours conditionnées à la connaissances des valeurs de μ_A^t, σ_A^t et Q_A^t (resp. $\mu_{A_\Phi}^t, \sigma_{A_\Phi}^t$ et $Q_{A_\Phi}^t$), les valeurs de probabilité définies ici sont systématiquement intégrées à la constante de normalisation.
- $\forall t, P(A^t | \mu_A^t \sigma_A^t)$ et $P(A_\Phi^t | \mu_{A_\Phi}^t \sigma_{A_\Phi}^t)$ sont les distributions d'attention visuelle (resp. phonologique) à proprement parler. Ce sont des distributions gaussiennes discrétisées et restreintes à l'ensemble de définition $\{1 \dots N\}$ (resp. $\{1 \dots M\}$), de moyenne μ_A^t (resp. $\mu_{A_\Phi}^t$) et d'écart type σ_A^t (resp. $\sigma_{A_\Phi}^t$).
- $\forall n, t, P(C_{A_n}^t | A^t Q_A^t)$ sont des distributions de probabilité de Bernoulli, binaires, qui définissent la quantité d'attention visuelle de la première couche en chaque position du mot. Elles définissent comment la « quantité totale » d'attention visuelle Q_A^t est allouée sur l'ensemble des positions. Ainsi, la quantité d'attention visuelle allouée au niveau de la première couche en position n découle directement de la distribution d'attention visuelle $P([A^t = n | \mu_A^t \sigma_A^t])$ à laquelle on applique un coefficient multiplicatif Q_A^t , en s'assurant de ne pas dépasser la valeur 1. On a :

$$\begin{cases} P([C_{A_n}^t = 1] | A^t Q_A^t) &= \min(1, Q_A^t \times P([A^t = n])) \\ P([C_{A_n}^t = 0] | A^t Q_A^t) &= 1 - \min(1, Q_A^t \times P([A^t = n])). \end{cases}$$

- $\forall t, P(F_{A_L}^t)$ et $P(F_{A_\Phi}^t)$ sont les distributions a priori de l'activation des couches attentionnelles lexicales. Ces distributions sont choisies uniformes, ce qui n'a pas d'influence sur les inférences qui vont suivre, puisque les inférences sont toujours conditionnées à la connaissance des valeurs de ces deux variables.
- $\forall n, t, P(C_{A_{L_n}}^t | A^t Q_{A^t} F_{A_L}^t)$ sont des distributions de probabilité de Bernoulli binaires qui, lorsque la couche d'attention lexicale orthographique est activée, c'est-à-dire lorsque la valeur de la variable $F_{A_L}^t$ est fixée à 1, définissent la quantité d'attention lexicale orthographique en chaque position du mot, de manière analogue aux distributions $P(C_{A_n}^t | A^t Q_{A^t})$. On a :

$$P([C_{A_{L_n}}^t = 1] | A^t Q_{A^t} F_{A_L}^t) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{A_L} = 0 \\ \min(1, Q_{A^t} \times P([A^t = n])) & \text{sinon.} \end{cases}$$

Ainsi, lorsque la couche d'attention lexicale orthographique est activée, on peut interpréter l'effet de la distribution d'attention visuelle comme donnant un poids différent à chaque position du mot dans le calcul de similarité entre les distributions de probabilité $P(P_{1:N}^t)$ et $P(L_{1:N}^t | W^t)$: plus la quantité d'attention visuelle est élevée dans une certaine position, plus la comparaison en cette position sera prise en compte, et l'identification du stimulus se fera seulement sur la portion du mot couramment traitée. En revanche, lorsque la valeur de la variable $F_{A_L}^t$ est fixée à 0, alors l'attention visuelle n'est pas prise en compte dans le calcul de similarité, et toutes les positions influencent de manière égale la comparaison entre les lettres perçues et les lettres des mots connus.

- $\forall t, P(\lambda_{L_n}^t | L_n^t P_n^t C_{A_{L_n}}^t \gamma_L^t)$ sont les distributions sur les variables de cohérence liant les variables L_n^t aux variables P_n^t . La comparaison entre les distributions sur les variables $P_{1:N}^t$ et $L_{1:N}^t$ est modulée à la fois par les variables décrivant l'attention $C_{A_{L_n}}^t$, mais aussi par le facteur γ_L^t . Ce facteur, défini précédemment, dépend de la familiarité orthographique du stimulus. Contrairement aux variables $C_{A_{L_n}}^t$, il ne varie pas en fonction des positions. Finalement, nous définissons la distribution de probabilité sur la variable de cohérence $\lambda_{L_n}^t$ par une variante du schéma habituel des variables de cohérence contrôlées, pour prendre en compte cette double modulation :

$$P\left([\lambda_{L_n}^t = 1] \mid \begin{matrix} [L_n^t = l] [P_n^t = p] \\ [C_{A_{L_n}}^t = c] [\gamma_L^t = \gamma] \end{matrix}\right) = \begin{cases} 0 & \text{si } l \neq p \text{ et } c = 1 \text{ et } \gamma = 1 \\ 1 & \text{si } l = p \text{ et } c = 1 \text{ et } \gamma = 1 \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_P|} & \text{sinon.} \end{cases}$$

- $\forall m, t, P(C_{A_{\Phi_m}}^t | A_{\Phi}^t Q_{A_{\Phi}}^t F_{A_{\Phi}}^t)$ sont des distributions de probabilité de Bernoulli binaires qui, lorsque la couche d'attention lexicale phonologique est activée, c'est-à-dire lorsque la valeur de la variable $F_{A_{\Phi}}^t$ est fixée à 1, définissent la quantité d'attention phonologique en chaque position du mot, de manière analogue aux distributions $P(C_{A_n}^t | A^t Q_{A^t})$. On a :

$$P([C_{A_{\Phi_m}}^t = 1] | A_{\Phi}^t Q_{A_{\Phi}}^t F_{A_{\Phi}}^t) = \begin{cases} 1 & \text{si } F_{A_{\Phi}} = 0 \\ \min(1, Q_{A_{\Phi}}^t \times P([A_{\Phi}^t = m] \mu_{A_{\Phi}}^T \sigma_{A_{\Phi}}^T)) & \text{sinon.} \end{cases}$$

Ainsi, lorsque la couche d'attention lexicale phonologique est activée, les variables $C_{A_{\Phi_m}}^t$ nous permettent de moduler l'information qui se propage du sous-modèle lexical phonologique au sous-modèle phonologique perceptif : plus la quantité d'attention phonologique est élevée dans une certaine position m , plus la variable Ψ_m^t sera alimentée par les connaissances lexicales en cette position. En revanche, pour identifier le stimulus, il est nécessaire de comparer les phonèmes en chaque position avec les représentations phonologiques du lexique.

Dans ce cas-là, la valeur de la variable $F_{A_\Phi}^t$ est fixée à 0. Ainsi, l'attention phonologique est identique pour toutes les positions dans le calcul de similarité.

- $\forall t, P(\lambda_{\Phi_m}^t \mid \Phi_m^t \Psi_m^t C_{A_{\Phi_n}}^t \gamma_{\Phi}^t)$ sont les distributions sur les variables de cohérence liant les variables Φ_m^t aux variables Ψ_m^t . Comme dans le cas orthographique, la comparaison entre les distributions sur les variables $\Psi_{1:M}^t$ et $\Phi_{1:M}^t$ est également modulée à la fois par les variables $C_{A_{\Phi 1:M}}^t$ décrivant l'attention phonologique, mais aussi par le facteur γ_{Φ}^t . Ce facteur, défini précédemment, dépend de la familiarité phonologique du stimulus. Contrairement aux variables $C_{A_{\Phi 1:M}}^t$, il ne varie pas en fonction des positions. Finalement, on définit :

$$P \left([\lambda_{\Phi_m}^t = 1] \mid \begin{array}{l} [\Phi_m^t = \phi] [\Psi_m^t = \psi] \\ [C_{A_{\Phi m}}^t = c] [\gamma_{\Phi}^t = \gamma] \end{array} \right) = \begin{cases} 0 & \text{si } \psi \neq \psi \text{ et } c = 1 \text{ et } \gamma = 1 \\ 1 & \text{si } \psi = \psi \text{ et } c = 1 \text{ et } \gamma = 1 \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_{\Phi}|} & \text{sinon.} \end{cases}$$

Annexe C

Récapitulatif des paramètres du modèle BRAID-Acq

TABLE C.1 : Valeurs par défaut des paramètres du modèle BRAID-ACQ

Paramètres dépendant de l'expérience à simuler		
Nom	Valeur	Interprétation
$ \mathcal{D}_W $	16 073	Cardinal du domaine des variables $W^{0:T}$, $W_L^{0:T}$ et $W_\Phi^{0:T}$: nombre de mots, fourni par le lexique Lexique nettoyé (français)
θ_W	Lexique	Paramètres des priors $P(W_L^0)$ et $P(W_\Phi^0)$: fréquence des mots fournie par le lexique Lexique nettoyé (français)
ϵ_L & ϵ_Φ	0.001	Paramètres des distributions $P(L_n^t W^t)$ et $P(\Phi_m^t W^t)$: orthographe et prononciation des mots, fournies par le lexique
N	$\in \{2 \dots 15\}$	Nombre de lettres du stimulus
G^t	algo	Position du regard : définie par l'algorithme d'exploration visuo-attentionnelle
μ_A^t & μ_Φ^t	algo	Moyenne des distributions $P(A^t \mu_A^t \sigma_A^t)$ et $P(A_\Phi^t \mu_{A_\Phi}^t \sigma_{A_\Phi}^t)$
σ_A^t & σ_Φ^t	algo	Écart-type des distributions $P(A^t \mu_A^t \sigma_A^t)$ et $P(A_\Phi^t \mu_{A_\Phi}^t \sigma_{A_\Phi}^t)$
Q_A^t & $Q_{A_\Phi}^t$	1 & 1	Quantités d'attention visuelle et phonologique totale
T_{fix}	1.25	Seuil de fin de fixation de l'exploration visuo-attentionnelle
T_{expo}	0.2	Seuil de fin d'exposition de l'exploration visuo-attentionnelle
α	0.05	Coût moteur de l'exploration visuo-attentionnelle
ld_{thr_L} & ld_{thr_Φ}	0.85	Seuil de détection de la nouveauté au moment de l'apprentissage
θ	0.5	Vitesse d'apprentissage : paramètre de dilution du percept
p_S	5	Paramètre de la distribution $P(W_S^t)$: force du contexte
N_S	5	Paramètre de la distribution $P(W_S^t)$: taille du contexte
Paramètres sous le contrôle du modélisateur		
Nom	Valeur	Interprétation
θ_{IS}	<i>Matrice_B</i> modifiée	Paramètres des distributions $P(I_n^t S_{1:N}^t \Delta I_n^t G^t)$: identifiés à la matrice de confusion de Townsend (1971b)
$Scale_I$	5,8	Paramètre mettant à l'échelle (temporelle) l'information de la distribution $P(I_n^t S_{1:N}^t \Delta I_n^t G^t)$
$Slope_G$	1,0	Paramètre mettant à l'échelle (spatiale) l'information de la distribution $P(I_n^t S_{1:N}^t \Delta I_n^t G^t)$: diminution de l'acuité visuelle en fonction de l'excentricité
θ_I	0,675	Paramètre contrôlant l'interférence latérale dans la distribution $P(I_n^t S_{1:N}^t \Delta I_n^t G^t)$: θ_I pour la lettre en position n , $(1-\theta_I)$ d'interférence pour les lettres adjacentes
$Leak_P$ & $Leak_\Phi$	1.5×10^{-5}	Paramètre du déclin de l'information dans les modèles dynamiques $P(P_n^t P_n^{t-1})$ et $P(\Psi_m^t \Psi_m^{t-1})$
$Leak_{W_L}$ & $Leak_{W_\Phi}$	1 250	Paramètre du déclin de l'information dans les modèles dynamiques $P(W_L^t W_L^{t-1})$ et $P(W_\Phi^t W_\Phi^{t-1})$
$Leak_{D_L}$ & $Leak_{D_\Phi}$	0,15	Paramètre du déclin de l'information dans le modèle dynamique $P(D_L^t D_L^{t-1})$ et $P(D_\Phi^t D_\Phi^{t-1})$
γ_{L_F} & γ_{Φ_F}	1.45×10^{-5}	Force de la rétroaction lexicale (coefficient multiplicatif de la fonction sigmoïde) sur les lettres (variables P_n^t) et les phonèmes (variables Ψ_m^t)
γ_{W_L} & γ_{W_Φ}	$5 \times 1.45 \times 10^{-5}$	Force de la rétroaction lexicale (coefficient multiplicatif de la fonction sigmoïde) sur les mots (variables W_L^t et W_Φ^t)

Annexe D

Définition mathématique des inférences dans le modèle BRAID-Acq

La description qualitative des étapes d'inférences est présentée Section 5.2.2.1. Nous rappelons brièvement leur notation ici.

1. \mathbf{Q}_P : identification des lettres (variables $P_{1:N}$) sans influence lexicale.
2. \mathbf{Q}_{W_L} : identification orthographique des mots (variable W_L) correspondant le mieux aux lettres perçues (distribution \mathbf{Q}_P).
3. $\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow L}}$: identification orthographique des mots (variable W_L) par influence lexicale sémantique (distribution \mathbf{Q}_{W_S}).
4. \mathbf{Q}_{D_L} : évaluation de la familiarité lexicale orthographique (« décision lexicale » ; variable D_L).
5. \mathbf{Q}_W : identification orthographique des mots par segments (variable W).
6. \mathbf{Q}_Ψ : identification des phonèmes (« décodage » ; variables $\Psi_{1:M}$).
7. \mathbf{Q}_{W_Φ} : identification phonologique des mots (variable W_Φ) correspondant le mieux aux phonèmes inférés (distribution \mathbf{Q}_Ψ).
8. $\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow \Phi}}$: identification phonologique des mots (variable W_Φ) par influence lexicale sémantique (distribution \mathbf{Q}_{W_S}).
9. \mathbf{Q}_{D_Φ} : évaluation de la familiarité lexicale phonologique (« décision lexicale » ; variable D_Φ).
10. $\mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}$: identification orthographique des mots (variable W_L) par rétroaction lexicale phonologique.
11. $\mathbf{Q}_{P'}$: identification des lettres (variables $P_{1:N}$) par rétroaction lexicale orthographique.
12. $\mathbf{Q}_{W_{L \rightarrow \Phi}}$: identification phonologique des mots (variable W_Φ) par rétroaction lexicale orthographique.
13. $\mathbf{Q}_{\Psi'}$: identification des phonèmes (variables $\Psi_{1:M}$) par rétroaction lexicale phonologique.

Nous allons maintenant, pour chaque question, appliquer les règles du calcul probabiliste pour calculer l'expression mathématique correspondante. Certaines étapes seront les mêmes que dans les modèles BRAID ou BRAID-Learn, elles seront brièvement rappelées. Pour d'autres étapes, le résultat

sera le même, mais l'objectif est de montrer que les évolutions que nous avons apportées au sous-modèle lexical dans BRAID-Acq n'affectent pas le résultat de l'inférence. Enfin, certaines inférences seront totalement nouvelles.

D.1 Identification des lettres sans influence lexicale Q_P

La première étape est l'identification des lettres sans influence lexicale, en connaissant le stimulus $S_{1:N}^T$, la distribution de l'attention visuelle décrite par ses position et dispersion μ_A^T et σ_A^T , ainsi que la position du regard G^T . Cette tâche est la même que dans le modèle BRAID. L'information se propage à travers le modèle du stimulus au sous-modèle perceptif des lettres : $(\forall n, \lambda_{P_n}^T = 1)$. On a :

$$Q_{P_n}^T = P(P_n^T | S_{1:N}^T \mu_A^T \sigma_A^T Q_A^T g^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1])$$

Nous rappelons ici seulement le résultat de l'inférence bayésienne, puisque son calcul est quasiment identique à celui effectué avec le modèle BRAID. En notant $\alpha_n = P([C_{A_n}^T = 1] | [A^T = n] Q_A^T)$, on a :

$$Q_{P_n}^T \propto \left[\begin{array}{l} \sum_{p_n^{T-1}} [P([P_n^T = p_n^T] | p_n^{T-1}) Q_{P_n}^{T-1}] \\ \left[\alpha_n \sum_{\Delta i_n^T} \left[\begin{array}{l} P(\Delta i_n^T) \\ P([I_n^T = p_n^T] | s_{1:N}^T \Delta i_n^T g^T) \end{array} \right] + \frac{(1 - \alpha_n)}{|\mathcal{D}_{\mathcal{L}}|} \right] \end{array} \right] \quad (D.1)$$

Cette équation comporte deux éléments clés : une prédiction de l'état du percept en l'absence d'information perceptive nouvelle, engendrant une perte progressive d'information, et l'apport direct d'information du stimulus, en prenant en compte des facteurs comme la distance au point de fixation et les interférences latérales.

D.2 Identification orthographique de mots Q_{W_L}

Nous considérons maintenant l'étape d'identification des mots correspondant le mieux aux lettres perçues. L'inférence bayésienne qui suit était déjà présente dans le modèle BRAID, mais la modification du sous-modèle lexical nous pousse à la recalculer et vérifier que le résultat reste le même. On peut noter trois différences majeures : la séparation entre les variables W_L et W , et entre les variables D_L et D_{C_L} , ainsi que la modification du calcul de similarité entre les variables $L_{1:N}^T$ et $P_{1:N}^T$ (variables $\lambda_{L_{1:N}}^T$). Par la suite, on notera K^T le groupement des variables $S_{1:N}^T, \mu_A^T, \sigma_A^T, Q_A^T$ et G^T et de leurs valeurs connues.

La question probabiliste posée est la suivante : en connaissant K^T , et en considérant que l'information se propage dans le modèle du stimulus jusqu'au sous-modèle perceptif des lettres ($\lambda_{P_{1:N}}^T = 1$), puis du sous-modèle perceptif des lettres jusqu'aux mots ($\lambda_{L_{1:N}}^T = 1$), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des mots connus orthographiquement ? Cette question probabiliste se note mathématiquement :

$$Q_{W_L}^T = P \left([W_L^T = w] \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \end{array} \right)$$

La question posée est la même que dans le modèle BRAID, à quelques différences près. Tout d'abord, la valeur de la variable $F_{A_L}^T$ est fixée à 0, ce qui désactive la distribution spatiale d'attention lexicale orthographique. En conséquence, la comparaison entre le percept orthographique et le lexique prend en compte toutes les lettres du mot à égale mesure. Ensuite, la valeur de la variable $\lambda_{W_L}^T$ est

fixée à 1, ce qui assure le transfert d'information du sous-modèle perceptif des lettres jusqu'au sous-modèle perceptif des mots. Enfin, la valeur des variables γ_L^T et $\gamma_{W_L}^T$ est fixée à 1, ce qui a pour conséquence de ne pas moduler l'information transmise entre les variables $P_{1:N}^T$ du sous-modèle perceptif des lettres et les variables W_L^T du sous-modèle perceptif des mots en fonction de la familiarité orthographique. On calcule le résultat de l'inférence probabiliste, en sautant quelques étapes de calcul car elles sont les mêmes que dans le modèle BRAID :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}_{W_L}^T(w) &= P \left([W_L^T = w] \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, W_L^{T-1} \\ P_{1:N}^T, L_{1:N}^T, C_{A_L}^T}} P \left(\begin{array}{l} W^T W_L^{T-1} \\ [W_L^T = w] \\ P_{1:N}^T L_{1:N}^T C_{A_L}^T \end{array} \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] \\ [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\gamma_L = 1] [\gamma_{W_L} = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W^T, W_L^{T-1}} P(W^T) \mathbf{Q}_{W_L}^{T-1} P([W_L^T = w] \mid W_L^{T-1}) \\ P([\lambda_{W_L}^T = 1] \mid [W_L^T = w] W^T [\gamma_{W_L}^T = 1]) \\ \prod_{n=1}^N \sum_{P_n^T, L_n^T, C_{A_L n}^T} \mathbf{Q}_{P_n}^T P(L_n^T \mid W^T) P(C_{A_L n}^T \mid A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 0]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] \mid P_n^T L_n^T C_{A_L n}^T [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \left[\begin{array}{l} P(W^T = w) \sum_{W_L^{T-1}} \mathbf{Q}_{W_L}^{T-1} P([W_L^T = w] \mid W_L^{T-1}) \\ \prod_{n=1}^N \sum_{P_n^T, L_n^T} \mathbf{Q}_{P_n}^T P(L_n^T \mid W^T) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] \mid P_n^T L_n^T [C_{A_L n}^T = 1] [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W_L^{T-1}} \mathbf{Q}_{W_L}^{T-1} P([W_L^T = w] \mid W_L^{T-1}) \\ \prod_{n=1}^N \sum_{p \in P_n^T} \mathbf{Q}_{P_n}^T(p) P([L_n^T = p] \mid W^T) \end{array} \right] \\
 &\propto \sum_{W_L^{T-1}} \mathbf{Q}_{W_L}^{T-1} P([W_L^T = w] \mid W_L^{T-1}) \prod_{n=1}^N \langle \mathbf{Q}_{P_n}^T, P(L_n^T \mid W^T) \rangle
 \end{aligned}$$

D.3 Identification orthographique de mots par influence lexicale sémantique $\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow L}}$

Nous considérons maintenant l'étape d'identification de mots par influence lexicale sémantique. La question posée est la suivante : en connaissant le résultat de l'identification orthographique de mots (\mathbf{Q}_{W_L}) et en sachant que l'information se propage du sous-modèle sémantique au sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{W_S}^T = 1$), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des mots connus orthographiquement ? La question probabiliste correspondante est la suivante :

$$\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow L}}^T(w) = P \left([W_L^T = w] \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right)$$

Voici maintenant le calcul de l'inférence :

$$\begin{aligned}
\mathbf{Q}_{W_{Sem \rightarrow L}}^T(w) &= P \left([W_L^T = w] \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
&= \sum_{W^T W_S^T} P \left(\begin{array}{l} [W_L^T = w] \\ W^T W_S^T \end{array} \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
&\propto \sum_{W^T W_S^T} P \left(\begin{array}{l} [W_L^T = w] W^T W_S^T \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] \\ [F_{A_L}^T = 0] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
&\propto \sum_{W^T W_S^T} P(W^T) P(W_S^T) P \left(\begin{array}{l} [W_L^T = w] \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] \\ [F_{A_L}^T = 0] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
&\propto \sum_{W^T W_S^T} P(W_S^T) \mathbf{Q}_{W_L}^T(w) \left[\begin{array}{l} P([\lambda_{W_L}^T = 1] | W^T [W_L^T = w] [\gamma_{W_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{W_S}^T = 1] | W^T W_S^T) \end{array} \right] \\
&\propto P([W_S^T = w]) \mathbf{Q}_{W_L}^T(w)
\end{aligned}$$

D.4 Évaluation de la familiarité orthographique \mathbf{Q}_{D_L}

Nous considérons maintenant l'étape d'évaluation de la familiarité orthographique. Cette inférence évalue la probabilité que le stimulus soit un mot connu du lexique orthographique, sachant que l'information se propage du sous-modèle perceptif des lettres au sous-modèle lexical ($\lambda_{C_{L_{1:N}}}^T = 1$), puis du sous-modèle lexical au sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{D_L} = 1$). La question probabiliste posée est la suivante :

$$\mathbf{Q}_{D_L}^T = P \left(D_L^T \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{C_{L_{1:N}}}^T = 1] [\lambda_{D_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right)$$

Nous ne calculerons ici pas l'inférence complète, puisque malgré les changements de variables entre les modèles BRAID et BRAID-ACQ, le calcul est identique à celui du modèle BRAID. Nous nous contenterons donc de nous ramener au calcul effectué avec le modèle BRAID, puis nous rappellerons

le résultat de l'inférence.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}_{D_L}^T(d) &= P \left([D_L^T = d] \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{C_{L_{1:N}}}^T = 1] [\lambda_{D_L} = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{D_{C_L}^T, D_L^{T-1} \\ C_{A_{L_{1:N}}}^T, C_{L_{1:N}}^T}} P \left(\begin{array}{l} [D_L^T = d] D_{C_L}^T \\ D_L^{T-1} C_{A_{L_{1:N}}}^T \\ C_{L_{1:N}}^T \end{array} \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \\ [\lambda_{C_{L_{1:N}}}^T = 1] [\lambda_{D_L} = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{D_{C_L}^T, D_L^{T-1} \\ C_{A_{L_{1:N}}}^T, C_{L_{1:N}}^T}} P \left(\begin{array}{l} [D_L^T = d] D_{C_L}^T D_L^{T-1} \\ C_{A_{L_{1:N}}}^T C_{L_{1:N}}^T \\ [\lambda_{D_L} = 1] [\lambda_{C_{L_{1:N}}}^T = 1] \end{array} \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] \\ [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] \\ [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{D_{C_L}^T, D_L^{T-1} \\ C_{A_{L_{1:N}}}^T, C_{L_{1:N}}^T \\ W^T, W_L^T \\ P_{1:N}^T, L_{1:N}^T}} P \left(\begin{array}{l} [D_L^T = d] D_{C_L}^T D_L^{T-1} C_{A_{L_{1:N}}}^T \\ C_{L_{1:N}}^T [\lambda_{D_L} = 1] W^T W_L^T P_{1:N}^T L_{1:N}^T \\ [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{C_{L_{1:N}}}^T = 1] [\lambda_{W_L}^T = 1] \end{array} \left| \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] \\ [F_{A_L}^T = 0] [\gamma_L^T = 1] \\ [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right. \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{D_{C_L}^T, D_L^{T-1} \\ C_{A_{L_{1:N}}}^T, C_{L_{1:N}}^T \\ W^T, W_L^T \\ P_{1:N}^T, L_{1:N}^T}} \left[\begin{array}{l} \mathbf{Q}_{D_L}^{T-1} P(D_{C_L}^T) P([D_L^T = d] | D_L^{T-1}) \\ P(C_{A_{L_{1:N}}}^T | [F_{A_L}^T = 0]) P(C_{L_n}^t | D_{C_L}^t) \\ P([\lambda_{D_L} = 1] | [D_L^T = d] D_{C_L}^T) \\ P(W^T) \mathbf{Q}_{W_L}^T P([\lambda_{W_L}^T = 1] | [W_L^T = w] W^T [\gamma_{W_L}^T = 1]) \\ \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T P(L_{1:N}^T | W^T) P([\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] | P_{1:N}^T L_{1:N}^T C_{A_{L_{1:N}}}^T [\gamma_L^T = 1]) \\ P(\lambda_{C_{L_{1:N}}}^t | \lambda_{L_{1:N}}^t C_{L_{1:N}}^t) \end{array} \right] \\
 &\propto \sum_{\substack{D_L^{T-1} \\ C_{L_{1:N}}^T, W^T \\ P_{1:N}^T}} \left[\begin{array}{l} \mathbf{Q}_{D_L}^{T-1} P([D_L^T = d] | D_L^{T-1}) P(C_{L_n}^t | [D_{C_L}^t = d]) \\ \mathbf{Q}_{W_L}^T(w) \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) P([L_{1:N}^T = p_{1:N}] | [W^T = w]) \\ P(\lambda_{C_{L_{1:N}}}^t | \lambda_{L_{1:N}}^t C_{L_{1:N}}^t) \end{array} \right]
 \end{aligned}$$

A ce stade-là, on se ramène à l'inférence déjà calculée avec le modèle BRAID, on ne poursuit donc pas le calcul de l'inférence jusqu'au bout, mais on présente simplement le résultat de l'inférence. Il se divise en deux cas, la cas « le stimulus est un mot connu » ($D_L^T = 1$) et le cas « le stimulus n'est pas un mot connu » ($D_L^T = 0$). Le calcul de cette inférence contient une « entorse » au calcul probabiliste, par l'introduction d'une division par la norme des distributions de probabilité $\mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T$. Cette entorse au calcul est expliquée Annexe A.1. Pour l'hypothèse $D_L^T = 1$, nous obtenons :

$$\mathbf{Q}_{D_L}^T(1) \propto \left[\begin{array}{l} \sum_{d^{T-1}} [P([D_L^T = 1] | d^{T-1}) \mathbf{Q}_{D_L^{T-1}(d)}^{T-1}] \\ \sum_{w \in W_L^T} \left[\prod_{n=1}^N \left\langle P(L_n^T | [W^T = w]), \frac{\mathbf{Q}_{P_n}^T}{\|\mathbf{Q}_{P_n}^T\|_2} \right\rangle \right] \end{array} \right]$$

Pour l'hypothèse $D_L^T = 0$, nous obtenons :

$$\mathbf{Q}_{D_L}^T(0) \propto \left[\sum_{d^{T-1}} [P([D_L^T = 0] | d^{T-1}) Q_{D_L^{T-1}(d)}^{T-1}] \right] \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\sum_{w \in W_L^T} \left[\prod_{\substack{n=1 \\ n \neq i}}^N \left\langle P(L_n^T | W^T = w), \frac{\mathbf{Q}_{P_n^T}}{\|\mathbf{Q}_{P_n^T}\|_2} \right\rangle \right] \left\langle P(L_i^T | W^T = w), \frac{1 - \mathbf{Q}_{P_i^T}}{\|1 - \mathbf{Q}_{P_i^T}\|_2} \right\rangle \right] \right]$$

Comme expliqué précédemment, le résultat du calcul de cet inférence est utilisé directement pour déterminer les valeurs de probabilité $P([\gamma_L^T = 1])$ et $P([\gamma_{W_L}^T = 1])$. Plus précisément, ces valeurs de probabilité découlent d'une transformation par une fonction « sigmoïde » du résultat de l'inférence $\mathbf{Q}_{D_L}^T$. Les paramètres de cette fonction sigmoïde ont été calibrés empiriquement lors du développement du modèle BRAID-Learn. En notant $d = \mathbf{Q}_{D_L}^T(1)$, on définit :

$$P([\gamma_L^T = 1]) = 2 \times 10^{-6} + \frac{1.45 \times 10^{-4}}{(1 + e^{-97d+95})^{0.7}}$$

Cette valeur de probabilité permet de moduler le flux d'information du sous-modèle perceptif des mots orthographiquement connus vers le sous-modèle perceptif des lettres. Par ailleurs, la valeur de probabilité $P([\gamma_{W_L}^T = 1])$ permet de moduler le flux d'information du sous-modèle perceptif des mots orthographiquement connus vers le sous-modèle perceptif des mots phonologiquement connus. Le sous-modèle perceptif des lettres et le sous-modèle perceptif des mots connus orthographiquement reposent sur des variables définies sur un espace de cardinal différent (\mathcal{D}_L et \mathcal{D}_{W_L}), la force de la rétroaction lexicale orthographique est donc différente entre les deux flux d'information. Le rapport entre les deux valeurs de probabilité a été choisi empiriquement. Ainsi, on définit :

$$P([\gamma_{W_L}^T = 1]) = 5 \times P([\gamma_L^T = 1])$$

D.5 Identification phonologique de mots par segments \mathbf{Q}_W

Cette inférence probabiliste permet d'évaluer quels mots du lexique correspondent le mieux aux lettres perçues au niveau du segment traité, segment défini par la distribution d'attention visuelle et utilisé grâce à la variable $F_{A_L}^T$ considérée égale à 1. La question probabiliste est la suivante :

$$\mathbf{Q}_W^T(w) = P([W^T = w] | K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1])$$

Le calcul est similaire à celui de l'identification orthographique de mots $\mathbf{Q}_{W_L}^T$, mais le calcul de similarité effectué est pondéré en chaque position par la quantité d'attention visuelle en cette position. Pour cela, on active la couche d'attention lexicale orthographique située entre les variables $P_{1:N}^T$ et $L_{1:N}^T$ en fixant la valeur de la variable $F_{A_L}^T$ à 1. Par ailleurs, contrairement au calcul de l'inférence $\mathbf{Q}_{W_L}^T$, ici la valeur de la variable $\lambda_{W_L}^T$ n'est pas fixée à 1. En conséquence, l'information ne se propage pas jusqu'au sous-modèle perceptif des mots. De même, la valeur de la variable γ_{W_L} ,

liée au sous-modèle perceptif des mots, n'est plus fixée à 1.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}_W^T(w) &= P([W^T = w] | K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1]) \\
 &\propto \prod_{n=1}^N \sum_{L_n^T, P_n^T, C_{A_{L_n}}^T} P([W^T = w] L_n^T P_n^T C_{A_{L_n}}^T [\lambda_{L_n}^T = 1] | K^T [F_{A_L}^T = 1] [\gamma_L^T = 1]) \\
 &\propto \left[\begin{array}{l} P(W^T = w) \\ \prod_{n=1}^N \left[\begin{array}{l} \sum_{L_n^T, P_n^T} P(L_n^T | [W^T = w]) P(P_n^T | K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1]) \\ \sum_{C_{A_{L_n}}^T} P(C_{A_{L_n}}^T | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] | L_n^T P_n^T C_{A_{L_n}}^T [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \end{array} \right] \\
 &\propto \prod_{n=1}^N \left[\begin{array}{l} \sum_{L_n^T, P_n^T} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} \\ \sum_{a \in C_{A_{L_n}}^T} P([C_{A_{L_n}}^T = a] | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] | L_n^T P_n^T [C_{A_{L_n}}^T = a] [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \prod_{n=1}^N \left[\begin{array}{l} \sum_{L_n^T, P_n^T} \left[\begin{array}{l} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} \\ P([C_{A_{L_n}}^T = 0] | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] | L_n^T P_n^T [C_{A_{L_n}}^T = 0] [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \\ + \sum_{L_n^T, P_n^T} \left[\begin{array}{l} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} \\ P([C_{A_{L_n}}^T = 1] | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] | L_n^T P_n^T [C_{A_{L_n}}^T = 1] [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \end{array} \right] \\
 &\propto \prod_{n=1}^N (S_W(C_{A_{L_n}}^T = 0) + S_W(C_{A_{L_n}}^T = 1))
 \end{aligned}$$

Calcul de $S_W(C_{A_{L_n}}^T = 0)$, première somme de la parenthèse :

$$\begin{aligned}
 S_W(\lambda_n^T = 0) &= \sum_{L_n^T, P_n^T} \left[\begin{array}{l} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} \\ P([C_{A_{L_n}}^T = 0] | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] | L_n^T P_n^T [C_{A_{L_n}}^T = 0] [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \frac{1}{|\mathcal{D}_P|} \sum_{L_n^T, P_n^T} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} P([C_{A_{L_n}}^T = 0] | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\
 &\propto \frac{1 - \min(1, Q_A^T P([A^t = n] | \mu_A^t \sigma_A^t))}{|\mathcal{D}_P|} \sum_{L_n^T, P_n^T} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} \\
 &\propto \frac{1 - \min(1, Q_A^T P([A^t = n] | \mu_A^t \sigma_A^t))}{|\mathcal{D}_P|} \times \left(\sum_{L_n^T} P(L_n^T | [W^T = w]) \right) \times \left(\sum_{P_n^T} \mathbf{Q}_{P_n^T} \right) \\
 &\propto \frac{1 - \min(1, Q_A^T P([A^t = n] | \mu_A^t \sigma_A^t))}{|\mathcal{D}_P|}
 \end{aligned}$$

Calcul de $S_W([C_{A_{L_n}}^T = 1])$, deuxième somme de la parenthèse :

$$\begin{aligned} S_W(C_{A_{L_n}}^T = 1) &= \sum_{L_n^T, P_n^T} \left[\begin{array}{l} P(L_n^T | [W^T = w]) \mathbf{Q}_{P_n^T} P([C_{A_{L_n}}^T = 1] | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 1]) \\ P([\lambda_{L_n}^T = 1] | L_n^T P_n^T [C_{A_{L_n}}^T = 1] [\gamma_{L_n}^T = 1]) \end{array} \right] \\ &\propto \min(1, Q_A^T P([A^t = n] | \mu_{A^t} \sigma_{A^t})) \sum_{l \in L_n^T} P([L_n^T = l] | W_{L_n}^t) \mathbf{Q}_{P_n^T}(l) \\ &\propto \min(1, Q_A^T P([A^t = n] | \mu_{A^t} \sigma_{A^t})) \langle P(L_n^T | W^T), P(P_n^T | K^T) \rangle \end{aligned}$$

Finalement, en notant $P_A = \min(1, Q_A^T P([A^t = n] | \mu_{A^t} \sigma_{A^t}))$ on a :

$$Q_{W^T}(w) \propto \prod_{n=1}^N \left(\frac{1 - P_A}{|\mathcal{D}_P|} + P_A \times \langle P(L_n^T | [W^T = w]), \mathbf{Q}_{P_n^T} \rangle \right)$$

D.6 Identification des phonèmes (ou « décodage ») \mathbf{Q}_Ψ

L'identification des phonèmes se fait en deux étapes : le décalage des représentations phonologiques issues de l'inférence \mathbf{Q}_{W^T} , puis l'identification des phonèmes en tant que telle.

D.6.1 Décalage des représentations phonologiques

L'objectif de l'identification des phonèmes est d'alimenter les variables $\Psi_{1:M}^T$ à partir de la distribution \mathbf{Q}_W calculée dans la section précédente. Pour des questions de temps de calcul, on ne propage pas toute l'incertitude de la distribution \mathbf{Q}_W , mais on sélectionne les 10 mots les plus probables d'après cette distribution, ce qui définit un ensemble W_{Max} . Pour chaque mot de cet ensemble, le modèle choisit s'il alimente les variables $\Psi_{1:M}^T$ à l'aide de la représentation phonologique prise telle quelle, ou bien avec un décalage positionnel, soit vers la gauche, soit vers la droite. En effet, les représentations phonologiques ne sont pas forcément alignées en position avec les représentations orthographiques, puisqu'il n'y a pas une correspondance un-à-un entre les lettres et les phonèmes. Pour opérer ce décalage, nous définissons des variables $\Phi_{G_{1:M}}^T$ et $\Phi_{D_{1:M}}^T$, définies sur le même ensemble de définition que les variables $\Phi_{1:M}^T$. La représentation phonologique décalée vers la gauche d'un mot $w = \phi_1 \dots \phi_M$ de longueur phonologique M en position m est définie par :

$$P([\Phi_{G_m}^T = \phi] | [W^T = w]) = \begin{cases} 1 - \epsilon \times (|\mathcal{D}_\Psi| - 1) & \text{si } m < M \text{ et } \phi = \phi_{m+1} \\ \epsilon \times (|\mathcal{D}_\Psi| - 1) & \text{si } m < M \text{ et } \phi \neq \phi_{m+1} \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_\Psi|} & \text{sinon.} \end{cases}$$

De même, nous définissons la représentation phonologique décalée vers la droite d'un mot $w = \phi_1 \dots \phi_M$ de longueur phonologique M en position m par :

$$P([\Phi_{D_m}^T = \phi] | [W^T = w]) = \begin{cases} 1 - \epsilon \times (|\mathcal{D}_\Psi| - 1) & \text{si } m > 1 \text{ et } \phi = \phi_{m-1} \\ \epsilon \times (|\mathcal{D}_\Psi| - 1) & \text{si } m > 1 \text{ et } \phi \neq \phi_{m-1} \\ \frac{1}{|\mathcal{D}_\Psi|} & \text{sinon.} \end{cases}$$

Les représentations phonologiques décalées à gauche et à droite d'un mot $w = \phi_1 \dots \phi_M$ peuvent donc être respectivement représentées par les chaînes de caractère $\phi_2 \dots \phi_M U$ et $U \phi_1 \dots \phi_{M-1}$, où U représente la distribution uniforme dans la position en question, et où un phonème ϕ_i représente en réalité une distribution de probabilité « quasi-Dirac » attribuant très haute probabilité au phonème

ϕ_i . Par exemple, les représentations phonologiques décalées à gauche et à droite du mot « chacal » se prononçant /ʃ.a.k.a.l/, sont /a.k.a.l/.U et U./ʃ.a.k.a./.

Pour aligner la représentation phonologique du mot sélectionné sur le percept phonologique $\mathbf{Q}_{\Psi_{1:M}}^T$, nous calculons la similarité entre le percept phonologique et les 2 représentations phonologiques décalées, en la filtrant par l'attention phonologique. Si l'une de ces deux représentations est au moins 1,25 fois plus similaire au percept phonologique que la version sans décalage, alors on décale la représentation phonologique pour alimenter les variables $\Psi_{1:M}^T$. Mathématiquement, on calcule, en notant $P_{A_\Phi} = \min(Q_{A_\Phi} \times P([A_\Phi^T = m] | \mu_{A_\Phi}^T \sigma_{A_\Phi}^T))$:

$$i_{max}(w) = \arg \max \left(\begin{array}{c} 1.25 \times \left(\frac{1-P_{A_\Phi}}{|\mathcal{D}_\Psi|} + P_{A_\Phi} \times \prod_{m=1}^M \langle P(\Phi_m^T | W^T = w), \mathbf{Q}_{\Psi_m^T} \rangle \right), \\ \frac{1-P_{A_\Phi}}{|\mathcal{D}_\Psi|} + P_{A_\Phi} \times \prod_{m=1}^M \langle P(\Phi_{G_m}^T | W^T = w), \mathbf{Q}_{\Psi_m^T} \rangle, \\ \frac{1-P_{A_\Phi}}{|\mathcal{D}_\Psi|} + P_{A_\Phi} \times \prod_{m=1}^M \langle P(\Phi_{D_m}^T | W^T = w), \mathbf{Q}_{\Psi_m^T} \rangle \end{array} \right)$$

Pour la suite des calculs concernant l'identification des phonèmes par segments, on redéfinit temporairement, pour chaque mot dans W_{max} , leur représentation phonologique comme suit :

$$P([\Phi_{1:M}^T = \phi] | [W^T = w]) = \begin{cases} P(\Phi_{1:M}^T = \phi | [W^T = w]) & \text{si } i_{max}(w) = 0 \\ P(\Phi_{G_{1:M}}^T = \phi | [W^T = w]) & \text{si } i_{max}(w) = 1 \\ P(\Phi_{D_{1:M}}^T = \phi | [W^T = w]) & \text{si } i_{max}(w) = 2 \end{cases}$$

D.6.2 Identification des phonèmes à partir des nouvelles représentations phonologiques sélectionnées

Nous considérons maintenant l'étape d'identification des phonèmes à proprement parler. La question posée est la suivante : en connaissant le stimulus en entrée, et en considérant que l'information se propage, dans le modèle, du stimulus au sous-modèle perceptif des lettres ($\lambda_{P_{1:N}}^T = 1$), puis du sous-modèle perceptif des lettres au sous-modèle lexical orthographique ($\lambda_{L_{1:N}}^T = 1$), puis directement au sous-modèle perceptif phonologique ($\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1$), sans passer par le sous-modèle perceptif des mots ni le modèle sémantique (λ_{W_Φ} , λ_{W_L} et λ_{W_S} indéfinis), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des phonèmes ? Pour simplifier la notation, à partir de maintenant, nous écrirons $K_L^T = K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1]$ et $K_\Phi^T = A_\Phi^T \mu_{A_\Phi}^T \sigma_{A_\Phi}^T Q_{A_\Phi}^T$. La question probabiliste correspondante est la suivante :

$$Q_{\Psi_T} = P(\Psi_{1:M}^T | K_L^T [F_{A_L}^T = 1] K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1]).$$

Dans ce calcul, l'attention phonologique permet de filtrer les représentations phonologiques décalées à la première étape pour alimenter les variables $\Psi_{1:M}^T$. Cela est fait en fixant la valeur de la variable $F_{A_\Phi}^T$ à 1. Ainsi, si le focus attentionnel se situe au début du mot, alors le percept phonologique sera alimenté par le début des représentations phonologiques des mots du lexique. De plus, la valeur de la variable γ_Φ^T est fixée à 1, car il n'y a pas dans cette inférence de modulation par la familiarité phonologique. En revanche, la valeur de la variable $\gamma_{W_\Phi}^T$ n'est pas fixée à 1, car l'information

ne se propage pas dans le sous-modèle perceptif des mots. Voici maintenant le calcul de l'inférence :

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}_\Psi^T(\psi_{1:M}) &= P([\Psi_{1:M}^T = \psi_{1:M}] \mid K_L^T [F_{A_L}^T = 1] K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 1] [\gamma_\Phi = 1]) \\
 &\propto \prod_{m=1}^M \sum_{\substack{W^T, \Psi_m^{T-1}, \\ \Phi_m^T, C_{A_\Phi m}^T}} P \left(\begin{array}{c} [\Psi_m^T = \psi_m] \Psi_m^{T-1} W^T \Phi_m^T \\ C_{A_\Phi m}^T [\lambda_{\Phi_m}^T = 1] \end{array} \mid \begin{array}{c} K^T K_\Phi^T [F_{A_\Phi}^T = 1] \\ [\gamma_\Phi = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \prod_{m=1}^M \left[\begin{array}{l} \sum_{W^T, \Psi_m^{T-1}} \mathbf{Q}_{\Psi_m^{T-1}} \mathbf{Q}_{W^T} P([\Psi_m^T = \psi_m] \mid \Psi_m^{T-1}) \\ \sum_{C_{A_\Phi m}^T} P(C_{A_\Phi m}^T \mid A_\Phi^T Q_{A_\Phi}^T [F_{A_\Phi}^T = 1]) \\ \sum_{\Phi_m^T} P(\Phi_m^T \mid W^T) P([\lambda_{\Phi_m}^T = 1] \mid [\Psi_m^T = \psi_m] \Phi_m^T C_{A_\Phi m}^T [\gamma_\Phi = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \sum_{W^T} \mathbf{Q}_{W^T} \prod_{m=1}^M \left[\begin{array}{l} \sum_{\Psi_m^{T-1}} \mathbf{Q}_{\Psi_m^{T-1}} P([\Psi_m^T = \psi_m] \mid \Psi_m^{T-1}) \\ \left[S_\Psi(C_{A_\Phi m}^T = 0) + S_\Psi(C_{A_\Phi m}^T = 1) \right] \end{array} \right]
 \end{aligned}$$

D'une part :

$$\begin{aligned}
 S_\Psi(C_{A_\Phi m}^T = 0) &\propto \left[\begin{array}{l} P([C_{A_\Phi m}^T = 0] \mid A_\Phi^T Q_{A_\Phi}^T [F_{A_\Phi}^T = 1]) \\ \sum_{\Phi_m^T} \left[\begin{array}{l} P(\Phi_m^T \mid W^T) \\ P([\lambda_{\Phi_m}^T = 1] \mid [\Psi_m^T = \psi_m] \Phi_m^T [C_{A_\Phi m}^T = 0] [\gamma_\Phi = 1]) \end{array} \right] \end{array} \right] \\
 &\propto (1 - \min(Q_{A_\Phi} \times P([A_\Phi^T = m] \mu_{A_\Phi}^T \sigma_{A_\Phi}^T), 1)) \times \sum_{\Phi_m^T} P(\Phi_m^T \mid W^T) \times \frac{1}{|\mathcal{D}_\Psi|} \\
 &\propto \frac{1 - \min(Q_{A_\Phi} \times P([A_\Phi^T = m] \mu_{A_\Phi}^T \sigma_{A_\Phi}^T), 1)}{|\mathcal{D}_\Psi|}
 \end{aligned}$$

D'autre part :

$$\begin{aligned}
 S_\Psi(C_{A_\Phi m}^T = 1) &\propto \left[\begin{array}{l} P([C_{A_\Phi m}^T = 1] \mid A_\Phi^T Q_{A_\Phi}^T [F_{A_\Phi}^T = 1]) \\ \sum_{\Phi_m^T} \left[\begin{array}{l} P(\Phi_m^T \mid W^T) \\ P([\lambda_{\Phi_m}^T = 1] \mid [\Psi_m^T = \psi_m] \Phi_m^T [C_{A_\Phi m}^T = 1] [\gamma_\Phi = 1]) \end{array} \right] \end{array} \right] \\
 &\propto \min(Q_{A_\Phi} \times P([A_\Phi^T = m] \mu_{A_\Phi}^T \sigma_{A_\Phi}^T), 1) \times P([\Phi_m^T = \psi_m] \mid W^T)
 \end{aligned}$$

Finalement, en notant $P_{A_\Phi} = \min(Q_{A_\Phi} \times P([A_\Phi^T = m] \mu_{A_\Phi}^T \sigma_{A_\Phi}^T), 1)$, on a :

$$\mathbf{Q}_\Psi^T(\psi_{1:M}) \propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W^T} \mathbf{Q}_{W^T} \\ \prod_{m=1}^M \left[\begin{array}{l} \sum_{\Psi_m^{T-1}} \mathbf{Q}_{\Psi_m^{T-1}} P([\Psi_m^T = \psi_m] \mid \Psi_m^{T-1}) \\ \left(\frac{1 - P_{A_\Phi}}{|\mathcal{D}_\Psi|} + P_{A_\Phi} \times P([\Phi_m^T = \psi_m] \mid W^T) \right) \end{array} \right] \end{array} \right]$$

Rappelons que dans cette dernière expression, le terme $P([\Phi_m^T = \psi_m] \mid W^T)$ désigne les représentations phonologiques décalées temporairement par la première partie du calcul de cette étape d'inférence.

D.7 Identification phonologique de mots \mathbb{Q}_{W_Φ}

Nous considérons maintenant l'étape d'identification des mots correspondant le mieux aux phonèmes inférés. Il s'agit d'identifier le stimulus présenté visuellement en entrée, uniquement sur la base des informations phonologiques contenues dans les variables $\Psi_{1:M}^T$, en sachant que l'information se propage du sous-modèle perceptif phonologique au sous-modèle lexical ($\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1$), puis du sous-modèle lexical au sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{W_\Phi}^T = 1$). Ce calcul repose sur un calcul de similarité identique à celui opéré lors de l'identification orthographique de mots. La question probabiliste est la suivante :

$$\mathbb{Q}_{W_\Phi}^T(w) = P([W_\Phi^T = w] | K_L^T K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 0] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1])$$

Ici, la valeur de la variable F_{A_Φ} est fixée à 0, ce qui a pour conséquence de ne pas faire intervenir l'attention phonologique dans le calcul de l'inférence. Ainsi, la comparaison entre les phonèmes perçus et les phonèmes des mots du lexique se fait sur l'ensemble du mot.

$$\begin{aligned} \mathbb{Q}_{W_\Phi}^T(w) &= P([W_\Phi^T = w] | K_L^T K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 0] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1]) \\ &\propto \sum_{W^T, W_\Phi^{T-1}} \prod_{m=1}^M \sum_{\substack{\Psi_m^T, \Phi_m^T, \\ C_{A_\Phi m}^T}} P \left(\begin{array}{c} W^T W_\Phi^{T-1} [W_\Phi^T = w] \Psi_m^T \Phi_m^T \\ C_{A_\Phi m}^T [\lambda_{\Phi_m}^T = 1] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] \end{array} \middle| \begin{array}{c} K^T K_\Phi^T [F_{A_\Phi}^T = 0] \\ [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1] \end{array} \right) \\ &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W^T, W_\Phi^{T-1}} \frac{P(W^T) \mathbb{Q}_{W_\Phi}^{T-1} P([W_\Phi^T = w] | W_\Phi^{T-1})}{P(\lambda_{W_\Phi}^T = 1 | [W_\Phi^T = w] W^T [\gamma_{W_\Phi}^T = 1])} \\ \prod_{m=1}^M \left[\begin{array}{l} \sum_{C_{A_\Phi m}^T} P(C_{A_\Phi m}^T | A_\Phi^T Q_{A_\Phi}^T [F_{A_\Phi}^T = 0]) \\ \sum_{\Psi_m^T, \Phi_m^T} \frac{P(\Psi_m^T | \Psi_m^{T-1}) P(\Phi_m^T | [W = w])}{P([\lambda_{\Phi_m}^T = 1] | \Psi_m^T \Phi_m^T C_{A_\Phi m}^T [\gamma_\Phi^T = 1])} \end{array} \right] \end{array} \right] \\ &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W_\Phi^{T-1}} \frac{\mathbb{Q}_{W_\Phi}^{T-1} P([W_\Phi^T = w] | W_\Phi^{T-1})}{P(\lambda_{W_\Phi}^T = 1 | [W_\Phi^T = w] [W^T = w] [\gamma_{W_\Phi}^T = 1])} \\ \prod_{m=1}^M \sum_{\Psi_m^T, \Phi_m^T} \frac{P(\Psi_m^T | \Psi_m^{T-1}) P(\Phi_m^T | [W = w])}{P([\lambda_{\Phi_m}^T = 1] | \Psi_m^T \Phi_m^T C_{A_\Phi m}^T [\gamma_\Phi^T = 1])} \end{array} \right] \\ &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W_\Phi^{T-1}} \mathbb{Q}_{W_\Phi}^{T-1} P([W_\Phi^T = w] | W_\Phi^{T-1}) \\ \prod_{m=1}^M \sum_{\Psi_m^T, \Phi_m^T} \frac{P(\Psi_m^T | \Psi_m^{T-1}) P(\Phi_m^T | [W = w])}{P([\lambda_{\Phi_m}^T = 1] | \Psi_m^T \Phi_m^T [C_{A_\Phi m}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1])} \end{array} \right] \\ &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W_\Phi^{T-1}} \mathbb{Q}_{W_\Phi}^{T-1} P([W_\Phi^T = w] | W_\Phi^{T-1}) \\ \prod_{m=1}^M \sum_{\psi_m \in \Psi_m^T} P([\Psi_m^T = \psi_m] | K^T) P([\Phi_m^T = \psi_m] | [W = w]) \end{array} \right] \\ &\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{W_\Phi^{T-1}} \mathbb{Q}_{W_\Phi}^{T-1} P([W_\Phi^T = w] | W_\Phi^{T-1}) \\ \prod_{m=1}^M \langle P(\Psi_m^T | K^T), P(\Phi_m^T | [W = w]) \rangle \end{array} \right] \end{aligned}$$

D.8 Identification phonologique de mots par influence lexicale sémantique $\mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}$

Nous considérons maintenant l'étape d'identification phonologique de mots par influence lexicale sémantique. La question posée est la suivante : en connaissant le résultat de l'identification phonologique de mots (\mathbf{Q}_{W_Φ}) et en sachant que l'information se propage du sous-modèle sémantique au sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{W_S}^T = 1$), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des mots connus phonologiquement ? La question probabiliste correspondante est la suivante :

$$\mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}^T(w) = P \left([W_\Phi^T = w] \mid \begin{array}{l} K_L^T K_\Phi^T [\lambda_{\Phi 1:M}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 0] \\ [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1] \end{array} \right)$$

Cette inférence est le pendant de l'identification orthographique de mots par influence lexicale sémantique.

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}^T(w) &= P \left([W_\Phi^T = w] \mid \begin{array}{l} K_L^T K_\Phi^T [\lambda_{\Phi 1:M}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 0] \\ [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1] \end{array} \right) \\ &= \sum_{W^T, W_S^T} P \left(\begin{array}{l} [W_\Phi^T = w] \\ W^T W_S^T \end{array} \mid \begin{array}{l} K_L^T K_\Phi^T [\lambda_{\Phi 1:M}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 0] \\ [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1] \end{array} \right) \\ &\propto \sum_{W^T, W_S^T} P \left(\begin{array}{l} [W_\Phi^T = w] W^T W_S^T \\ [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \mid \begin{array}{l} K_L^T K_\Phi^T [\lambda_{\Phi 1:M}^T = 1] \\ [F_{A_\Phi}^T = 0] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1] \end{array} \right) \\ &\propto \sum_{W^T, W_S^T} P(W^T) P(W_S^T) P \left(\begin{array}{l} [W_\Phi^T = w] \\ [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] \\ [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \mid \begin{array}{l} K_L^T K_\Phi^T \\ [\lambda_{\Phi 1:M}^T = 1] [F_{A_\Phi}^T = 0] \\ [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi} = 1] \end{array} \right) \\ &\propto \sum_{W^T, W_S^T} P(W_S^T) \mathbf{Q}_{W_\Phi}^T(w) \left[\begin{array}{l} P([\lambda_{W_\Phi}^T = 1] | W^T [W_\Phi^T = w] [\gamma_{W_\Phi} = 1]) \\ P([\lambda_{W_S}^T = 1] | W^T W_S^T) \end{array} \right] \\ &\propto P([W_S^T = w]) \mathbf{Q}_{W_\Phi}^T(w) \end{aligned}$$

D.9 Évaluation de la familiarité phonologique \mathbf{Q}_{D_Φ}

Nous considérons maintenant l'étape de décision lexicale phonologique. Cette inférence évalue la probabilité que le stimulus présenté en entrée soit un mot du lexique phonologique connu, sachant que l'information se propage du sous-modèle perceptif phonologique au sous-modèle lexical ($\lambda_{C_\Phi 1:M}^T = 1$), puis du sous-modèle lexical au sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{D_L} = 1$). La question probabiliste posée est la suivante :

$$\mathbf{Q}_{D_\Phi}^T = P \left(D_\Phi^T \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] K_\Phi^T [\lambda_{\Phi 1:M}^T = 1] \\ [F_{A_\Phi}^T = 0] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1] [\gamma_{W_\Phi}^T = 1] \\ [\lambda_{C_\Phi 1:M}^T = 1] [\lambda_{D_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right)$$

Le calcul de l'inférence ne sera pas détaillé ici, puisqu'il s'agit du pendant du calcul effectué dans la branche orthographique du modèle. Seuls les noms des variables impliquées changent. Nous précisons donc seulement le résultat de l'inférence, selon que « le stimulus est un mot connu » ($D_\Phi^T = 1$) ou que « le stimulus n'est pas un mot connu » ($D_\Phi^T = 0$). Ainsi, pour l'hypothèse

$D_{\Phi}^T = 1$, nous obtenons :

$$\mathbf{Q}_{D_{\Phi}^T}(1) = P \left([D_{\Phi}^T = 1] \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] K_{\Phi}^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] \\ [F_{A_{\Phi}}^T = 0] [\lambda_{W_{\Phi}}^T = 1] [\gamma_{\Phi}^T = 1] [\gamma_{W_{\Phi}}^T = 1] \\ [\lambda_{C_{\Phi_{1:M}}^T} = 1] [\lambda_{D_{\Phi}^T} = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right)$$

$$\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{d^{T-1}} [P([D_{\Phi}^T = 1] \mid d^{T-1}) \mathbf{Q}_{D_{\Phi}^T}(d^{T-1})] \\ \sum_{w \in W_{\Phi}^T} \left[\prod_{n=1}^N \left\langle P(\Phi_n^T \mid [W^T = w]), \frac{\mathbf{Q}_{\Psi_n^T}}{\|\mathbf{Q}_{\Psi_n^T}\|_2} \right\rangle \right] \end{array} \right]$$

Pour l'hypothèse $D_{\Phi}^T = 0$, nous obtenons :

$$\mathbf{Q}_{D_{\Phi}^T}(0) = P \left([D_{\Phi}^T = 0] \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] K_{\Phi}^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] \\ [F_{A_{\Phi}}^T = 0] [\lambda_{W_{\Phi}}^T = 1] [\gamma_{\Phi}^T = 1] [\gamma_{W_{\Phi}}^T = 1] \\ [\lambda_{C_{\Phi_{1:M}}^T} = 1] [\lambda_{D_{\Phi}^T} = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right)$$

$$\propto \left[\begin{array}{l} \sum_{d^{T-1}} [P([D_{\Phi}^T = 0] \mid d^{T-1}) \mathbf{Q}_{D_{\Phi}^T}(d^{T-1})] \\ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \left[\sum_{w \in W_{\Phi}^T} \left[\prod_{\substack{m=1 \\ n \neq i}}^M \left\langle P(\Phi_m^T \mid W^T = w), \frac{\mathbf{Q}_{\Psi_m^T}}{\|\mathbf{Q}_{\Psi_m^T}\|_2} \right\rangle \right] \right. \\ \left. \left\langle P(\Phi_i^T \mid W^T = w), \frac{1 - \mathbf{Q}_{\Psi_i^T}}{\|1 - \mathbf{Q}_{\Psi_i^T}\|_2} \right\rangle \right] \end{array} \right]$$

Comme expliqué précédemment, le résultat du calcul de cet inférence est utilisé directement pour déterminer les valeurs de probabilité $P([\gamma_{\Phi}^T = 1])$ et $P([\gamma_{W_{\Phi}}^T = 1])$. Plus précisément, ces valeurs de probabilité découlent d'une transformation par une fonction « sigmoïde » du résultat de l'inférence $\mathbf{Q}_{D_{\Phi}^T}$. Les paramètres de cette fonction sigmoïde ont été calibrés empiriquement. En notant $d = \mathbf{Q}_{D_{\Phi}^T}(1)$, on définit :

$$P([\gamma_{\Phi}^T = 1]) = 2 \times 10^{-6} + \frac{1 \times 10^{-3}}{(1 + e^{-97d+95})^{0.7}}$$

Par ailleurs, on définit :

$$P([\gamma_{W_{\Phi}}^T = 1]) = 5 \times P([\gamma_{\Phi}^T = 1])$$

D.10 Identification orthographique des mots par rétroaction lexicale phonologique $\mathbf{Q}_{W_{\Phi} \rightarrow L}$

Nous considérons maintenant l'étape d'identification orthographique des mots par rétroaction lexicale phonologique $\mathbf{Q}_{W_{\Phi} \rightarrow L}$. La question posée est la suivante : sachant que l'information se propage de la branche phonologique du sous-modèle perceptif des mots à la branche orthographique du sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{W_L}^T = 1$ et $\lambda_{W_{\Phi}}^T = 1$), et que l'information propagée est modulée par la familiarité lexicale phonologique ($\gamma_{W_{\Phi}}^T$ indéfini), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des mots connus orthographiquement ?

$$\mathbf{Q}_{W_{\Phi} \rightarrow L}(w) = P \left([W_L^T = w] \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] K_{\Phi}^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] \\ [F_{A_{\Phi}}^T = 0] [\lambda_{W_{\Phi}}^T = 1] [\gamma_{\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right)$$

Après l'identification orthographique de mots par influence sémantique $\mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow L}$, succédant elle-même à l'identification orthographique de mots sans influence lexicale \mathbf{Q}_{W_L} , il s'agit de mettre à jour la distribution lexicale orthographique en fonction de la distribution lexicale phonologique à cette étape, c'est-à-dire $\mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}$. Pour le calcul de cette inférence, la valeur des variables λ_{W_L} , λ_{W_Φ} et λ_{W_S} est fixée à 1, ce qui a pour effet de lier les variables W_S , W_L et W_Φ . La force de cette rétroaction lexicale phonologique dépend de la familiarité phonologique, à travers le coefficient $\gamma_{W_\Phi}^T$ calculé. Enfin, la valeur de la variable γ_Φ^T est fixée à 1 car la rétroaction lexicale phonologique traitée à cette étape se fait entièrement au niveau lexical. Ainsi, il n'y a pas d'échange d'information avec les distributions de probabilités sur l'identité des lettres et des phonèmes.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}^T(w) &= P \left([W_L^T = w] \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] \\ [F_{A_\Phi}^T = 0] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, W_\Phi^T \\ \gamma_{W_\Phi}^T}} P \left(\begin{array}{l} W^T [W_L^T = w] \\ W_\Phi^T \gamma_{W_\Phi}^T \end{array} \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [F_{A_\Phi}^T = 0] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, W_\Phi^T \\ \gamma_{W_\Phi}^T}} P \left(\begin{array}{l} W^T [W_L^T = w] W_\Phi^T \gamma_{W_\Phi}^T \\ [\lambda_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] \end{array} \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] K_\Phi^T [\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1] \\ [F_{A_\Phi}^T = 0] [\lambda_{W_S}^T = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, W_\Phi^T \\ \gamma_{W_\Phi}^T}} \left[\begin{array}{l} P(W^T) \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow L}(w) \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi} \\ P([\lambda_{W_L}^T = 1] | [W_L^T = w] W^T [\gamma_{W_L}^T = 1]) \\ P(\gamma_{W_\Phi}^T) P([\lambda_{W_\Phi}^T = 1] | W_\Phi^T W^T \gamma_{W_\Phi}^T) \end{array} \right] \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, W_\Phi^T \\ \gamma_{W_\Phi}^T}} \left[\begin{array}{l} \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow L}(w) P([\lambda_{W_L}^T = 1] | [W_L^T = w] W^T [\gamma_{W_L}^T = 1]) \\ \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi} P(\gamma_{W_\Phi}^T) P([\lambda_{W_\Phi}^T = 1] | W_\Phi^T W^T \gamma_{W_\Phi}^T) \end{array} \right] \\
 &\propto \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow L}(w) \sum_{\substack{W_\Phi^T, \gamma_{W_\Phi}^T}} \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi} P(\gamma_{W_\Phi}^T) P([\lambda_{W_\Phi}^T = 1] | W_\Phi^T [W^T = w] \gamma_{W_\Phi}^T) \\
 &\propto \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow L}^T(w) \left(P([\gamma_{W_\Phi}^T = 1]) \mathbf{Q}_{W_\Phi}^T(w) + \frac{P([\gamma_{W_\Phi}^T = 0])}{|\mathcal{D}_{W_\Phi}|} \times \sum_{W_\Phi^T} \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi} \right) \\
 &\propto \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow L}^T(w) \left(P([\gamma_{W_\Phi}^T = 1]) \mathbf{Q}_{W_\Phi}^T(w) + \frac{P([\gamma_{W_\Phi}^T = 0])}{|\mathcal{D}_{W_\Phi}|} \right)
 \end{aligned}$$

D.11 Identification des lettres par rétroaction lexicale orthographique $\mathbf{Q}_{P'}$

Nous considérons maintenant l'étape d'identification de lettres par rétroaction lexicale phonologique $\mathbf{Q}_{P'}$. La question posée est la suivante : sachant que l'information se propage du sous-modèle perceptif des mots au sous-modèle perceptif des lettres ($\lambda_{L_{1:N}}^T = 1$), et que l'information propagée est modulée par la familiarité lexicale orthographique (γ_L^T indéfini), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des lettres ?

$$\mathbf{Q}'_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) = P \left([P_{1:N}^T = p_{1:N}] \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\lambda_{W_L} = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S} = 1] \end{array} \right)$$

Après l'identification des lettres sans rétroaction lexicale, il s'agit de mettre à jour la distribution perceptive sur les lettres par rétroaction lexicale orthographique. La force de cette rétroaction lexicale dépend de la familiarité lexicale orthographique, à travers le coefficient γ_L calculé à partir de la distribution $\mathbf{Q}_{D_L}^T$.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{Q}'_{P_{1:N}}{}^T(p_{1:N}) &= P \left([P_{1:N}^T = p_{1:N}] \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\lambda_{W_L} = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S} = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, L_{1:N}^T, C_{A_L 1:N}^T \\ W_L^T, \gamma_L^T}} P \left(\begin{array}{l} [P_{1:N}^T = p_{1:N}] W^T L_{1:N}^T \\ C_{A_L 1:N}^T W_L^T \gamma_L^T \end{array} \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] \\ [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L}^T = 1] \\ [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \sum_{\substack{W^T, L_{1:N}^T, C_{A_L 1:N}^T \\ W_L^T, \gamma_L^T}} P \left(\begin{array}{l} [P_{1:N}^T = p_{1:N}] W^T L_{1:N}^T \\ C_{A_L 1:N}^T W_L^T \gamma_L^T \\ [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{W_L}^T = 1] \end{array} \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ [\gamma_{W_L}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right) \\
 &\propto \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) \sum_{\substack{W^T, L_{1:N}^T, C_{A_L 1:N}^T \\ W_L^T, \gamma_L^T}} \left[\begin{array}{l} P(W^T)P(L_{1:N}^T|W^T) \\ P(C_{A_L n}^T | A^T Q_A^T [F_{A_L}^T = 0]) \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T \\ P(\gamma_L^T)P([\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] | [P_{1:N}^T = p_{1:N}] L_{1:N}^T \gamma_L^T) \\ P([\lambda_{W_L}^T = 1] | [W_L^T = w] W^T [\gamma_{W_L}^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) \sum_{\substack{W^T, L_{1:N}^T \\ W_L^T, \gamma_L^T}} \left[\begin{array}{l} P(L_{1:N}^T | W^T) \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T \\ P(\gamma_L^T)P([\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] | [P_{1:N}^T = p_{1:N}] L_{1:N}^T \gamma_L^T) \\ P([\lambda_{W_L}^T = 1] | [W_L^T = w] W^T [\gamma_{W_L}^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) \left[\begin{array}{l} \sum_{w \in W_L^T} \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T(w) \sum_{L_{1:N}^T} P(L_{1:N}^T | [W^T = w]) \\ \sum_{\gamma_L^T} P(\gamma_L^T)P([\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] | [P_{1:N}^T = p_{1:N}] L_{1:N}^T \gamma_L^T) \end{array} \right] \\
 &\propto \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) \left[\begin{array}{l} \left[\begin{array}{l} \sum_{w \in W_L^T} \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T(w) \sum_{L_{1:N}^T} P(L_{1:N}^T | [W^T = w]) \\ P([\gamma_L^T = 0])P([\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] | [P_{1:N}^T = p_{1:N}] L_{1:N}^T [\gamma_L^T = 0]) \end{array} \right] \\ + \left[\begin{array}{l} \sum_{w \in W_L^T} \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T(w) \sum_{L_{1:N}^T} P(L_{1:N}^T | [W^T = w]) \\ P([\gamma_L^T = 1])P([\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] | [P_{1:N}^T = p_{1:N}] L_{1:N}^T [\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \end{array} \right] \\
 &\propto \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) \left[\begin{array}{l} \frac{P([\gamma_L^T = 0])}{|D_{W_L}|} \left(\sum_{w \in W_L^T} \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T(w) \right) \left(\sum_{L_{1:N}^T} P(L_{1:N}^T | [W^T = w]) \right) \\ + \sum_{w \in W_L^T} \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T(w) P(L_{1:N}^T = p_{1:N} | [W^T = w]) P([\gamma_L^T = 1]) \end{array} \right] \\
 &\propto \mathbf{Q}_{P_{1:N}}^T(p_{1:N}) \left[\begin{array}{l} \frac{P([\gamma_L^T = 0])}{|D_{W_L}|} \\ + P([\gamma_L^T = 1]) \sum_{w \in W_L^T} \mathbf{Q}_{W_{\Phi \rightarrow L}}^T(w) P(L_{1:N}^T = p_{1:N} | [W^T = w]) \end{array} \right]
 \end{aligned}$$

D.12 Identification phonologique des mots par rétroaction lexicale orthographique $\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}$

Nous considérons maintenant l'étape d'identification phonologique des mots par rétroaction lexicale orthographique $\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}$. La question posée est la suivante : sachant que l'information se propage de

la branche orthographique du sous-modèle perceptif des mots à la branche phonologique du sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{W_L}^T = 1$ et $\lambda_{W_\Phi}^T = 1$), et que l'information propagée est modulée par la familiarité lexicale orthographique ($\gamma_{W_L}^T$ indéfini), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des mots connus phonologiquement ?

$$\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}^T(w) = P \left([W_\Phi^T = w] \mid \begin{array}{l} K^T [\lambda_{P_{1:N}}^T = 1] [\lambda_{L_{1:N}}^T = 1] [\gamma_L^T = 1] [\lambda_{W_L}^T = 1] [F_{A_L}^T = 0] \\ K_\Phi^T [\gamma_{W_\Phi}^T = 1] [\gamma_\Phi^T = 1] [\lambda_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S}^T = 1] \end{array} \right)$$

Après l'identification phonologique de mots par influence sémantique $\mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}$, succédant elle-même à l'identification phonologique de mots sans influence lexicale \mathbf{Q}_{W_Φ} , il s'agit de mettre à jour la distribution lexicale phonologique en fonction de la distribution lexicale orthographique à cette étape, c'est-à-dire $\mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}$. La force de cette rétroaction lexicale dépend de la décision lexicale orthographique \mathbf{Q}_{D_L} , à travers le coefficient $\gamma_{W_L}^T$ calculé à partir de la distribution $\mathbf{Q}_{D_L}^T$. Enfin, la valeur de la variable γ_L^T est fixée à 1 car la rétroaction lexicale orthographique se fait au niveau lexical. Ainsi, il n'y a pas de modulation de l'information au niveau des distributions de probabilités sur l'identité des lettres et des phonèmes. Le calcul de cette inférence est le pendant du calcul effectué précédemment lors de l'identification orthographique des mots par rétroaction lexicale phonologique $\mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}$, nous présentons donc uniquement le résultat :

$$\mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}^T(w) \propto \mathbf{Q}_{W_{Sem} \rightarrow \Phi}^T(w) \left(P([\gamma_{W_L}^T = 1]) \mathbf{Q}_{W_\Phi \rightarrow L}^T(w) + \frac{P([\gamma_{W_L}^T = 0])}{|\mathcal{D}_{W_L}|} \right)$$

D.13 Identification des phonèmes par rétroaction lexicale phonologique \mathbf{Q}'_Ψ

Nous considérons maintenant l'étape d'identification des phonèmes avec influence lexicale. La question posée est la suivante : en connaissant le stimulus en entrée, et en considérant que l'information se propage dans le modèle du stimulus jusqu'au sous-modèle perceptif des lettres ($\lambda_{P_{1:N}}^T = 1$), puis du sous-modèle perceptif des lettres jusqu'au sous-modèle lexical orthographique ($\lambda_{L_{1:N}}^T = 1$), puis jusqu'au sous-modèle perceptif phonologique ($\lambda_{\Phi_{1:M}}^T = 1$), en passant par le sous-modèle perceptif des mots ($\lambda_{W_\Phi} = 1$), et que l'information propagée est modulée par la familiarité lexicale phonologique (γ_Φ^T indéfini), quelle est la distribution de probabilités sur l'espace des phonèmes ?

$$\mathbf{Q}'_{\Psi_{1:M}}^T(\psi_{1:M}) = P \left(\Psi_{1:M}^T = \psi_{1:M} \mid \begin{array}{l} K_L^T [F_{A_L}^T = 0] [\lambda_{W_L} = 1] [\gamma_{W_L}^T = 1] \\ K_\Phi^T [F_{A_\Phi}^T = 0] [\lambda_{W_\Phi} = 1] [\gamma_{W_\Phi}^T = 1] [\lambda_{W_S} = 1] \end{array} \right)$$

Après l'identification des phonèmes sans rétroaction lexicale \mathbf{Q}_Ψ , il s'agit de mettre à jour la distribution perceptive sur les phonèmes par rétroaction lexicale phonologique. La force de cette rétroaction lexicale dépend de la familiarité lexicale phonologique, à travers le coefficient γ_Φ calculé à partir de la distribution $\mathbf{Q}_{D_\Phi}^T$. Le calcul de cette inférence est le pendant du calcul effectué dans la branche orthographique, nous présentons donc uniquement le résultat :

$$\mathbf{Q}'_{\Psi_{1:M}}^T(\psi_{1:M}) \propto \mathbf{Q}_{\Psi_{1:M}}^T(\psi_{1:M}) \left[\frac{P([\gamma_\Phi^T = 0])}{|\mathcal{D}_{W_\Phi}|} + P([\gamma_\Phi^T = 1]) \sum_{w \in W_\Phi^T} \mathbf{Q}_{W_L \rightarrow \Phi}^T(w) P(\Phi_{1:M}^T = \Psi_{1:M} | [W^T = w]) \right].$$

Title — Bayesian modeling of reading acquisition

Abstract — The major theoretical framework for the study of reading acquisition is the self-teaching theory. According to this theory, learning to read is based on incidental learning of novel orthographic forms through successful phonological decoding. Context could play a facilitating role when phonological decoding is partially correct.

To date, only two computational models of self-teaching exist. They are based on the dual-route architecture, which assumes different processing for reading known words and novel words. The processing of known words is performed by direct access to the lexicon, whereas the processing of novel words is performed by graphemic segmentation, then application of grapheme-phoneme conversions, independent of lexical knowledge. These models condition the orthographic learning of a novel word on prior knowledge of its phonological form.

However, behavioral data question the assumptions made by these models. Several studies discuss the relevance of the grapheme as the primary psycholinguistic unit of decoding and suggest that reading, even of novel words, is performed by analogy to lexical knowledge. Furthermore, behavioral studies show that incidental orthographic learning without prior phonological knowledge is possible.

This thesis focuses on modeling reading acquisition and is based on the theory of self-teaching. We evaluate the hypothesis that a lexical processing, not relying on any predefined psycholinguistic unit, but using visual attention to segmentate the stimulus, is able to simulate successful self-teaching. We also hypothesize that orthographic learning is possible even without context and when the phonological form is not previously known, even though these two dimensions are facilitating.

We propose a new probabilistic computational model for reading acquisition, named « BRAID-Acq ». It has a single-route architecture, and a visual-attentional submodel that allows for spatially arbitrary visual information taking, without necessarily aligning with a presupposed psycholinguistic unit. The model also has a phonological attentional submodel, coupled with its visual counterpart, to relate orthographic and phonological segments. It simulates the dynamics of attentional exploration during processing.

The validation of our model was done in two steps. In a preliminary, purely visual version of BRAID-Acq, we show that the model simulates the evolution of oculomotor behaviors across repeated exposure to novel words. We show that the amount of visual attention in the model impacts this evolution, as well as length and lexicality effects. Next, we show that the full BRAID-Acq model is able to correctly read most novel words based on flexible sub-lexical processing, which does not involve graphemic segmentation or grapheme-phoneme conversions. It successfully simulates a variety of self-teaching situations (with and without context, with and without prior phonological form), but using a unique processing. We show that the presence of context and knowledge of phonological form are facilitative but not essential for learning. In particular, our model's context helps disambiguate the reading of novel words when it is difficult, such as when the word is irregular, when the language is opaque, or when the level of orthographic knowledge is low. In conclusion, the BRAID-Acq model successfully simulates self-teaching, which supports our hypotheses.

Keywords — Computational modeling, Bayesian modeling, reading acquisition, orthographic learning, incidental learning, visual attention.

Titre — Modélisation bayésienne de l'apprentissage de lecture

Résumé — Le cadre théorique majeur de l'étude de l'apprentissage de la lecture est la théorie d'auto-apprentissage. Selon cette théorie, l'apprentissage de la lecture repose sur l'apprentissage incident de formes orthographiques nouvelles, grâce à un décodage phonologique réussi. Le contexte pourrait jouer un rôle facilitateur lorsque le décodage phonologique est partiellement correct.

A ce jour, seuls deux modèles computationnels d'auto-apprentissage existent. Ils se placent dans le cadre théorique de l'architecture double-voie, qui suppose des traitements différents pour la lecture de mots connus et de mots nouveaux. Le traitement des mots connus se fait par un accès direct au lexique, alors que le traitement des mots nouveaux se fait par segmentation graphémique, puis application de conversions graphèmes-phonèmes, indépendantes des connaissances lexicales. Ces modèles conditionnent l'apprentissage orthographique d'un nouveau mot à la connaissance préalable de sa forme phonologique.

Cependant, des données comportementales remettent en cause les hypothèses faites par ces modèles. Plusieurs études discutent la pertinence du graphème en tant qu'unité psycholinguistique par excellence du décodage et suggèrent que la lecture, même de nouveaux mots, se fait par analogie aux connaissances lexicales. Par ailleurs, les études comportementales montrent que l'apprentissage orthographique incident sans connaissance phonologique préalable est possible.

Cette thèse porte sur la modélisation de l'apprentissage de la lecture et s'inscrit dans le cadre de la théorie de l'auto-apprentissage. Nous évaluons l'hypothèse selon laquelle un traitement uniquement lexical, ne reposant sur aucune unité psycholinguistique prédéfinie, mais utilisant l'attention visuelle pour segmenter le stimulus, est en mesure de simuler un auto-apprentissage réussi. Nous faisons également l'hypothèse que l'apprentissage orthographique est possible même sans contexte et lorsque la forme phonologique n'est pas préalablement connue, alors même que ces deux dimensions sont facilitantes.

Nous proposons un nouveau modèle computationnel probabiliste d'apprentissage de la lecture, nommé « BRAID-Acq ». Il dispose d'une architecture de type simple-voie, et d'un sous-modèle visuo-attentionnel permettant une prise d'information visuelle spatialement quelconque, sans forcément s'aligner sur une unité psycholinguistique présupposée. Le modèle dispose également d'un sous-modèle attentionnel phonologique, couplé à son pendant visuel, pour mettre en relation des segments orthographiques et phonologiques. Il simule la dynamique de l'exploration attentionnelle au cours du traitement.

La validation du modèle s'est faite en deux étapes. Dans une version préliminaire de BRAID-Acq, purement visuelle, nous montrons que le modèle simule l'évolution des comportements oculomoteurs lors de l'exposition répétée à des mots nouveaux. Nous montrons que la quantité d'attention visuelle du modèle a un impact sur cette évolution, ainsi que sur les effets de longueur et de lexicalité. Ensuite, nous montrons que le modèle BRAID-Acq complet est capable de lire correctement la plupart des mots nouveaux sur la base d'un traitement sous-lexical flexible, qui n'implique ni segmentation graphémique, ni conversions graphèmes-phonèmes. Il simule avec succès une variété de situations d'auto-apprentissage (en contexte et hors contexte, avec et sans forme phonologique préalable), mais en adoptant un traitement unique. Nous montrons que la présence de contexte et la connaissance de la forme phonologique sont facilitantes mais pas indispensables pour apprendre. En particulier, le contexte du modèle permet de désambiguïser la lecture de nouveaux mots lorsqu'elle est difficile, par exemple lorsque le mot est irrégulier, lorsque la langue est opaque ou lorsque le niveau de connaissances orthographiques est faible. En conclusion, le modèle BRAID-Acq simule l'auto-apprentissage avec succès, ce qui appuie nos hypothèses.

Mots clés — Modèle computationnel, modélisation bayésienne, apprentissage de la lecture, apprentissage orthographique, apprentissage incident, attention visuelle.
