



HAL
open science

Modélisation cognitive computationnelle de la lecture de textes chez les enfants

Lyuba Mancheva

► **To cite this version:**

Lyuba Mancheva. Modélisation cognitive computationnelle de la lecture de textes chez les enfants. Sciences cognitives. Université Grenoble Alpes, 2016. Français. NNT : 2016GREAS045 . tel-01692084

HAL Id: tel-01692084

<https://theses.hal.science/tel-01692084v1>

Submitted on 24 Jan 2018

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 LA COMMUNAUTÉ UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Ingénierie de la Cognition, de l'Interaction, de l'Apprentissage
et de la Création**

Arrêté ministériel : 7 août 2006

Présentée par

Lyuba MANCHEVA

Thèse dirigée par **Anne Guérin – Dugué**
Codirigée par **Jean Ecalte et Benoît Lemaire**

Préparée au sein du **Laboratoire Grenoble Image, Parole, Signal et
Automatique**

Dans **L'Ecole Doctorale Ingénierie pour la Santé, la Cognition et
l'Environnement**

Modélisation cognitive computationnelle de la lecture de textes chez les enfants

Thèse soutenue publiquement le **11 Juillet 2016**,
Devant le jury composé de :

M. Jean – Yves ANTOINE

Professeur (LI, Tours), Rapporteur, Président du jury

M. Benoît LE BLANC

Maître de conférences (IPB, Bordeaux), Rapporteur

M. Erik REICHLE

Professeur (CVC, Southampton), Examineur

M. Sébastien MIELLET

Chargé de recherche (CCRNC, Bournemouth), Examineur

Mme Anne GUERIN – DUGUE

Professeur (GIPSA-lab, Grenoble), Directrice de thèse

M. Jean ECALLE

Professeur (EMC, Lyon), Co-directeur de thèse

M. Benoît LEMAIRE

Maître de conférences (LPNC, Grenoble), Encadrant de thèse



Résumé

L'apprentissage de la lecture nécessite notamment d'acquérir une coordination fine des mouvements des yeux, de l'attention et des traitements lexicaux afin de permettre une lecture fluide et efficace. Contrairement à ce que nous ressentons, le comportement des yeux est très complexe et dépend de plusieurs facteurs liés aux propriétés du langage, aux connaissances lexicales, à l'expertise en lecture de l'individu et à la nature de la tâche. L'étude des différences interindividuelles entre les experts, les bons et les faibles lecteurs peut nous aider à mieux comprendre les processus sous-jacents de la lecture.

Le contrôle fin des mouvements des yeux peut être étudié en recourant à des analyses statistiques ou à des modèles computationnels qui simulent les processus de la lecture et reproduisent des mouvements oculaires, spatialement et temporellement. Dans ces travaux de thèse, nous avons utilisé les analyses statistiques et la modélisation computationnelle pour comprendre pourquoi nous observons des différences dans les comportements en lecture entre différents groupes d'âge (adultes vs enfants) et au sein du même groupe d'âge (faibles vs bons lecteurs). Ainsi, les changements observés entre ces différents groupes peuvent être expliqués par des différences dues à l'effet du développement du contrôle oculomoteur et/ou des compétences en lecture. Une question fondamentale est la compréhension de la cause et de l'effet de ces changements au niveau des mouvements des yeux.

Ainsi, les questions cruciales auxquelles nous tenterons de répondre sont les suivantes: quelles sont les différences au niveau des comportements oculomoteurs entre les différents groupes d'âge des lecteurs (adultes vs enfants) ? Pourquoi observons-nous ces différences ? Pour un public ciblé d'enfants, quelles sont les caractéristiques des comportements oculaires sur les mots, en termes de fixations, de saccades ? Comment en rendre compte dans une démarche de modélisation des processus oculomoteurs de la lecture ?

Abstract

Learning to read requires the coordination of eye movements, attention, as well as lexical processing in order to achieve smooth reading. Contrary to what we perceive, the behavior of our eyes is very complex and depends on several factors linked to the properties of the language, the lexical knowledge, the reading skills and the goal of the task. The study of interindividual differences could help us to better understand the reading processes.

The eye movement control during reading could be analyzed with statistical methods and with computational models which can simulate the reading processes spatially and temporally. In this work, we used both methods in order to better understand why we observe differences in the reading patterns between different groups of readers of different ages (adults vs children) and of the same age (poor and good readers). The observed changes between different groups could be explained by differences in the oculomotor development and/or by differences in lexical knowledge. One fundamental question is to understand the causes of these changes at the level of eye movement control.

The crucial questions that we tried to investigate in this work are the following: what are the differences in terms of eye movements between different groups of reading age? Why do we observe these differences? What are the patterns of eye movements for different groups of poor and good readers of the same age? How can we simulate the observed patterns with computational modeling of reading?

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier mes directeurs de thèse Anne Guérin – Dugué, Benoît Lemaire et Jean Ecalle. Merci à Anne, Benoît et Jean pour leur support et conseils quotidiens pendant ces 3 ans de thèse. Merci de m'avoir donné l'opportunité de faire cette thèse qui m'a permis de forger mon esprit de recherche et d'acquérir de nouvelles connaissances dans un domaine fascinant : les sciences cognitives. Merci Anne, Benoît et Jean pour la correction de manuscrit qui a été très longue.

Je voudrais remercier Sylviane Valdois, DR1 au LPNC, qui a mis à disposition pour ma thèse les données psychométriques des enfants que j'ai analysées et sans son aide ce travail n'aurait pas eu lieu. Je tiens à remercier Erik Reichle, professeur à l'université de Southampton, avec qui j'ai collaboré pendant 5 mois lors d'un échange international durant la thèse. Suite à cette collaboration, nous avons publié mon premier article dans une revue internationale. Je voudrais également remercier Gelu Ionescu, IR à Gipsa-lab, qui a développé un algorithme pour le pré-traitement des données oculométriques, indispensable pour leur analyse.

Je remercie énormément la Région Rhône-Alpes, qui a financé entièrement cette thèse et en partie ma collaboration en Angleterre, dans le cadre de l'ARC6.

Je tiens à remercier mes rapporteurs Benoît Leblanc et Jean – Yves Antoine d'avoir accepté de lire ce manuscrit ainsi que pour leurs corrections et conseils. Je remercie Sébastien Miellat et Erik Reichle pour d'avoir accepté d'être examinateurs de cette thèse.

Je remercie mes parents qui même à 2000 km de moi m'ont soutenu tous les jours ! Je remercie mon collègue de bureau Cao Tri Do pour son écoute et conseils précieux. Je remercie tous mes copains qui ont été à côté de moi durant ces 3 ans de thèse et notamment Estelle, Dimana, et Dimitar.

Table des matières

1	Processus cognitifs liés à la lecture.....	7
1.1	Introduction	7
1.2	Le lexique mental et l'accès au lexique.....	9
1.3	Les principales étapes des processus d'identification de mots écrits	10
1.4	Identification et reconnaissance visuelle des mots écrits	10
1.4.1	Généralités.....	11
1.4.2	L'aire de la forme visuelle des mots	12
1.4.3	Hypothèses de l'identification des mots écrits.....	12
1.5	Encodage phonologique des mots	14
1.5.1	Théories de l'encodage phonologique.....	14
1.5.2	La phonologie est-elle nécessaire pour l'accès à la signification des mots ?.....	16
1.6	L'accès à la signification des mots et la compréhension de textes.....	17
2	Mouvements oculaires pendant la lecture.....	21
2.1	Généralités	21
2.2	Acuité visuelle	22
2.3	Caractéristiques et mesures des mouvements oculaires	24
2.3.1	Fixations	24
2.3.2	Saccades	25
2.4	Contrôle des mouvements des yeux	27
2.4.1	Où bouger les yeux ?.....	27
2.4.2	Quand bouger les yeux ?.....	33
2.5	Mesures oculométriques utilisées dans l'étude de la lecture	36
2.6	Les mouvements des yeux et l'attention visuelle	37
2.7	Différences entre les mouvements oculaires des adultes et des enfants normo-lecteurs.....	39
2.7.1	Problèmes méthodologiques	39

2.7.2	Explications possibles des différences entre les mouvements des yeux des adultes et des enfants normo-lecteurs	40
2.7.3	Caractéristiques générales des mouvements des yeux des enfants	41
2.7.4	Caractéristiques du texte influençant les mouvements des yeux des enfants	44
2.7.5	Difficultés en lecture	45
3	Modèles de la lecture	49
3.1	Modélisation cognitive computationnelle	49
3.1.1	Généralités.....	49
3.1.2	Différents types de modèles cognitifs	49
3.1.3	Modélisation cognitive computationnelle	50
3.1.4	Démarche utilisée pour la modélisation computationnelle	50
3.1.5	Ajustement du modèle aux données.....	53
3.1.6	Pourquoi les modèles cognitifs computationnels sont-ils utiles ?.....	54
3.2	Modèles computationnels de lecture	55
3.2.1	Modèles de l'identification des mots	55
3.2.2	Modèles de compréhension de texte	59
3.2.3	Modèles de mouvements des yeux et de l'attention.....	60
4	Expériences	71
4.1	Introduction	71
4.2	Participants	72
4.3	Tests psychométriques.....	73
4.3.1	Connaissances orthographiques	73
4.3.2	Connaissances phonologiques.....	74
4.3.3	Compréhension de phrases écrites	75
4.3.4	Intelligence générale	75
4.3.5	Résultats	76
4.4	Expérience oculométrique	80

4.4.1	Stimuli	80
4.4.2	Dispositif expérimental	82
4.4.3	Procédure.....	83
4.4.4	Statistiques descriptives des données oculaires	84
4.4.5	Comparaison des données oculométriques des adultes et des enfants	88
4.4.6	Analyse exploratoire des relations entre les données oculométriques et les connaissances lexicales	91
4.4.7	Analyse des relations entre les tests psychométriques et les groupes de lecteurs	94
5	Analyses des différences interindividuelles.....	99
5.1	Simulations avec EZ-Reader	100
5.1.1	EZ-Reader	100
5.1.2	Méthodologie	105
5.1.3	Simulations.....	112
5.2	Analyses des relations entre les données psychométriques et les mouvements oculaires.....	126
5.2.1	Régression linéaire	127
5.2.2	Transformation de variables.....	128
5.2.3	Modèle de régression linéaire simple.....	129
5.2.4	Sélection de modèle	129
6	Conclusion et perspectives.....	137
7	Annexes.....	141
8	Références.....	179

Introduction

L'œil, qu'on appelle fenêtre de l'âme.

Léonard de Vinci

Quand vous commencez à lire cette thèse, sans vous rendre en compte, vos yeux progressent rapidement au travers des mots en effectuant en moyenne, quatre fixations par seconde intercalées par des sauts qui sont appelés saccades. Cette importante quantité de fixations et de saccades s'explique par le fait que notre système visuel est contraint au niveau physiologique car seule la région centrale de la rétine a une résolution précise. En 200 ms, le temps moyen d'une fixation, notre système cognitif transforme l'information reçue sur la rétine en signaux cérébraux qui activent l'accès au lexique et au sens du mot perçu et envoie également une commande motrice pour bouger les yeux vers le mot suivant. Ainsi, la lecture implique de nombreux processus en parallèle : (1) la programmation et l'exécution des fixations et des saccades afin d'identifier les mots ; (2) la reconnaissance et l'identification des mots écrits ; (3) l'accès à la phonologie des mots ; (4) l'accès à la signification des mots et la compréhension des phrases écrites. En premier lieu, le mot doit être identifié et ceci est possible grâce aux mouvements précis et rapides que l'œil exécute. La seconde étape consiste en l'extraction des traits des lettres et l'activation des codages orthographiques et phonologiques pour ensuite accéder à la représentation sémantique du mot. La rapidité et l'efficacité de ces étapes dépend largement des connaissances des individus. Les individus se différencient, en effet, au niveau des connaissances lexicales et plus précisément au niveau des connaissances orthographiques, phonologiques et sémantiques. Ces différences sont observées au niveau du comportement oculomoteur des lecteurs. En général, le comportement oculomoteur diffère en fonction de l'âge des individus (adultes vs enfants) et au sein du même groupe d'âge également.

Etant des lecteurs experts, la complexité de traitement de la lecture nous échappe. A l'âge adulte, la lecture est devenue un processus entièrement automatique ne demandant aucun effort cognitif. Pourtant, ce n'est pas le cas des enfants en apprentissage ou en difficulté de lecture. Près d'un élève sur cinq en 6ème présente des difficultés en lecture (Daussin et al, 2011). Comprendre les raisons de ces difficultés est le but de ces travaux de recherche.

Introduction

L'objectif de cette thèse est de contribuer à comprendre les différences que nous observons chez les adultes et les enfants au niveau du comportement de la lecture ainsi que les raisons des difficultés de certains enfants. Une des manières les plus efficaces pour étudier les processus « on-line » de la lecture est l'analyse des mouvements des yeux.

Dans une étude qui s'intéresse aux mouvements des yeux des enfants, il est essentiel de prendre en compte l'âge chronologique et le niveau d'expertise en lecture ainsi que l'interaction entre ces deux caractéristiques. Ainsi, les changements observés entre le groupe des adultes et le groupe des enfants peuvent être expliqués par des différences dues à l'effet du développement du contrôle oculomoteur et/ou des compétences en lecture. Une question fondamentale est la compréhension de la cause et de l'effet de ces changements au niveau des mouvements des yeux. Est-ce que la difficulté de traiter les mots lus est la cause expliquant pourquoi certains lecteurs font plus de fixations et pourquoi elles ont des durées plus longues ou est-ce que le contrôle moins mature des mouvements des yeux est la cause des difficultés en lecture ?

Pour répondre à cette question, nous avons étudié les mouvements des yeux des adultes et des enfants entre 10 et 12 ans ayant des compétences lexicales variées. Ainsi, nous avons employé trois méthodes différentes que nous allons maintenant décrire brièvement.

La première méthode a consisté à évaluer, au travers de tests psychométriques, les connaissances concernant les représentations orthographiques, phonologiques et sémantiques individuelles. Les résultats aux tests peuvent nous informer sur l'organisation des représentations mentales des mots, sur les mécanismes d'identification des mots écrits et sur l'accès à la signification des mots et des textes. De plus, ils peuvent nous renseigner sur l'interaction entre les différents processus impliqués dans la lecture et leur déroulement temporel, comme c'est le cas par exemple, des tests incluant des tâches de dictée de mots ou de pseudo-mots, de dénomination de mots et de catégorisation sémantique. Dans notre étude, nous avons fait passer aux enfants des épreuves de connaissance orthographique (dictée de mots, décision lexicale), phonologiques (dictée de pseudo-mots, décision phonologique), d'intelligence générale et de compréhension de phrases écrites.

La seconde méthode a consisté à examiner les mouvements des yeux durant la lecture de texte. Elle permet d'étudier le comportement de lecture des individus dans une situation naturelle au travers de la lecture fluide d'un texte entier. De plus, cette méthode fournit une description des processus de la lecture « on-line » car elle permet d'enregistrer les

Introduction

mouvements oculaires en continu et d'en déduire la position des fixations relatives au texte lu. L'information fournie par les données oculométriques est précise aux niveaux temporel et spatial et peut être utilisée pour décrire l'enchaînement et l'interaction des processus impliqués dans la lecture. En particulier, elle permet de distinguer les traitements cognitifs initiaux (premières fixations), des opérations ultérieures de contrôle, de vérification ou d'intégration de l'information (relectures par refixation ou régression). La variabilité des mouvements des yeux reflète le traitement « on-line » du texte lu (Rayner, 1998). Les données oculométriques enregistrées pendant la lecture de textes fournissent des informations sur :

- le décours temporel du traitement de l'information : le temps de traitement des mots et par conséquent la difficulté de traitement de mots ;
- le décours spatial du traitement de l'information : la stratégie de lecture (lecture exhaustive vs recherche d'information) et l'allocation de l'attention ;

La technique d'enregistrement des mouvements des yeux reste aujourd'hui la technique comportementale la plus utilisée pour étudier la lecture et sans doute la plus naturelle et écologique. Dans le cadre de ces travaux de recherche, nous avons enregistré les mouvements oculaires des enfants qui ont passé les tests psychométriques et des adultes durant la lecture d'un texte. Ainsi, ces données nous ont permis d'apporter des éléments de réponse à la question des différences de comportements oculomoteurs des individus durant la lecture.

La troisième méthode que nous avons utilisée, consiste à implémenter et à employer des modèles computationnels pour une meilleure compréhension des processus cognitifs impliqués dans la lecture de textes. La modélisation cognitive computationnelle fournit une description détaillée des processus cognitifs en les décrivant par des formules mathématiques implémentées par des algorithmes. En effet, la modélisation cognitive computationnelle est une discipline en plein essor qui propose une autre manière d'analyse et d'explication des processus cognitifs. Les modèles computationnels utilisent un langage riche à base de tests, de boucles et de sous-fonctions. La modélisation computationnelle permet de simuler des comportements qui ne sont pas prévisibles à partir de fonctions analytiques. Si un problème n'est pas solvable analytiquement avec un ensemble de fonctions mathématiques, l'alternative est de laisser l'ordinateur simuler le comportement global. Plusieurs modèles cognitifs ont été développés dans la littérature pour étudier la lecture de texte. Ils se divisent en différentes catégories en fonction des processus impliqués : (1) modèles d'identification de mots ; (2) modèles de compréhension de texte ; (3) modèles de traitement syntaxique ; (4) modèles de

Introduction

contrôle oculomoteur et de l'attention. Puisque notre étude concerne les mouvements des yeux durant la lecture de texte, nous nous sommes donc intéressés à la dernière catégorie de modèles.

Deux grandes familles de modèle existent dans cette catégorie : des modèles supposant que l'attention est distribuée de manière parallèle sur plusieurs mots à la fois, d'une manière graduelle (Gradient by Attention Guidance, GAG) et des modèles qui considèrent que le traitement est sériel, sur un mot à la fois (Serial Attentional Shift, SAS). Nous avons choisi le modèle EZ-Reader (SAS) afin de simuler les données oculométriques que nous avons collectées, pour des raisons que nous détaillerons dans le chapitre 3.

Actuellement, les modèles de contrôle oculomoteur et de l'attention se limitent à expliquer le comportement des adultes durant la lecture. Ceci est dû notamment au fait que très peu d'études ont examiné les mouvements des yeux des enfants pendant la lecture. La difficulté de recueillir des données oculométriques chez les enfants provient du fait que ceux-ci restent difficilement longtemps immobiles. C'est une contrainte forte des expériences oculométriques qui s'intéressent à l'étude de la lecture. Nous avons collecté des données oculométriques pour un grand nombre d'enfants. Les simulations de ces données avec un modèle computationnel de contrôle oculomoteur nous ont aidés à une meilleure compréhension des processus sous-jacents impliqués dans la lecture. Il faut noter que le modèle EZ-Reader est décrit par plusieurs paramètres qui peuvent être séparés en deux grandes catégories : les paramètres qui contrôlent les processus lexicaux et les paramètres qui contrôlent les processus oculomoteurs. Dans un premier temps, nous avons ajusté les paramètres lexicaux du modèle aux données oculométriques agrégées des adultes et des enfants et dans un second temps aux données oculométriques individuelles des enfants.

Ainsi, les questions cruciales auxquelles nous tenterons de répondre sont les suivantes: quelles sont les différences au niveau des comportements oculomoteurs entre les différents groupes d'âge des lecteurs (adultes vs enfants) ? Pourquoi observons- nous ces différences ? Pour un public ciblé d'enfants, quelles sont les caractéristiques des comportements oculaires sur les mots, en termes de fixations, de saccades ? Comment en rendre compte dans une démarche de modélisation des processus oculomoteurs de la lecture ? Quel est le lien entre les paramètres du traitement lexical du modèle, les mesures oculaires et la performance aux différents tests psychométriques ?

Introduction

Cette thèse est organisée en cinq chapitres. Les trois premiers chapitres présentent les trois méthodes que nous avons discutées au début de cette introduction. Les deux derniers décrivent le travail que nous avons effectué en utilisant ces méthodes afin de répondre aux questions posées ci-dessus.

Le premier chapitre détaille les différents processus impliqués dans l'identification des mots tels que les traitements orthographiques et phonologiques des mots, l'accès à leur signification et l'intégration sémantique du texte lu. Dans le second chapitre, nous aborderons les caractéristiques oculométriques de manière générale lors d'une tâche de lecture ainsi que les comportements des différents groupes de lecteurs (adultes vs enfants). Dans le troisième chapitre, nous décrirons les modèles computationnels de la lecture, en détaillant les modèles du contrôle moteur et de l'attention et plus précisément le modèle EZ-Reader. Dans le chapitre quatre, nous détaillerons les résultats des tests psychométriques que nous avons utilisés pour mesurer les connaissances orthographiques, phonologiques, de compréhension de phrases écrites et de l'intelligence générale des enfants. Ensuite, nous présenterons l'expérience oculométrique que nous avons conçue afin de mesurer le comportement oculaire des adultes et des enfants. Nous comparerons les données oculométriques des adultes et des enfants afin de comprendre pourquoi nous observons des différences au niveau des comportements de lecture au sein de ces deux groupes. Puis, nous comparerons les comportements oculaires des enfants en fonction de leur niveau de lecture avec trois groupes : faibles, moyens et bons lecteurs. Dans le chapitre cinq, nous expliquerons comment nous avons simulé les données observées lors de la lecture avec le modèle EZ-Reader. En utilisant des techniques d'ajustement du modèle aux données observées, nous avons cherché le meilleur modèle qui permet de minimiser l'écart entre les données observées et les données simulées par le modèle. Ensuite, nous avons mis en relation les valeurs des paramètres lexicaux optimaux du modèle et les performances aux tests psychométriques ainsi que les données oculaires des enfants. Enfin, afin de mieux comprendre les relations entre les connaissances lexicales, l'intelligence générale et les mesures oculométriques des enfants, nous avons appliqué un modèle de régression linéaire simple, puis multiple, ceci dans le but de trouver quelle(s) variable(s) psychométrique(s) explique(nt) le mieux la variabilité au niveau des comportements oculométriques observés chez les enfants. Nous finirons ce manuscrit par une discussion générale des résultats et sur les perspectives des recherches futures qui peuvent être inspirées par ce travail.

1 Processus cognitifs liés à la lecture

1.1 Introduction

Les premières traces de l'écriture et de la lecture apparaissent il y a environ 6000 ans. Il existe plusieurs systèmes d'écriture qui se distinguent au niveau des représentations linguistiques. Par exemple le chinois est un système logographique, le japonais katakana est un système syllabique, et le français est un système alphabétique (Ferrand, 2007 ; p.16). Ces systèmes utilisent différentes unités de représentation allant des unités qui représentent des concepts (chinois) vers des unités qui représentent des syllabes (japonais katakana) et des sons (anglais, français). Les systèmes alphabétiques tels que le français et l'anglais mettent en relation un symbole écrit appelé un *graphème* avec le son correspondant appelé un *phonème*. Le phonème est le plus petit élément constitutif, non porteur de sens, de la chaîne parlée permettant des distinctions sémantiques. Par exemple, le mot *lit* est décrit par la combinaison de 2 phonèmes : /l/, /i/ et se différencie du mot *rit*, /r/, /i/ par rapport au premier phonème. Le graphème est la représentation écrite d'un phonème. Une lettre ou une séquence de lettres peuvent correspondre à un phonème. Contrairement aux lettres, les graphèmes permettent la mise en correspondance plus directe entre l'orthographe et la phonologie. Cette mise en correspondance peut s'avérer très complexe. Prenons l'exemple des langues latines comme le français et l'italien qui utilisent toutes le même code - l'alphabet latin. Même si elles utilisent le même code, elles se différencient au niveau de la convention de mise en correspondance graphème-phonème. Par exemple, en français, ces relations sont très complexes: le même graphème *ille* se prononce différemment dans les mots *fille* et *ville*. Prenons l'exemple du mot *trou* (/tRu/) qui a quatre lettres et trois graphèmes alors que le mot *truc* (/tRyk/) a le même nombre de lettres mais quatre graphèmes. Un même phonème peut s'écrire différemment comme, par exemple, le phonème /o/ pouvant se retranscrire au niveau graphémique en *au*, *eau*, *o* etc. Les propriétés des graphèmes sont importantes car au cours de la mise en correspondance de l'orthographe et de la phonologie, le lecteur va apprendre à grouper les lettres en graphèmes afin d'activer la séquence correcte de phonèmes.

Chapitre 1 – Processus cognitifs liés à la lecture

Comparé au français et à l'anglais, la conversion graphème – phonème est beaucoup plus régulière en allemand et en italien, car un seul graphème correspond à un seul phonème. Ces langues ont une orthographe dite « transparente » tandis que le français et l'anglais ont une orthographe dite « opaque ». Une autre étape indispensable dans le processus de la lecture est la construction de la signification des mots et des phrases. Supposons que nous lisions la phrase :

Le père a ramené sa fille à l'école.

Le mot *père* et le mot *fille* représentent des humains mais les différences entre eux sont le lien de parenté et le genre. Ces informations constituent des propriétés sémantiques. Cependant, là aussi, les relations entre les mots et leurs significations sont complexes. Certains mots partagent quasiment le même sens comme *voiture* et *automobile*, qui sont des synonymes. D'autres mots s'écrivent de la même manière mais n'ont pas la même signification comme le mot *avocat*. Toutefois, même si le lecteur connaît le sens des mots dans le texte, cela ne lui suffira pas pour comprendre le texte dans sa totalité. Le lecteur doit savoir combiner les différentes significations des différents mots et les règles de syntaxe afin de pouvoir élaborer une interprétation pertinente du texte lu.

La compréhension des textes est une tâche complexe qui peut être divisée en trois niveaux : le niveau des mots, le niveau des phrases et le niveau du discours (Kintsch, 1988). Au premier niveau, les mots individuels sont reconnus. Au niveau des phrases, les mots sont combinés en utilisant des règles de syntaxe et de sémantique afin de former des unités d'idée. Au niveau du discours, les idées sont reliées dans un réseau de manière à être cohérentes. Ainsi, la compréhension en lecture dépend de plusieurs connaissances et notamment, de la compréhension orale du langage, du décodage des mots et de l'utilisation de stratégies afin d'améliorer la compréhension.

Les associations entre les représentations visuelles ou sonores des mots et les informations phonologiques et sémantiques correspondantes sont organisées dans un lexique mental. Dans la suite de ce chapitre nous allons détailler ce qu'est le lexique mental, comment les mots sont reconnus par le système perceptif, quels sont les rôles de l'orthographe et de la phonologie dans l'identification des mots écrits, et comment la signification des mots et la compréhension de phrase écrites sont élaborées.

1.2 Le lexique mental et l'accès au lexique

Le mot est l'unité linguistique de base du langage écrit et parlé, servant d'interface entre les processus perceptifs de bas et de haut niveau. Le concept de *lexique mental* a été proposé pour la première fois par Anne Treisman (1960). Elle a suggéré que ces informations lexicales sont stockées en mémoire et organisées dans un lexique mental. Dans la Figure 1-1 le lexique mental est un système constitué de représentations lexicales orthographiques (l'orthographe du mot), phonologiques (la prononciation du mot), sémantiques (la ou les significations du mot), morphologiques (la racine, le préfixe, le suffixe) et syntaxiques (la catégorie grammaticale, le genre, le nombre). Les questions sur l'organisation du lexique et les procédures permettant son accès émergent à partir de cette théorie. L'*accès au lexique* peut être défini comme l'activation de plusieurs représentations lexicales à partir d'une stimulation visuelle ou auditive. Le lexique mental peut être vu comme une base de données qui contient l'ensemble des connaissances dont un individu dispose concernant les mots dans sa langue (Spinelli & Ferrand, 2005 ; p.23).

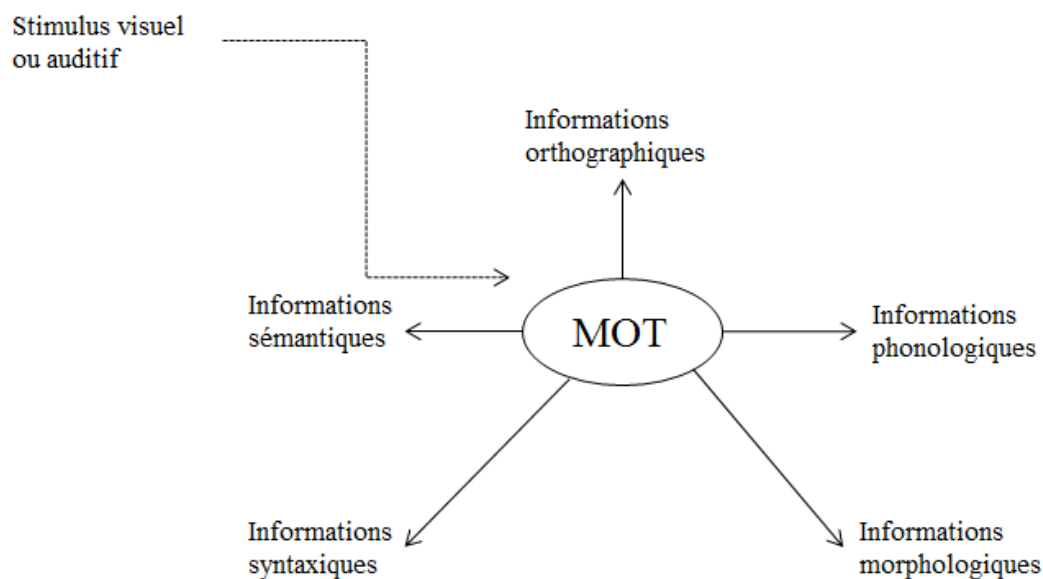


Figure 1-1 : Informations stockées dans le lexique mental d'un adulte lettré (Spinelli & Ferrand, 2005 ; p.22)

1.3 Les principales étapes des processus d'identification de mots écrits

Les processus neuronaux impliqués dans la lecture activent les mêmes structures corticales quel que soit le système d'écriture (Dehaene, 2007). En premier lieu, le mot doit être identifié et ceci est possible grâce aux mouvements précis et rapides que l'œil exécute. En raison des contraintes physiologiques, l'œil doit se déplacer au fil du texte et fixer les mots afin de pouvoir les identifier. La seconde étape consiste en l'extraction des traits des lettres et l'activation des codages orthographique et phonologique pour ensuite accéder à la représentation sémantique du mot. Ces étapes de traitement allant de l'information captée par la rétine vers le sens des mots et du texte sont résumées par Ferrand (2007 ; p.21) dans le Tableau 1 ci-dessous.

Niveaux de traitement	Unités de représentations	Exemples
Visuel	Traits visuels	/(\)
Orthographique et phonologique prélexical	Lettres	A, B, C, D
	Graphèmes	CH, IN, PH
	Phonèmes	/u/, /l/
	Rimes	-age, -on, -ire
	Syllabes	bal, ba, cra
Orthographique et phonologique lexical	Forme orthographique globale	ROSE
	Forme phonologique globale	/roz/
Morphologique	Préfixes	re-
	Suffixes	-ier
	Racines	faire, pot
Sémantique	Traits sémantiques	Homme [+ humain] [+ adultes] [+ mâle]

Tableau 1 : Les différents niveaux de traitement impliqués dans la lecture (Tableau copié de Ferrand (2007 ; p.21))

Ces différentes étapes sont maintenant décrites successivement.

1.4 Identification et reconnaissance visuelle des mots écrits

Dans un premier temps, nous discuterons des résultats généraux concernant l'identification des mots écrits. Ensuite, nous parlerons de l'aire corticale chargée de la reconnaissance visuelle des mots. Enfin, nous discuterons deux hypothèses concernant l'identification des mots écrits.

1.4.1 Généralités

La structure de la rétine impose des contraintes importantes à la reconnaissance visuelle des mots écrits. Seule la partie centrale dispose d'une résolution détaillée qui permet d'identifier les mots. Les yeux doivent donc se déplacer en permanence afin de pouvoir identifier les mots. La lecture procède de manière générale par acquisition séquentielle de l'information visuelle en faisant des fixations sur pratiquement tous les mots dans le texte même si des informations concernant le mot suivant semblent être extraites en vision périphérique. Les études oculométriques concernant la lecture seront revues en détails dans le chapitre 2.

Chez les lecteurs experts qui lisent environ 300 mots/min ou 5 mots/s, les études comportementales ont relevé plusieurs caractéristiques de la reconnaissance visuelle des mots (Dehaene, 2007) :

- Absence de l'effet de longueur des mots : le temps de lecture ne dépend pas du nombre des lettres qu'il contient à condition que la longueur n'excède pas 8 lettres. Cette absence d'effet de longueur indique que l'ensemble des lettres est traité en parallèle. Pour les enfants qui sont au début de l'apprentissage de la lecture, l'effet de la longueur des mots existe mais disparaît progressivement avec l'expertise en lecture.
- Exploitation des redondances visuelles : les travaux de Rumelhart & McClelland (1982) indiquent que le système visuel du lecteur expert exploite les régularités statistiques et distributionnelles des lettres. Ainsi, la reconnaissance des lettres est facilitée par l'information apportée par ses voisines.
- Effet de la fréquence lexicale du mot dans la langue : les mots plus fréquents sont reconnus plus rapidement mais la vitesse de reconnaissance dépend également de la familiarité subjective.
- Effet de voisinage des mots : les voisins orthographiques sont les mots qui ne diffèrent que d'une lettre comme par exemple *chat* et *char*. Le traitement d'un mot est généralement ralenti lorsqu'il possède plusieurs voisins orthographiques.
- Effet de la « consistance » de la conversion graphème – phonème : le temps d'identification des lettres augmente lorsque les liens qu'elles entretiennent avec la prononciation sont ambigus.

1.4.2 L'aire de la forme visuelle des mots

En 1892, Déjerine décrit le syndrome d'alexie pure qui se traduit par l'incapacité sélective à reconnaître les mots écrits sans trouble du langage oral, d'écriture ou de reconnaissance visuelle des objets et des visages (Ferrand, 2007). L'alexie peut s'expliquer par une lésion cérébrale qui se situe dans la région occipito-temporale latérale gauche. Aujourd'hui, l'importance de cette région dans la reconnaissance visuelle des mots est confirmée par plusieurs résultats de l'IRM fonctionnel (Cohen & Dehaene, 2004). Cette région est active uniquement quand les mots sont présentés à l'écrit et non pas à l'oral. Cette activation se produit environ 170-200 ms après la présentation du mot. La fonction de cette région serait de fournir pour les traitements linguistiques en aval, un code visuel invariant à la taille, à la police de caractères et à la position du mot. Dehaene & Cohen (2007) se questionnent sur les origines phylogénétiques de cette aire car la lecture, qui est une activité très récente à l'échelle de l'humanité, ne pourrait pas exercer une pression sélective sur l'évolution. Les auteurs postulent l'hypothèse d'un « *recyclage neuronal* » de cette aire corticale pour la lecture par la plasticité cérébrale. Cette hypothèse est fondée sur le fait que chez le singe macaque, cette région joue un rôle essentiel dans la reconnaissance invariante des objets et des visages. De plus, le singe macaque est capable d'apparier deux formes arbitraires en les codant avec un seul groupe de neurones. Cet appariement neuronal peut être analogue à l'apprentissage des lettres majuscules et minuscules. Une hypothèse alternative propose un modèle implicite du cerveau appelé *plasticité généralisée* ou *relativisme culturel* qui conçoit le cerveau comme un dispositif naturel d'apprentissage.

1.4.3 Hypothèses de l'identification des mots écrits

Les modèles de l'identification des mots s'inscrivent dans une problématique moins large qui est celle de modèles de l'identification des objets. Actuellement deux modèles de l'identification des objets sont proposés : *les modèles par gabarit (template)* et *les modèles de traits visuels (feature)* (Rayner et al., 2012). Les premiers expliquent que l'identification des objets est possible grâce à un mécanisme d'appariement entre le gabarit et l'objet perçu. Le problème avec ces modèles est que les objets ont des formes différentes en fonction de leur orientation et ceci augmente le nombre de gabarit à stocker en mémoire. Avec la deuxième

Chapitre 1 – Processus cognitifs liés à la lecture

famille de modèles, les objets sont définis avec un certain nombre de traits qui les composent. Le problème alors est de définir quels sont les traits pertinents pour chaque objet.

Les mots étant plus invariants que les objets, la tâche des modèles d'identification des mots par rapport aux modèles d'identification des objets, en est donc simplifiée. La question qui se pose est: est-ce que nous identifions les mots grâce à un gabarit stocké en mémoire ou bien est-ce que nous identifions d'abord les lettres et puis les mots comme un ensemble de lettres ?

Pour répondre à ces questions, un résultat intéressant concerne l'*effet de la supériorité des mots* (Reicher, 1969). Cet effet a été trouvé à partir de cette expérience qui comporte trois conditions expérimentales : affichage (35 à 85 ms en fonction du seuil de reconnaissance des participants) d'un mot ou d'un non-mot de la même longueur que le premier ou d'une lettre. Ensuite, les stimuli sont masqués et deux lettres sont affichées. Les sujets doivent indiquer quelle lettre ils ont perçue à une position indiquée préalablement dans les stimuli. Dans l'exemple de la Figure 1-2, il est demandé aux sujets d'indiquer si la lettre «k» est présente dans le mot *work*, dans le non-mot *odwk* ou dans une lettre affichée. Les résultats de cette étude montrent que les sujets réussissent à mieux identifier la lettre dans la condition mot que dans les conditions « non-mot » ou « lettre », avec un gain de 10%. De plus, les performances des sujets dans les conditions « non-mot » et « lettre » sont comparables.

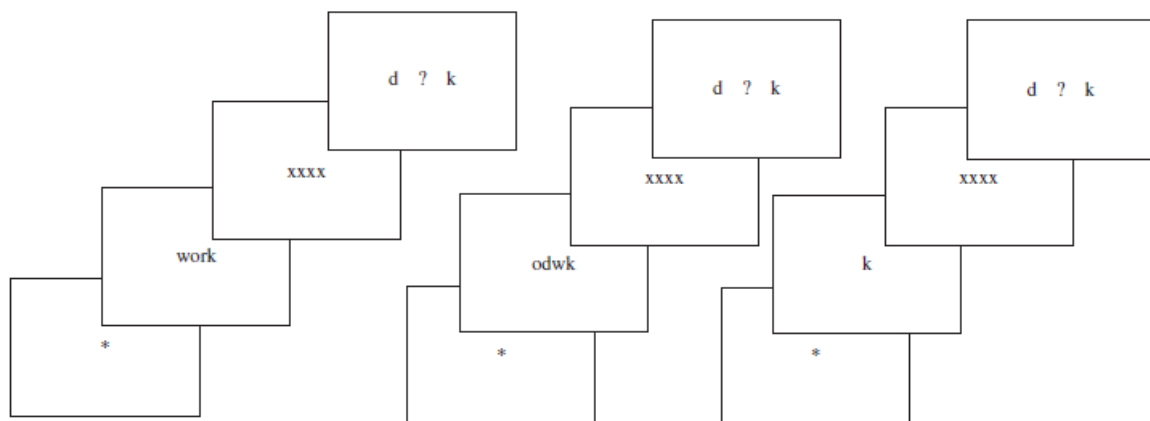


Figure 1-2 : Exemple de stimuli présentés brièvement (de 35 à 85 ms en fonction du seuil ajusté pour chaque sujet) dans les trois conditions expérimentales de Reicher (1969). La tâche des sujets est un choix forcé consistant à choisir laquelle des deux lettres était présente à une position indiquée préalablement dans la chaîne affichée. De gauche à droite, la condition « mot », « non-mot » et « lettre ».

Les résultats commentés ci-dessus peuvent s'expliquer soit par le fait que les gabarits des mots sont stockés en mémoire, ou soit par le fait que les lettres sont encodées en parallèle (Rayner et al., 2012). Il existe plusieurs arguments qui confirment que la deuxième hypothèse

est une meilleure explication des phénomènes observés. La performance des sujets dans la condition avec les non-mots était la même que celle où uniquement une lettre a été affichée. Ces résultats montrent que même les lettres des non-mots sont traitées en parallèle. Il est très peu probable que les non-mots aient des gabarits stockés en mémoire. Il semble alors que les mots et les non-mots courts soient traités en parallèle et qu'il existe un mécanisme de facilitation mutuelle des lettres dans le processus de l'encodage.

Cette facilitation mutuelle peut être expliquée par un des modèles les plus connus de l'identification des mots (McClelland & Rumelhart, 1981), qui appartient à la catégorie des modèles des traits visuels. Le modèle Interaction-Activation comprend trois types de détecteurs : un pour les traits visuels, un pour les lettres et un pour les mots, interagissant par des connexions excitatrices et inhibitrices. Une entrée visuelle (un mot) va exciter les détecteurs des traits visuels, qui à leur tour, vont exciter les détecteurs des lettres correspondantes et ensuite les détecteurs des mots correspondants. A l'inverse, il existe un *feedback* explicite des mots vers les lettres de telle manière que si le stimulus est un mot, une détection partielle des lettres va exciter les détecteurs des mots qui, à leur tour, vont réactiver les détecteurs des lettres. Par exemple, si le stimulus est le pseudo-mot *mard*, il est similaire aux mots *card*, *mark*, *maid*. Les lettres qui le composent reçoivent un feedback des détecteurs des mots qui lui ressemblent qui, à leur tour, vont réussir à activer le mot *mard*. En conséquence, les vrais mots vont être activés plus rapidement que les pseudo-mots grâce à l'appariement direct.

1.5 Encodage phonologique des mots

Dans la section précédente, nous avons abordé les différentes hypothèses concernant l'encodage des mots écrits. Une question qui découle est de comprendre si la lecture silencieuse requiert l'activation des représentations phonologiques des mots. Dès 1908, Huey avait eu l'intuition selon laquelle la lecture silencieuse nécessite un processus de *subvocalisation* ou autrement dit *de parole interne* qui consiste à coder phonologiquement les mots lus.

1.5.1 Théories de l'encodage phonologique

Trois théories majeures ont été proposées pour expliquer le rôle de la phonologie dans la lecture. La première nie le rôle de la phonologie dans la lecture, la deuxième lui attribue au contraire un rôle fondamental avec un passage indispensable par la composante de codage

phonologique et la troisième attribuant un rôle optionnel au codage phonologique (Figure 1-3).

Le traitement des mots ne serait pas purement visuel mais inclurait l'accès aux sons des lettres qui représentent le mot et probablement dans l'assemblage du code sonore du mot. Beaucoup de mots dans les langues opaques comme le français et l'anglais ont des orthographe irrégulières (par exemple les mots ville, femme, sept, etc) et ne peuvent pas être dérivés en faisant une correspondance entre les graphèmes et les phonèmes. L'unique moyen d'accéder au code sonore du mot est via un accès direct entre représentations orthographiques globales stockées en mémoire et représentations phonologiques. En revanche, si le mot se prononce de manière régulière (bateau, bouteille, clavier, etc), ses prononciations peuvent être accessibles soit par la voie directe soit par une voie analytique ou prélexicale via des correspondances orthographiques/phonologiques (Ferrand, 2007; p. 202). Cette phonologie prélexicale correspondrait aux processus de conversion graphème-phonème. Par exemple, cette voie analytique va être sollicitée dans le cas où un pseudo-mot doit être prononcé.

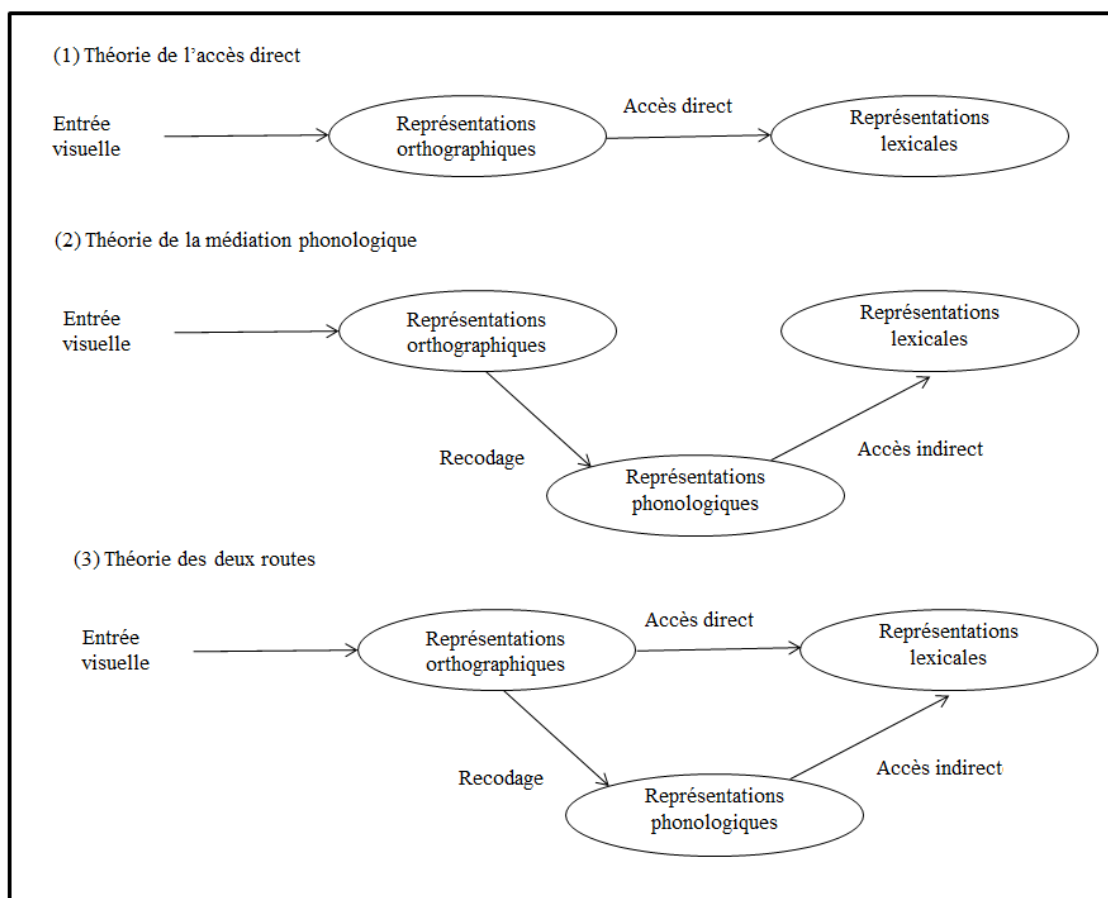


Figure 1-3 : Les trois théories classiques de l'accès au lexique : (1) la théorie de l'accès direct selon laquelle l'information orthographique est suffisante pour activer la représentation lexicale; (2) la théorie de la médiation

Chapitre 1 – Processus cognitifs liés à la lecture

phonologique selon laquelle les mots écrits sont convertis en code phonologique qui activerait à son tour sa représentation lexicale; (3) la théorie des deux routes selon laquelle l'orthographe et la phonologie sont deux sources possibles de l'activation lexicale (Ferrand, 2007; p.202).

Les recherches en neuropsychologie chez les patients avec une dyslexie acquise ont confirmé l'existence d'une voie directe et d'une voie analytique (Coltheart et al., 1980). Les personnes qui souffrent d'une dyslexie de surface peuvent prononcer des vrais mots et des pseudo-mots mais ont une tendance à régulariser la prononciation des mots irréguliers (prononcer *sept* comme /sept/). En revanche, les personnes ayant le deuxième type de dyslexie, appelée dyslexie profonde, peuvent prononcer des vrais mots réguliers ou irréguliers mais ne peuvent pas prononcer des pseudo-mots. Initialement, la dyslexie de surface a été expliquée par une lésion au niveau de la voie directe et inversement, la dyslexie profonde par une lésion au niveau de la voie analytique. Cependant l'explication de la façon dont ces deux voies communiquent et interagissent entre elles, est plus complexe. Plusieurs modèles d'identification de mots s'intéressent à l'explication des interactions entre ces deux voies de la lecture. Les modèles les plus influents sont le modèle à double voie et le modèle de traitement parallèle distribué. Ils seront présentés au chapitre 3.

1.5.2 La phonologie est-elle nécessaire pour l'accès à la signification des mots ?

Rayner et al., (2012) citent les résultats de deux études qui montrent que le code phonologique est utilisé pour récupérer les informations sémantiques. Dans la première expérience, une tâche de catégorisation sémantique, qui consiste à définir si un des trois items (*beech*, *beach*, *bench*) appartient à la catégorie *tree*, les résultats ont montré que les sujets ont eu des difficultés à rejeter les vrais homophones *beach* de la bonne réponse *beech*. L'homophone *beach* comme la bonne réponse *beech* activent la même représentation sémantique ce qui ralentit les participants à rejeter le mot *beach*. Dans la seconde expérience, dans une tâche de décision sémantique qui consiste à déterminer si deux mots sont sémantiquement reliés, les sujets ont mis plus de temps pour répondre dans la condition avec un pseudo-homophone (*bead*) dans la paire (*pillow-bead*) que dans la condition contrôle. Les résultats de ces deux expériences témoignent d'un codage phonologique avant l'accès de la signification du mot. Toutefois, certaines données neuropsychologiques semblent suggérer que l'accès à la sémantique peut se faire sans passer par la phonologie (Spinelli & Ferrand, 2005 ; p. 206).

Des patients avec un déficit phonologique parviennent à accéder à la signification du mot en utilisant uniquement la représentation orthographique des mots. Cependant, dans des circonstances normales, l'information phonologique permet l'accès à la sémantique dans la lecture silencieuse.

En conclusion, il semble que les deux types d'information, phonologique et orthographique contribuent à l'activation sémantique durant la lecture silencieuse.

1.6 L'accès à la signification des mots et la compréhension de textes

Nous avons vu dans le point précédent que l'orthographe et la phonologie du mot lu activent sa ou ses significations. Cependant nous n'avons pas expliqué par quel mécanisme les individus accèdent à la signification des mots et parviennent à comprendre le texte lu. La complexité des mécanismes de compréhension provient du fait que la relation entre les représentations sémantiques et les représentations orthographiques/ phonologiques, n'est pas transparente. Par exemple, certains mots sont ambigus parce qu'ils possèdent plusieurs significations mais la même écriture (homonymes) tandis que d'autres possèdent le même sens (synonymes). L'objectif de ce paragraphe sera de discuter comment l'information sémantique est représentée et comment cette information sémantique est utilisée pour construire le sens du texte.

L'hypothèse simple de la lecture définit la compréhension de texte comme le produit du décodage des mots et de la compréhension linguistique. La compréhension de texte implique toutes les étapes discutées précédemment dans ce chapitre : la conscience phonologique, le décodage et l'identification des mots ainsi que la construction des inférences à propos de la signification de la phrase (Ecalte et al., 2013). Tout d'abord, la lecture commence par l'identification de mots, ce processus a été discuté en détails au début dans ce chapitre. D'après *l'hypothèse de qualité lexicale* (Perfetti & Hart, 2001), les compétences en lecture dépendent des connaissances lexicales, et plus précisément des représentations mentales de l'orthographe, de la phonologie, de la morphologie et de la signification, c'est-à-dire du lexique mental. Ainsi, plus le décodage des mots sera automatique, plus la récupération du code phonologique sera rapide et plus des ressources attentionnelles pour l'accès à la signification du mot puis des phrases, seront libérées.

Chapitre 1 – Processus cognitifs liés à la lecture

Pour accéder à la signification des phrases, nous devons tout d'abord combiner l'information sémantique et syntaxique des mots stockées dans la mémoire à long terme avec l'information concrète du contexte de la phrase. D'après Kintsch & Mangalath (2011), les significations des mots sont construites en fonction du contexte. Un exemple classique est le cas où un mot a plusieurs significations. Par exemple, quand nous lisons la phrase « *L'enfant mange l'avocat* », nous savons qu'il s'agit du fruit et non pas du juriste dont la profession est « avocat ». La signification des mots serait générée en fonction de l'interaction avec le contexte. La question qui se pose est de savoir comment le sens émerge à partir du contexte. Plus précisément, Kintsch & Mangalath (2011), supposent l'existence d'un mécanisme génératif qui fait la distinction entre les représentations sémantiques décontextualisées¹ dans la mémoire à long terme et la signification qui émerge à partir du contexte. C'est le contexte qui va déterminer ce qui est important. Ainsi, ce que nous savons pour le mot « avocat » (les connaissances stockées dans la mémoire à long terme (MLT) et le contexte (fruit ou profession), crée une trace dans la MLT. A chaque fois que le mot est utilisé dans un nouveau contexte, une nouvelle trace sera construite et stockée. Quand nous rencontrons ce mot, sa signification sera générée en fonction de traces mnésiques déjà stockées en mémoire.

Dans ce chapitre, nous avons discuté de la manière dont les individus parviennent à lire et à comprendre un texte en utilisant à la fois les connaissances orthographiques, phonologiques et sémantiques. La théorie qui explique le mieux comment les individus parviennent à identifier les mots est celle qui suppose que les mots lus sont traités par des détecteurs des traits visuels. Ces détecteurs activent les détecteurs des lettres correspondantes qui à leur tour activent les détecteurs des mots. Nous avons vu que dans les langues opaques comme le français et l'anglais les relations entre les graphèmes et les phonèmes ont des relations complexes. Afin d'accéder au code sonore des mots, deux « routes » distinctes peuvent être sollicitées. Une des deux voies correspondrait à un accès direct entre l'orthographe et la phonologie. Cette voie serait engagée quand les individus lisent des mots réguliers et irréguliers connus. La seconde voie serait utilisée pour la lecture des mots inconnus et des pseudo-mots qui requièrent la conversion graphème-phonème. Nous avons également vu que l'accès au code phonologique

¹Les représentations des significations des mots peuvent être modélisées par une méthode statistique qui peut inférer la signification des mots à partir de l'analyse de grands corpus de textes. Un des modèles statistiques les plus connus, est le modèle de *l'analyse de la sémantique latente* (en anglais *latent semantic analysis, LSA*) (Landauer & Dumais, 1997). Le principe du modèle est d'extraire la signification décontextualisée des mots à partir de statistiques de cooccurrences de mots dans des grands corpus de textes. La représentation du mot reflète la structure de l'environnement linguistique du mot. Le modèle infère une représentation qui permet de faire des comparaisons sémantiques qui reproduisent les jugements humains.

Chapitre 1 – Processus cognitifs liés à la lecture

est nécessaire à l'accès à la signification des mots. Enfin, un des modèles les plus influents de compréhension de textes, suppose que la signification des mots est construite en fonction du contexte. Cette signification sera stocké sous forme de trace mnésique dans la MLT.

Dans la suite, nous allons nous intéresser aux caractéristiques du guidage oculaire et attentionnel pendant la lecture de texte. Les modèles computationnels de la lecture qui étaient très utiles pour comprendre et tester les théories que nous avons décrites dans ce chapitre, seront revus dans le chapitre 3.

2 Mouvements oculaires pendant la lecture

Dans ce chapitre, nous allons commencer par détailler les caractéristiques du système visuel humain ainsi que les composantes principales des mouvements oculaires - les fixations et les saccades durant la lecture. Nous allons ensuite discuter ce qui détermine les décisions « où » et « quand » bouger les yeux. Plus précisément dans un premier temps, pour la question « où », nous allons aborder ce qui influence la quantité d'information extraite lors d'une fixation et, notamment, nous allons parler des empan perceptif, d'identification de mot et visuo-attentionnel ainsi que du bénéfice de prévisualisation, de l'effet parafovéal et de l'effet de débordement. Puis, nous allons discuter ce qui détermine la position des fixations dans les mots comme par exemple, la position préférentielle du regard, la position optimale du regard et les propriétés lexicales des mots. Ensuite dans un second temps, nous parlerons des aspects temporels des mouvements oculaires (quand bouger les yeux). Nous évoquerons les contraintes neurophysiologiques et notamment la durée de l'encodage visuel et du traitement lexical. Puis, nous décrirons comment les propriétés linguistiques des mots influencent la décision de « quand » bouger les yeux. Ensuite, nous parlerons de la relation entre les mouvements des yeux et l'attention. Enfin, nous nous intéresserons aux différences interindividuelles des mouvements des yeux en comparant deux populations : celles des adultes et des enfants normo-lecteurs.

2.1 Généralités

Les mouvements oculaires pendant la lecture ont été étudiés pour la première fois par l'ophtalmologiste français Louis Emile Javal (1906). Il a observé à l'œil nu que les yeux ne bougent pas continuellement au fil du texte mais qu'ils exécutent des sauts très rapides de tailles différentes, appelés saccades, et que celles-ci sont intercalées avec de brèves périodes de repos appelées, fixations.

Pour les langues occidentales, le sens de la lecture est de gauche à droite. Les yeux avancent donc typiquement de gauche à droite mais tous les mots ne sont pas fixés. Dans d'autres cas,

le même mot est fixé plusieurs fois. Ces fixations sont appelées *refixations*. Il y a également des situations où les yeux retournent en arrière et refixent des mots déjà lus ou des mots qui ont été « sautés » au premier passage. Ces fixations sont appelées *régressions*. Les traces oculomotrices alternant entre progressions, refixations et régressions ont une allure souvent complexe et reflètent le contrôle de plusieurs processus en parallèle de bas et de haut niveau. Au niveau physiologique, les propriétés rétiniennes définissant l'acuité visuelle sont des éléments explicatifs des mécanismes d'enchaînement des fixations et des saccades.

2.2 Acuité visuelle

La partie de l'œil humain qui nous intéresse est la rétine, qui se situe au fond du globe oculaire. La lumière est captée grâce aux cellules photoréceptrices qui sont de deux types : les cônes et les bâtonnets (Buser & Imbert, 1987). Les cônes ayant une haute résolution spatiale sont dédiés à la vision diurne et aux couleurs tandis que les bâtonnets ayant une plus faible résolution spatiale sont dédiés à la vision nocturne et aux niveaux de gris. La rétine est un capteur qui n'a pas de résolution uniforme. Seule la *région fovéale* qui occupe environ 2° du champ visuel est riche en cônes (Figure 2-1). La densité de cônes décroît avec l'excentricité. La *région parafovéale* occupe environ 5° de chaque côté du centre optique. La *région périphérique* est constituée uniquement de bâtonnets, comme illustré dans la Figure 2-1.

Ainsi, pour pouvoir identifier les mots, l'œil doit se déplacer au fil du texte car l'information nécessaire pour la reconnaissance des mots est perçue de manière précise uniquement quand elle est projetée sur la fovéa. Par exemple, sur la Figure 2-2, une représentation de l'image projetée sur la rétine, au moment où les yeux fixent le mot *four*, est illustrée. Nous pouvons remarquer que l'acuité baisse rapidement en s'éloignant du mot fixé qui se trouve dans la zone fovéale. Rayner & Morrison (1981) ont étudié la relation entre la reconnaissance des mots et leur présentation dans le champ visuel (zone fovéale, parafovéale et périphérique). A la Figure 2-3, nous pouvons remarquer que le temps de reconnaissance de mots (en ms) double quand le mot est affiché dans les zones parafovéale et périphérique, par rapport à la zone fovéale. Également, nous pouvons observer que le pourcentage de bonnes identifications diminue en s'éloignant de la zone fovéale.

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

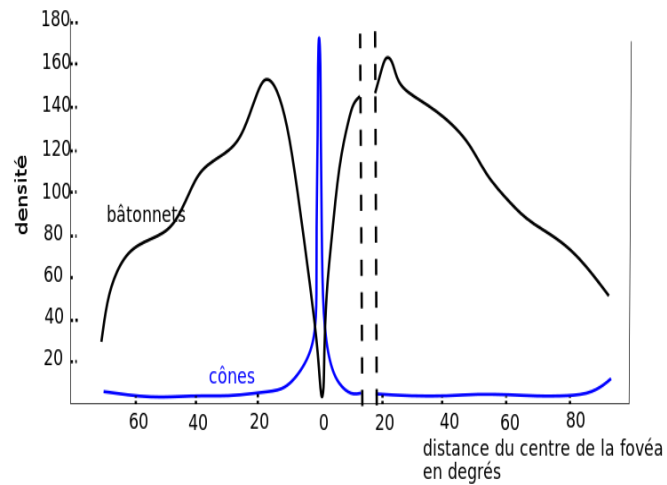


Figure 2-1 : Distribution des cônes (en bleu) et des bâtonnets (en noir) en fonction de l'angle visuel (Buser & Imbert, 1987).

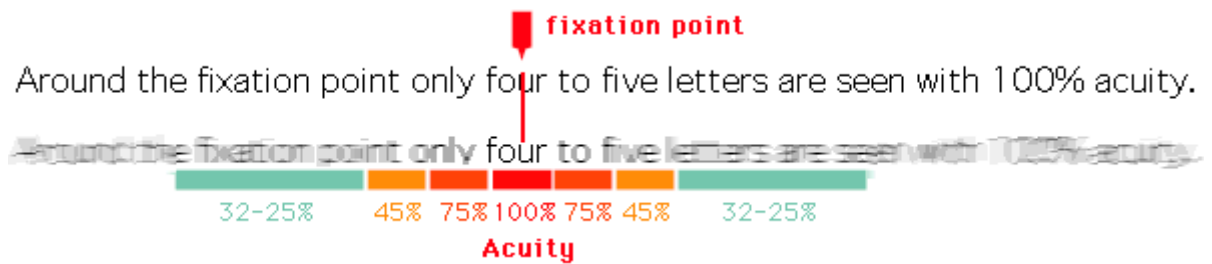


Figure 2-2 : Simulation de l'acuité visuelle en lecture (Hunziker, 2006).

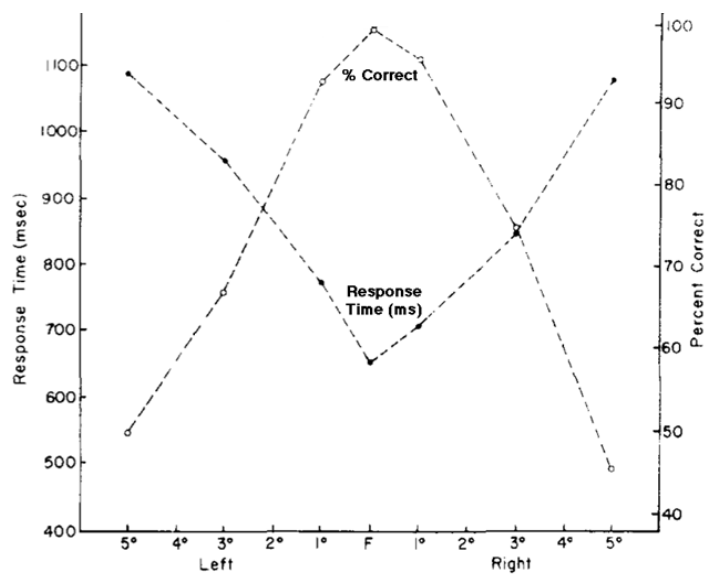


Figure 2-3 : Temps de reconnaissances des mots et pourcentage de bonnes réponses lors d'une tâche de décision lexicale (Rayner & Morrison, 1981).

2.3 Caractéristiques et mesures des mouvements oculaires

Les enchaînements de fixations et de saccades sont contraints par l'acuité visuelle. Cependant, ils sont influencés également par d'autres facteurs et diffèrent en fonction des modes de lecture comme, par exemple, la lecture silencieuse ou à haute voix (Rayner, 1998) et les buts de la lecture (compréhension, recherche d'information (Lemaire et al., 2011 ; Chancaux et al., 2014)). Par la suite, nous allons parler uniquement des données liées aux mouvements des yeux pendant la lecture silencieuse, puisque cette thèse se situe dans ce contexte de lecture.

Notons que dans le cadre de cette thèse, nous avons pris comme référence les données issues des expériences comportementales de la lecture de textes anglais, car elles sont beaucoup plus nombreuses. Cependant dans les deux paragraphes suivants, nous avons reporté les données des caractéristiques des mouvements oculaires de la lecture en anglais, mais aussi en français pour comparaison.

2.3.1 Fixations

Pour la lecture des textes anglais, une fixation dure en moyenne entre 200 et 250ms. La distribution des durées des fixations est très étalée. On voit graphiquement à la Figure 2-4 que les valeurs sont comprises entre environ 50 ms et 500 ms et que le mode de la distribution se situe autour de 250ms. Cette variabilité peut s'expliquer à la fois par la variabilité intra - sujet, mais aussi inter – sujet liée aux caractéristiques du texte lu. Cela sera expliqué plus en détails dans le § 2.7.

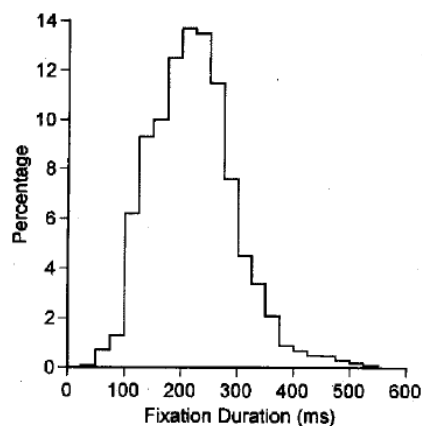


Figure 2-4 : Distribution des durées des fixations en anglais (Rayner, 1998)

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

Comparés aux mots en anglais, les mots en français ont une longueur moyenne plus grande (Pynte & Kennedy, 2006). La longueur moyenne des mots en français est de 5.2 caractères alors que la longueur en anglais est de 4.7 caractères. A partir du Tableau 2, nous pouvons remarquer que la lecture en français nécessite plus de temps pour traiter un mot, car la durée de *gaze* (définie dans le §2.5) est de 303 ms alors que, pour les lecteurs anglais, elle est de 236ms.

	Sac. size	Skip. prob.	1st fix. dur.	Num. fix.	Gaze dur.
English	9.6 (8.17)	0.46 (0.48)	204 (201)	1.18 (1.15)	236 (227)
French	10.0 (8.66)	0.44 (0.43)	249 (244)	1.26 (1.22)	303 (290)

Tableau 2 : Valeurs moyennes des caractéristiques des durées de fixation pendant la lecture des textes en anglais et en français (Pynte & Kennedy, 2006) .

Il est intéressant de noter que même si la plupart des mots du texte sont fixés, il reste un pourcentage des mots qui ne le sont pas. Les mots fonctionnels ne sont fixés que dans 35% des cas alors que les mots porteurs de sens dans 85% des cas (Carpenter & Just, 1983). Ceci s'explique par le fait que les mots fonctionnels, généralement courts, peuvent être devinés en fonction du contexte et ne requièrent pas nécessairement de fixation pour être identifiés.

Quand nous lisons un texte sur plusieurs lignes, la première et la dernière fixation de la ligne se trouvent en général à 5-7 caractères des deux extrémités (Rayner, 1998). La première fixation de la ligne a tendance à avoir une durée plus longue que les autres fixations et la dernière une durée plus courte.

2.3.2 Saccades

On distingue plusieurs types de mouvements oculaires et notamment :

- les saccades - brefs et rapides mouvements des yeux entre deux positions stables (vitesse variant de 400 à 800°/s) ;
- les dérives - mouvements lents et progressifs ;
- les micro-saccades - mouvements de même nature que les saccades mais avec une amplitude beaucoup plus faible et qui surviennent durant la fixation ;
- la micro-dérive, mouvement de même nature que la dérive, mais d'amplitude plus faible.

Dans le cadre de la lecture, nous nous intéressons principalement aux saccades. Le but d'une saccade oculaire est de projeter très rapidement une nouvelle région d'intérêt de la scène sur

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

la fovéa. Une saccade de deux degrés² qui correspond à huit caractères, typique en lecture, dure environ 30 ms (Chanceaux et al., 2009). La mesure des saccades en caractères est indépendante de la mesure physique de l'écran (en pixels). La saccade est un mouvement tellement rapide que notre système perceptif ne perçoit pas l'information projetée sur la rétine lors de son exécution. Ce phénomène est appelé *suppression de saccade*. Le temps nécessaire au système moteur pour programmer une saccade se situe entre 150 et 170ms. La programmation des saccades s'effectue en deux étapes. La première, appelée labile, peut être annulée et la deuxième, non labile, ne peut pas être annulée ou interrompue (Becker & Jurgens, 1979).

Pour la lecture en anglais, la longueur de la saccade est de 7 à 9 caractères. Nous pouvons remarquer, à partir de la Figure 2-5, que les longueurs des saccades varient de 1 à 25 caractères et que la moyenne de la distribution se situe environ entre 5 et 15 caractères, le mode étant aux alentours de 6 caractères. Comme nous pouvons remarquer à partir du Tableau 2, les saccades pour les textes français sont légèrement plus longues que celles pour les textes anglais indépendamment du point de départ de la saccade et du rang du mot dans la ligne de texte résumés.

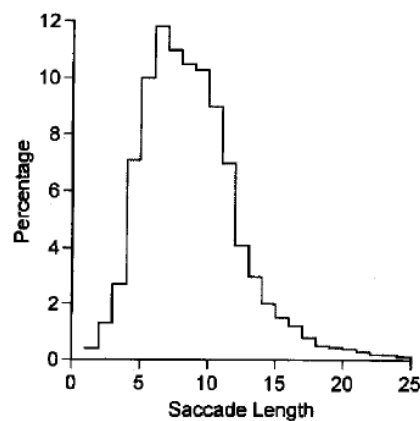


Figure 2-5 : Longueurs moyennes des saccades (Rayner, 1998)

Les saccades se nomment de différentes manières en fonction de leur orientation. On parle de *saccades progressives* quand elles sont orientées dans le sens de la lecture. Cependant 10-15% des saccades sont orientées dans le sens inverse de la lecture et dans ce cas, on parle de

2 Un degré dans le champ visuel équivaut à environ 1 cm sur un écran situé à 57 cm.

saccades régressives. Quand la saccade s'effectue au sein du même mot, le terme de *refixation* est utilisé.

Quand nous lisons un texte de plusieurs lignes, nous effectuons des saccades régressives longues de la fin de la ligne vers le début de la ligne suivante appelées des *retours à la ligne*. Ces saccades, plus longues, sont plus imprécises et elles sont suivies très souvent d'une petite saccade de correction.

Considérant à la fois les contraintes physiologiques, mais également la nature des textes, on peut dire que les yeux ont un comportement complexe dans l'enchaînement de plusieurs fixations et saccades. Pour comprendre ce comportement, il faut étudier deux questions distinctes : « où » et « quand » bouger les yeux.

2.4 Contrôle des mouvements des yeux

Nous allons commencer cette section en discutant tout d'abord comment les facteurs de bas niveau (les délimitations, la longueur des mots dans le texte ou encore l'acuité visuelle) et de haut niveau (les propriétés linguistiques du mot) influencent la décision « où » bouger les yeux. Ensuite, nous allons discuter comment ces facteurs influencent la décision « quand » bouger les yeux.

2.4.1 Où bouger les yeux ?

Dans cette section, nous allons aborder la question de combien et de quels types d'information sont extraites lors d'une fixation et notamment nous allons parler de l'empan perceptif, d'identification des mots et visuo-attentionnel. Ensuite, nous allons discuter des positions optimales et préférentielles des fixations dans les mots.

2.4.1.1 Information extraite lors d'une fixation

2.4.1.1.1 Informations perceptives des mots

Plusieurs études (Pollatsek & Rayner, 1982 ; Rayner & Pollatsek, 1996) confirment que l'information de la localisation des extrémités des mots, leur longueur et surtout les espaces entre les mots sont très importants pour savoir où bouger les yeux. Pollatsek & Rayner (1982) ont montré dans leur étude que la longueur de la saccade diminue si l'information lexicale du mot suivant est manquante et que cet effet est beaucoup plus important quand l'information des espaces séparant les mots est manquante.

2.4.1.1.2 Empan perceptif et d'identification des mots

Le lecteur a souvent l'illusion que le texte lu est net alors que l'image perçue est brouillée à partir d'une certaine excentricité de la fixation courante (Figure 2-2). Dans la littérature concernant les mouvements des yeux et la lecture, deux concepts sont utilisés, celui de *l'empan perceptif* et de *l'empan de l'identification* du mot.

L'empan perceptif est la taille effective du champ visuel où des informations perceptives comme la longueur du mot, peuvent être extraites. L'empan perceptif a été estimé avec différentes techniques et notamment avec la technique de la *fenêtre glissante* (McConkie & Rayner, 1975) ou avec la technique *des frontières* (*boundary paradigm*, Rayner, 1975b).

Il est communément admis que pour des langues alphabétiques comme l'anglais et le français, l'empan perceptif s'étend de 3-4 caractères à gauche et à 14-15 caractères à droite de la fixation. Cette asymétrie de l'empan dépend des systèmes d'écriture et du sens de la lecture de la langue. Ainsi pour le français, l'empan est asymétrique à droite, alors que pour l'hébreu l'empan est asymétrique à gauche (Pollatsek et al. 1981). Un autre facteur qui peut influencer la taille de l'empan est l'expertise en lecture. Les enfants qui commencent à lire ont un empan de 12 caractères et donc plus petit que les adultes, mais qui respecte toujours l'asymétrie observée chez les adultes (Rayner, 1986). Dans cette même étude, Rayner a trouvé que plus le texte à lire était difficile, plus l'empan était faible. Ces deux derniers résultats suggèrent que l'empan perceptif n'est pas immuable et qu'il dépend du système d'écriture, de l'expertise en lecture et de la difficulté du texte. Ce sont donc les caractéristiques linguistiques qui influencent en grande partie la taille de l'empan perceptif.

Cependant les mots qui sont perçus dans l'empan perceptif ne sont pas tous identifiés. A 15 caractères de distance de la fixation courante, uniquement des informations comme la longueur du mot peuvent être extraites. *L'empan d'identification du mot* est la région dans laquelle le mot est identifié. Cette région est beaucoup plus petite que l'empan perceptif. Généralement, elle n'excède pas plus que 7-8 caractères à droite de la fixation et 3-4 caractères à gauche (McConkie & Zola, 1987). L'empan perceptif inclut donc l'empan de l'identification du mot. Si le lecteur lit un texte de plusieurs lignes, il semble que l'information des lignes suivantes n'est pas extraite (Inhoff & Briihl, 1991).

Dans ce paragraphe, nous avons vu que l'information perceptive détermine en partie la quantité d'information qui est traitée lors d'une fixation. Mais ce n'est pas l'unique facteur.

L'attention joue aussi un rôle très important sur la quantité d'information traitée par le système perceptif.

2.4.1.1.3 Bénéfice de prévisualisation

Nous avons vu dans le paragraphe 2.4.1.1.2, que l'empan d'identification de mot permet de traiter jusqu'à huit caractères à droite de la fixation. L'information qui est extraite s'appelle information parafovéale et l'apport de cette information (à droite donc en français) constitue le *bénéfice de prévisualisation* (en anglais *preview benefit*). Afin de définir quelle est la taille de ce bénéfice de prévisualisation, Rayner et al. (1982) ont manipulé la quantité d'information présente à droite de la fixation. Ils ont trouvé que l'information des 3 premiers caractères du mot suivant est suffisante pour la lecture normale.

De plus, la quantité d'information extraite lors la fixation du mot n , dépend de la difficulté à traiter le mot n . Quand le mot fixé est difficile (par exemple long et/ou peu fréquent), les lecteurs ont un bénéfice de prévisualisation très faible (Rayner, 2009b).

Une autre question intéressante concerne l'étendue spatiale du bénéfice de prévisualisation. Il est possible d'obtenir un bénéfice de prévisualisation du mot $n+2$, si les mots $n+1$ et $n+2$ sont très fréquents et courts (Rayner, 2009b). Dans les autres cas, les lecteurs n'obtiennent pas de bénéfice de prévisualisation du mot $n+2$.

Ces résultats suggèrent que l'information traitée pendant une fixation est variable et qu'elle peut être influencée par des facteurs comme la longueur du mot courant et le mot $n+1$ ainsi que par la difficulté à traiter le mot courant.

2.4.1.1.4 Effet parafovéal

Dans le paragraphe précédent, nous avons vu que l'information visuelle partielle concernant le mot $n+1$ est traitée quand le mot n est fixé. De plus, certaines caractéristiques du mot $n+1$ influencent la durée de la fixation du mot n ce qui implique que dans une certaine mesure, le mot $n+1$ et le mot n sont traités en parallèle. Le terme employé en français est *l'effet parafovéal* (en anglais *parafoveal-on-foveal effects, POF*). Cependant, actuellement, il n'y a pas de consensus pour savoir si le traitement du mot $n+1$ est effectué durant le traitement du mot n . Ce débat sort du cadre de cette thèse, mais si le lecteur veut connaître les discussions actuelles le concernant, le chapitre de Drieghe (2011) dans le livre *Oxford Handbook on Eye Movements* en fait un bon résumé.

2.4.1.1.5 Effet de débordement

Dans les deux paragraphes précédents, nous avons vu que les propriétés du mot n+1 peuvent influencer la durée du traitement du mot n. Cependant, il existe le phénomène opposé, appelé *effet de débordement* (en anglais *spillover effect*) c'est-à-dire, que la difficulté à traiter le mot n influence la durée des fixations du mot n+1 (Rayner & Duffy, 1986). Cet effet est observé d'autant plus que le mot n est peu fréquent.

Dans cette section, nous avons discuté comment les contraintes de l'acuité visuelle et les contraintes linguistiques influencent la quantité d'information perçue et les durées de fixation.

2.4.1.2 La position des fixations au sein des mots

Dans ce paragraphe, nous allons parler de la localisation des fixations dans les mots, qui est contrainte également par les caractéristiques du système visuel et par les connaissances linguistiques de lecteur.

2.4.1.2.1 La position préférentielle du regard

La première fixation sur le mot a tendance à « atterrir » sur une position spécifique. Cette position est connue sous le nom de *position préférentielle du regard* (*preferred viewing location, PVP*, Rayner, 1979). Morris et al. (1990) ont trouvé que la longueur des mots est une des informations les plus importantes qui guide les yeux vers la position préférentielle du regard. Dans les langues avec une lecture de gauche à droite, la position préférentielle du regard se situe vers le centre pour les mots courts avec une longueur inférieure à 5 caractères et légèrement décalée vers la gauche pour les mots longs. La Figure 2-6 montre que malgré la variabilité des mouvements des yeux, nous pouvons distinguer des distributions de type gaussien des positions des fixations dans les mots en fonction de leur longueur et dont le mode est stable pour les mots de longueur supérieure à 5 caractères. Cependant, la position préférentielle du regard ne dépend pas uniquement des propriétés du mot fixé mais aussi de la position de la fixation dans le mot précédent (McConkie et al., 1988). Dans la Figure 2-7, nous pouvons observer trois cas possibles. Les positions de départ et d'arrivée des saccades sont indiquées dans les rectangles qui représentent l'ordre des caractères. Quand la distance entre le centre du mot n et la fixation de départ du mot n-1 est moyenne (~7 caractères), la distribution des fixations est gaussienne avec une moyenne autour du centre du mot. Quand la distance entre le centre du mot n et la fixation de départ du mot n-1 est petite, les yeux dépassent le centre du mot et la moyenne de la distribution gaussienne est déplacée vers la droite.

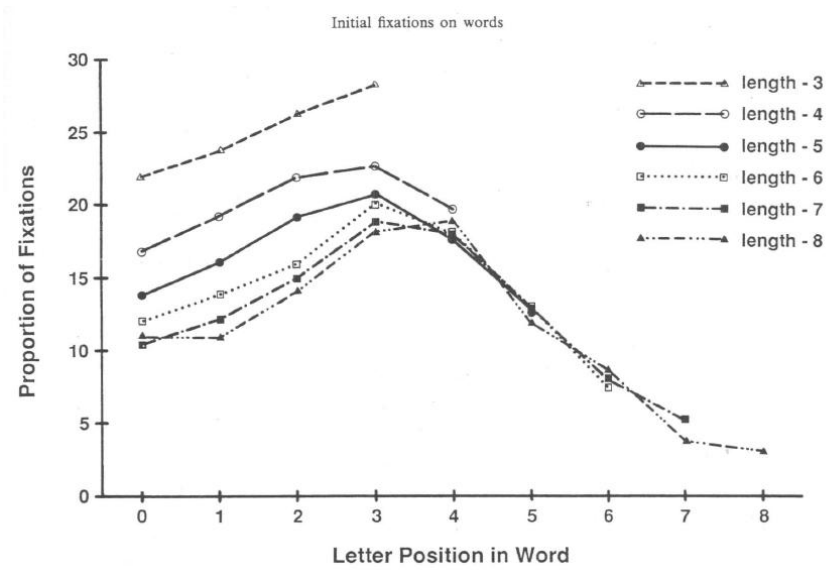


Figure 2-6 : Effet de la position préférentielle du regard en fonction des positions des fixations des yeux dans le mot et en fonction de la longueur du mot (Rayner, 1979; Vittu et al., 2001)

Quand la distance entre le centre du mot n et la fixation de départ du mot n-1 est grande, le yeux atterrissent avant le centre du mot et la moyenne de la distribution gaussienne est déplacée vers la gauche. Ce phénomène de décalage de la moyenne de la gaussienne à gauche et à droite est connu dans la littérature sous le nom d'erreur systématique.

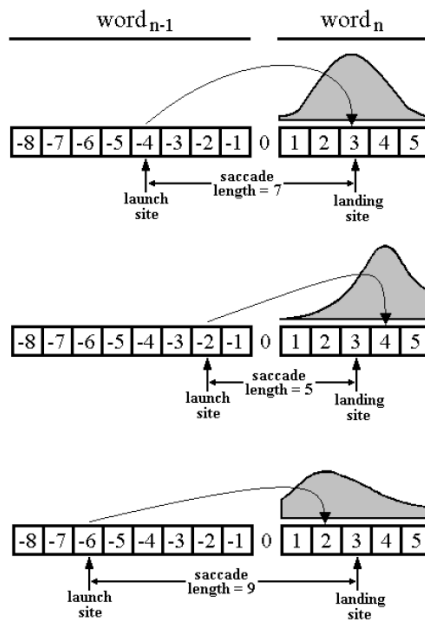


Figure 2-7 : Distributions des fixations en fonction de la longueur de la saccade. Les résultats sont issus de travaux de McConkie et al. (1988).

2.4.1.2.2 La position optimale du regard

En contraste avec la position préférentielle du regard qui représente la localisation des fixations des lecteurs, la *position optimale du regard (optimal viewing position, OVP)* (O'Regan, 1990,1992) représente la localisation de la fixation dans le mot qui minimise le temps de reconnaissance du mot. La meilleure localisation afin de reconnaître un mot rapidement c'est-à-dire toutes les lettres, est le centre du mot. La position optimale du regard est donc légèrement décalée à la droite par rapport à la position préférentielle du regard. O'Regan (1990,1992) a trouvé que la probabilité de refixer un mot était plus importante quand les fixations étaient éloignées du centre du mot. Ce phénomène peut s'expliquer par la chute de l'acuité visuelle à plus de 2° de la fixation.

2.4.1.2.3 Refixations

Quand le système oculomoteur effectue une erreur et donc que le mot n'est pas fixé à sa position optimale, les yeux ont tendance à le refixer afin de faciliter les processus d'identification de mot (O'Regan, 1990). Les refixations sont des fixations qui suivent la première fixation sur le mot, avant que les yeux ne le quittent. Environ 15% des mots sont refixés. Souvent les refixations ont une durée plus longue que la première fixation mal placée car l'information perçue à partir d'un mauvais endroit est moins accessible. A la Figure 2-8 nous pouvons remarquer que la probabilité de refixer un mot augmente quand la localisation de la première fixation dans le mot s'éloigne du centre du mot et ceci est valable pour les mots de n'importe quelle longueur.

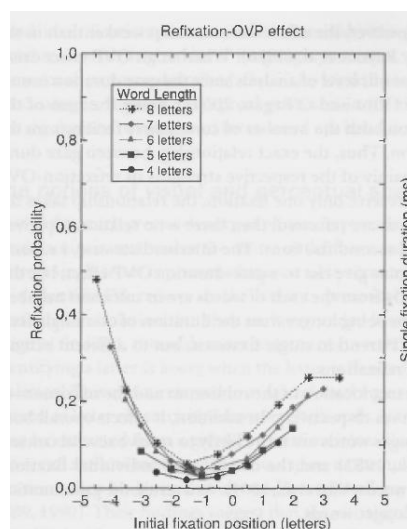


Figure 2-8 Probabilité de refixer un mot avec une longueur allant de 4 à 8 caractères en fonction de la position initiale des fixations dans les mots ; 0 désigne le centre des mots (Vittu et al., 2001)

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

Ainsi, la probabilité de refixer un mot avec une longueur de 6-8 caractères augmente de 50% quand il n'est pas fixé au centre. Le schéma le plus fréquent quand le lecteur fixe un mot deux fois de suite est de faire une première fixation au début du mot et puis une seconde vers la fin du mot (Rayner et al. 1998). Dans ce cas, les premières fixations ont une durée plus longue que les secondes. Cela suggère que certaines refixations ne sont pas dues uniquement à une erreur de position. Effectuer plus de deux fixations sur le mot témoigne d'une difficulté d'intégration lexicale (Rayner et al. 1998). Une autre preuve que les refixations ne sont pas uniquement le résultat d'une erreur de programmation de la saccade est le résultat indiquant que les mots prédictibles reçoivent moins de refixations que les mots imprédictibles (Balota et al., 1985).

2.4.1.2.4 Régressions

Quand une saccade est programmée dans le sens opposé de la lecture, le terme de régression est utilisé. Les yeux ciblent souvent le centre du mot lors de régression indépendamment de la distance avec la dernière fixation (Vitu et al.1998). Le pourcentage des fixations régressives varie de 10% à 20% en moyenne pour les adultes (Rayner, 1998), allant jusqu'à 35% pour les élèves en CP. Plusieurs études montrent que la plupart des régressions sont dues à une difficulté de compréhension (pour un résumé, voir Rayner, 1998). Quand les régressions ont une longueur courte, il s'agit souvent de corriger une erreur oculométrique.

2.4.1.2.5 Sauts de mots

Comme nous avons dit au début de ce chapitre, certains mots ne sont pas fixés. La longueur, la fréquence et la prédictibilité du mot augmentent la probabilité de sauter le mot. Plus un mot est court, fréquent et prédictible, plus la probabilité de le sauter augmente. La probabilité de sauter un mot avec une longueur de deux caractères est de 0.76 alors que pour un mot de 9-10 caractères cette probabilité diminue à 0.05 (Rayner & McConkie 1976). Le saut des mots dépend aussi de la position de départ de la fixation.

2.4.2 Quand bouger les yeux ?

Nous avons vu que la question « où » bouger les yeux dépend de plusieurs caractéristiques liées aux contraintes du système visuel, de l'individu et du texte. « Quand » bouger les yeux dépend aussi des contraintes neurophysiologiques et lexicales. Au début de cette section, nous allons parler de la durée de l'encodage visuel et du traitement lexical qui contraignent les durées des fixations. Cependant, ces facteurs de bas niveau ne sont pas les seuls qui

expliquent la durée des fixations. Des facteurs de haut niveau comme, par exemple, les connaissances lexicales, influencent la durée des fixations également.

2.4.2.1 Contraintes neurophysiologiques

Comme nous avons vu précédemment, la lecture est une activité complexe qui implique plusieurs processus à la fois. La programmation et l'exécution des saccades doivent être coordonnées avec les activités cognitives impliquées dans la reconnaissance des mots et l'allocation de l'attention.

Le délai de transmission de l'information entre la rétine et le cerveau est le temps nécessaire à l'information visuelle pour se propager de la rétine vers le cortex visuel primaire. Des études (Clark et al., 1995 ; Foxe Simpson, 2002) ont estimé ce délai qui se situe dans l'intervalle 43-73 ms avec une moyenne de 60 ms (Tableau 3). La durée de l'encodage visuel de l'information est estimée entre 77.5 et 105 ms, avec une moyenne de 91.5 ms.

La durée du traitement lexical comprend la durée des opérations mentales qui sont impliquées dans la conversion de la représentation visuelle du mot en une forme abstraite orthographique permettant l'accès à la prononciation et au sens du mot. La 3^e partie du Tableau 3 résume les études principales qui se sont intéressées à la durée du traitement lexical. Dans le contexte de ce travail de recherche, nous intéresserons plus particulièrement à l'interaction entre la programmation des saccades et le traitement lexical (Baccino & Manunta, 2005; Reichle et al., 2011). Les résultats des deux études suggèrent que le traitement lexical dure en moyenne 147.6 ms et se situe dans l'intervalle 126.6 – 171.8 ms.

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

Process	Study	Method	Task and Stimuli	Mean Estimates [Min, Max] (ms)
Retina-Brain Lag	Clark et al. (1995)	ERP	viewing checkerboard patterns	42.5 [40–45]
	George et al. (1997)	ERP	recognition of face images	65 [50–80]
	Seeck et al. (1997)	ERP	recognition of face images	70 [50–90]
	Mouchetant-Rostaing et al. (2000)	ERP	recognition of face images	65 [45–85]
	Foxe and Simpson (2002)	ERP	detecting displaced visual disks	57.5 [50–63]
	<i>Mean Estimates</i>			60 [47–73]
Visual Encoding	Van Rullen and Thorpe (2001)	ERP	categorizing vehicles vs. animals	77.5 [75–80]
	Foxe and Simpson (2002)	ERP	detecting displaced visual disks	77.5 [70–85]
	Assadollahi and Pulvermüller (2001)	MEG	detecting novel words	105 [90–120]
	Assadollahi and Pulvermüller (2003)	MEG	detecting novel words	90 [60–120]
	Hauk and Pulvermüller (2004)	ERP	lexical decision of letter strings	102.5 [80–125]
	Hauk et al. (2006)	ERP	lexical decision of letter strings	95 [90–100]
	<i>Mean Estimates</i>			91.3 [77.5–105]
Lexical Processing	Sereno et al. (1998)	ERP	lexical decision of letter strings	148 [132–164]
	Assadollahi and Pulvermüller (2001)	MEG	detecting novel words	145 [120–170]
	Assadollahi and Pulvermüller (2003)	MEG	detecting novel words	145 [120–170]
	Sereno et al. (2003)	ERP	word-by-word reading	162 [132–192]
	Hauk and Pulvermüller (2004)	ERP	lexical decision of letter strings	170 [150–190]
	Proverbio et al. (2004)	ERP	phoneme detection in words	155 [135–175]
	Baccino and Manunta (2005)	ERP	semantic relatedness judgment	167 [119–215]
	Dambacher et al. (2006)	ERP	natural sentence reading	170 [140–200]
	Hauk et al. (2006)	ERP	lexical decision of letter strings	110 [100–120]
	Penolazzi et al. (2007)	ERP	word-by-word reading	120 [110–130]
	Reichle et al. (2011)	ERP	lexical decision of letter strings	132 [102–162]
	<i>Mean Estimates</i>			147.6 [126.6–171.8]

Tableau 3 : Résumé des études (listées chronologiquement) concernant le délai de la transmission de l'information entre la rétine et le cerveau, la durée de l'encodage visuel et la durée du traitement lexical (Reichle & Reingold, 2013).

2.4.2.2 Contraintes lexicales

Les contraintes neurophysiologiques ne sont pas l'unique facteur qui influence les durées des fixations. Plusieurs études ont reporté que les propriétés lexicales des mots influencent également la durée de fixation. Les effets de la fréquence lexicale des mots sont les plus connus et les plus étudiés. Cependant d'autres facteurs tels que la prédictibilité des mots et leur longueur peuvent aussi influencer les durées des fixations et les probabilités de sauter un mot, de le refixer et de le fixer plusieurs fois (Kliegl et al., 2004 ; Rayner, 1998). Bien évidemment, quand la longueur du mot augmente, la durée de la fixation augmente également ainsi que la probabilité de refixer ce mot (Rayner, 1998). Une quantité importante d'études (Rayner, 1998) ont reporté que les lecteurs regardent plus longtemps les mots qui ont une fréquence lexicale faible comparé aux mots avec une fréquence lexicale élevée.

Dans cette section, nous avons vu que les délais de traitement de l'information visuelle et du traitement lexical, ainsi que les propriétés lexicales des mots, influencent les durées des

fixations. Dans la section suivante, nous allons parler des mesures oculométriques communément utilisées pour l'étude de la lecture.

2.5 Mesures oculométriques utilisées dans l'étude de la lecture

Quand l'unité de mesure est le mot, des métriques très précises sont utilisées. Comme nous l'avons décrit au début du chapitre, l'enchaînement des fixations et des saccades est séquentiel mais plus complexe qu'une suite de saccades progressives. Pour quantifier cette complexité plusieurs mesures sont utilisées. Le Tableau 3 présente un enchaînement hypothétique de fixations et de saccades (appelé également *scanpath*) sur lequel nous allons illustrer les différentes mesures oculométriques que nous allons utiliser.

Si le mot est fixé uniquement une fois, la mesure *Single fixation duration*³ (*SFD*) est utilisée et, s'il est fixé plusieurs fois, deux mesures sont communément utilisées, *First fixation duration* (*FFD*) et *Gaze duration* (*GD*). Evidemment, la *FFD* est la durée de la première fixation sur le mot alors que la *GD* est la somme totale des toutes les fixations produites durant le premier passage de lecture. La mesure *Total reading time* (*TRT*) inclut les durées de toutes les fixations sur le mot. Deux mesures avec une granularité plus élevée sont également utilisées : *first-pass reading time* (sont prises en compte les durées de fixations lors du premier passage de lecture) et le *second-pass reading time* (sont prises en compte les durées de relecture).

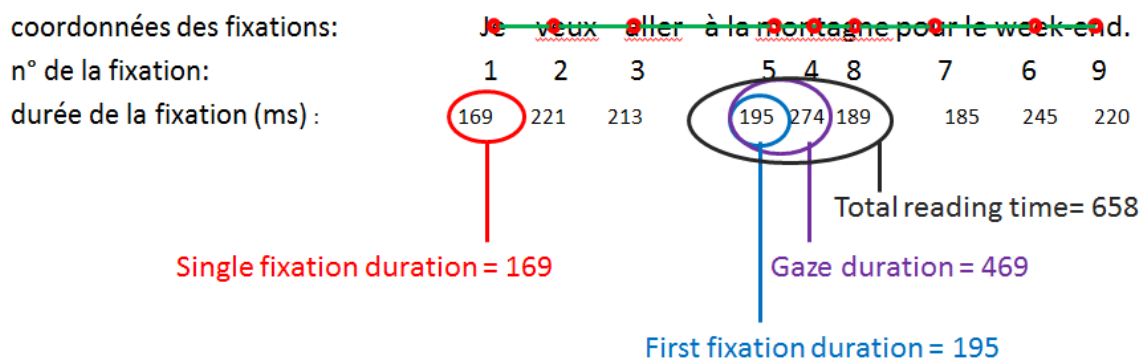


Figure 2-9 : Calcul des mesures oculométriques de durée sur un exemple d'enchaînement hypothétique de fixations oculaires.

³Nous avons décidé de garder les termes et les abréviations en anglais car ils sont utilisés communément dans les études en recherche oculométrique de la lecture

Il est néanmoins difficile d'apparier ces mesures avec un processus cognitif spécifique, principalement pour deux raisons (Rayner, 1998). La première est que les mots sont traités par le système même s'ils ne sont pas fixés (ce point est discuté dans le § 2.4.1.1). La deuxième raison est l'effet de débordement qui se traduit par le fait que parfois le traitement du mot n va continuer sur le mot $n+1$.

Cependant, certains chercheurs supposent une séquentialité dans les traitements lexicaux et proposent une interprétation des mesures oculométriques en liaison avec ces traitements. Ainsi, l'étape d'identification du mot est suivie par les étapes d'accès au sens du texte et de traitement syntaxique. En conséquence, il est admis que les effets de l'identification des mots sont reflétés par les mesures (FFD, SFD et GD) au niveau du premier passage et les effets des étapes de plus haut niveau comme l'accès au sens du texte et la résolution des ambiguïtés, sont reflétés par des mesures plus tardives comme TRT et la probabilité de régression. Le Tableau 4 ci-dessous regroupe les définitions et les processus cognitifs supposés être en liaison avec la mesure oculométrique correspondante.

2.6 Les mouvements des yeux et l'attention visuelle

Nous avons discuté, dans les paragraphes précédents, du rôle des saccades dans la construction d'une représentation précise de l'environnement visuel. Les saccades ramènent l'œil sur la région d'intérêt pour compenser l'imprécision de l'acuité visuelle. Considérant cet aspect physiologique, la sélection visuelle est un processus d'attention dit « *overt* ». L'attention *overt* est l'acte consistant à sélectionner un élément parmi d'autres dans le champ visuel en dirigeant les yeux vers cet élément. Elle peut être directement mesurée grâce aux mouvements oculaires. Cependant, les individus peuvent allouer de l'attention visuelle vers des éléments sans déplacer les yeux. Dans ce cas, le terme d'attention *covert* est employé (Posner, 1980). Par exemple, nous avons vu précédemment que certains mots ne sont pas fixés et peuvent donc être traités uniquement par le déplacement de l'attention *covert*. Actuellement, deux hypothèses concernant la relation entre l'attention *overt* et *covert* coexistent.

Selon la première hypothèse, l'attention *covert* et l'attention *overt* seraient deux systèmes interdépendants. Les déplacements de l'attention *covert* impliquent toutes les étapes nécessaires à la programmation des saccades à l'exception de l'exécution motrice (Rizollati et al, 1987 ; Klein et al., 1980). Plusieurs résultats de différentes études ont montré que

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

l'allocation de l'attention affecte les trajectoires des saccades et qu'il existe un couplage fort entre l'attention *overt* et l'attention *covert* (Beloposlky & Theeuwes, 2009).

symbol	measure	definition	hypothesized cognitive process
SFD	single fixation duration	fixation duration on a word during first pass if it is fixated only once	word identification (Clifton et al., 2007, 348)
FFD	first fixation duration	time spent on a word, provided that word is fixated during the first pass	word identification
FPRT	first-pass reading time or gaze duration	the sum of all fixations in a region during first pass	text integration (Inhoff, 1984) but cf. (Rayner & Pollatsek, 1987)
(none)	regression probability	likelihood of jumping back to a previous word during the first pass	resolution of temporary ambiguity (Frazier & Rayner, 1982; Clifton et al., 2003)

symbol	measure	definition	hypothesized cognitive process
RPD	regression path duration	the sum of all fixations from the first fixation on the region of interest up to, but excluding, the first fixation downstream from the region of interest	integration difficulty (Clifton et al., 2007, 349)
RBRT	right-bounded reading time	summed duration of all fixations in a region of interest, beginning with first pass, including revisits after regressions, and ending before an exit to the right	integration difficulty (Vasishth, Bruessow, Lewis, & Drenhaus, in press)
RRT	re-reading time	sum of all fixations after first pass	general comprehension difficulty (Clifton et al., 2007, 363)
TRT	total reading time	sum of all fixations	general comprehension difficulty

Tableau 4 : Mesures oculométriques communément utilisées dans l'étude de la lecture et leur interprétation. (Boston et al., 2008).

Selon la seconde hypothèse, les deux systèmes seraient découplés. Dans ce cas, l'attention *covert*, correspondrait à un contrôleur intelligent, précédant les mouvements des yeux et déterminant en partie la localisation de la fixation suivante (Hoffman, 1998). Des études, supportant cette idée, ont montré que certains neurones visiomoteurs sont actifs durant le déplacement de l'attention *covert* alors que d'autres neurones moteurs ne sont pas modulés et même inhibés durant le déplacement de l'attention *covert* (Beloposlky & Theeuwes, 2009). Actuellement, la relation entre l'attention *covert* et *overt* n'est toujours pas bien définie. Nous reprendrons ces notions au 3.2.3.2.2 du point de vue de leur modélisation.

Dans les sections précédentes, nous avons discuté les caractéristiques principales des mouvements oculaires et comment les facteurs de bas et de haut niveau déterminent « où » et « quand » bouger les yeux. Cependant, ce ne sont pas les seuls facteurs qui influencent ces décisions, l'expertise en lecture est un autre facteur qui explique la variabilité des mouvements des yeux.

2.7 Différences entre les mouvements oculaires des adultes et des enfants normo-lecteurs

En premier lieu, nous allons discuter brièvement des principaux problèmes concernant les études des mouvements des yeux des enfants et des adultes. Dans un second temps, nous discuterons des caractéristiques générales des mouvements des yeux des enfants, la quantité d'information qu'ils extraient lors d'une fixation et la position des fixations dans les mots. Ensuite, nous parlerons des propriétés lexicales du texte influençant les mouvements oculaires des enfants.

2.7.1 Problèmes méthodologiques

Blythe et Joseph (2012) ont identifié trois problèmes méthodologiques majeurs dans l'étude de la comparaison des données oculométriques des adultes et des enfants. Le premier est lié à l'âge des participants. Dans des études classiques et développementales, il est important de contrôler l'âge chronologique mais aussi l'âge en lecture des participants⁴ dans chaque groupe afin de pouvoir faire des comparaisons entre les groupes.

Le deuxième problème est lié à la sélection des stimuli. Deux cas sont possibles selon le même matériel textuel utilisé pour les différents groupes d'âge. Si les mêmes stimuli sont présentés à tous les groupes d'âge, alors les effets liés à la sélection du matériel sont minimisés et les expérimentateurs peuvent observer l'effet de l'âge. Les différences dans les mouvements des yeux dans ce cas peuvent être attribuées, au moins partiellement, à la difficulté dans le traitement associé au texte lu. Si les expérimentateurs décident de travailler avec des stimuli différents pour chaque groupe d'âge, la sélection des mots dans le texte est beaucoup plus difficile et nécessite un contrôle au niveau de la fréquence lexicale, de la longueur et de la prédictibilité des mots qui ont des effets sur les mouvements des yeux, comme cela a été discuté au § 2.4.2.2.

⁴L'âge en lecture est calculé avec des tests bien précis (le test de l'alouette en fait partie).

Le troisième problème concernant l'analyse des données des enfants est la grande variabilité de ces données. Cette variabilité peut amener à des problèmes dans les analyses statistiques comme, par exemple, l'analyse de la variance dans laquelle l'égalité des variances est supposée. Une solution possible est d'augmenter la taille de l'échantillon.

2.7.2 Explications possibles des différences entre les mouvements des yeux des adultes et des enfants normo-lecteurs

Dans une étude qui s'intéresse aux mouvements des yeux des enfants, il est essentiel de prendre en compte l'âge chronologique et le niveau d'expertise en lecture ainsi que l'interaction entre ces deux caractéristiques. Ainsi, les changements observés entre le groupe des adultes et le groupe des enfants peuvent être expliqués par les différences dues à l'effet de l'âge chronologique et/ou dues à l'effet du développement du contrôle oculomoteur et des compétences en lecture. Une question fondamentale est la compréhension de la cause et de l'effet de ces changements dans les mouvements des yeux. Est-ce que le contrôle moins mature des mouvements des yeux est la cause des difficultés en lecture ou est-ce que la difficulté de traiter les mots lus est la cause expliquant pourquoi les lecteurs font plus de fixations et pourquoi ils ont des durées plus longues (Blythe & Joseph, 2012). Les deux hypothèses possibles sont décrites ci-dessous.

2.7.2.1 Hypothèse du meilleur contrôle oculomoteur

La première hypothèse consiste à expliquer ces différences au niveau oculomoteur. Il est possible que le contrôle des mouvements des yeux s'améliore en termes de précision et rapidité avec l'âge comme pour les autres capacités motrices. La différence entre les mouvements des yeux des enfants et des adultes peut être alors expliquée par une différence dans la maturité du contrôle moteur. Cohen & Ross (1978) mais aussi Huestage et al. (2009) ont observé dans leurs études une diminution avec l'âge chronologique de la durée de la saccade dans une tâche de non-lecture. Luna et al. (2008) ont trouvé que les enfants sont moins précis dans les tâches d'anti-saccade⁵ que les adultes. Pourtant dans les études de Cohen & Ross (1978) et Salman et al. (2006), aucune différence entre les données des enfants et des adultes n'a été observée au niveau de la précision de la saccade, de la vitesse de la saccade et des phénomènes bien connus comme l'erreur systématique définie dans le § 2.4.1.2.1. Actuellement, il n'existe pas de consensus concernant l'implication de la maturation du contrôle oculomoteur dans l'expertise en lecture.

⁵ La tâches d'anti-saccade consiste à demander aux participants de faire une saccade dans la direction opposée de d'une cible présentée à l'écran.

2.7.2.2 Hypothèse de l'expertise linguistique

Selon la seconde hypothèse, les changements développementaux des mouvements des yeux peuvent être une conséquence comportementale de l'amélioration des capacités en lecture. Dans ce cas, les changements dans les mouvements des yeux peuvent refléter la diminution de la charge cognitive associée à l'identification et à la compréhension des mots lus (Blythe & Joseph, 2012). Rayner (1986) a trouvé que le même groupe de lecteurs âgés entre 9 et 10 ans avait de comportements oculaires différents en fonction de la difficulté du texte. Quand le texte était difficile, les enfants ont effectué plus de fixations que dans la condition de lecture de texte facile. Les fixations étaient également plus longues et l'empan perceptif plus petit. Haikio et al. (2009) ont trouvé que les enfants faibles lecteurs âgés de 8, 10 et 12 ans sont plus lents et ont un empan perceptif plus petit que les bons lecteurs. Ces résultats montrent que la difficulté de traitement du texte affecte les mouvements des yeux. En effet, ceci s'explique par le fait que comme le mot est difficile à traiter, les enfants disposent de moins de ressources attentionnelles qui peuvent être allouées pour le traitement du mot en parafovéal. Il est moins évident de savoir si un mauvais contrôle des mouvements des yeux peut être la cause de la difficulté en lecture (Blythe & Joseph, 2012). En conséquence, les auteurs s'attendent à observer que les différences des enfants de même âge chronologique varient significativement en fonction de leurs connaissances lexicales. Par ailleurs, la plupart des études sur la lecture avaient une tendance à exclure les enfants avec des capacités en lecture différentes de la moyenne.

La possibilité que les différences dans le comportement oculaire, pendant la lecture, entre les adultes et les enfants puissent être expliquées par une combinaison de changements moteurs et linguistiques liés à l'âge doit être considérée également. La contribution relative de ces deux facteurs n'est pas bien étudiée et nécessite une future recherche.

Pour comprendre en détails cette discussion, nous allons expliciter comment les mouvements des yeux des enfants sont caractérisés et comment ils se différencient de ceux des adultes.

2.7.3 Caractéristiques générales des mouvements des yeux des enfants

Avec l'âge, les enfants ont tendance à faire moins de fixations par phrase, la durée des fixations diminue, l'amplitude de la saccade augmente et les probabilités de faire des régressions et des refixations diminuent alors que la probabilité de faire un saut de mot augmente (Blythe et al., 2006, 2009, 2011; Huestegge et al., 2009, Haikio et al., 2009; Joseph et al., 2009; McConkie et al. 1991 ; Rayner et al. 1986). Ces études diffèrent dans la sélection

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

des stimuli (matériel textuel). Elles sont en accord par rapport au fait que la maturité en lecture arrive vers 11-12 ans et qu'il existe des différences développementales dans les mouvements oculaires des enfants.

Ces différences dans les mouvements oculaires pourraient refléter une différence au niveau des connaissances lexicales et de la rapidité de l'identification des mots. Cette suggestion est en concordance avec les résultats de Huestegge et al. (2009) qui montrent que les connaissances linguistiques et non pas les capacités oculomotrices sont des prédicteurs de l'expertise en lecture. Ces données sont en accord avec l'hypothèse d'expertise linguistique discutée au § 2.7.2.2 et indiquent que la capacité de traitement lexical des enfants peut prédire certains aspects de leur comportement oculomoteur ultérieurement.

Comme pour les adultes, dans les deux paragraphes qui suivent, nous allons discuter de la quantité d'information extraite lors d'une fixation et de la position des fixations au sein d'un mot.

2.7.3.1 Information extraite lors d'une fixation

Deux études importantes (Rayner, 1986 ; Haikio et al., 2009) se sont intéressées à l'empan perceptif des enfants. Les résultats de Rayner (1986) ont montré que les enfants à l'âge de 7 ans ont un empan d'un mot tandis que les enfants de 9 à 11 ans ont un empan de deux mots comme les adultes. L'asymétrie de l'empan est également présente dès l'âge de 7 ans. Ces résultats montrent que certaines caractéristiques de l'empan perceptif sont toujours présentes indépendamment de l'âge chronologique alors que d'autres dépendent de l'âge. Par exemple, pour les enfants, la taille de l'empan diminue en fonction de la difficulté du texte. Comparé aux adultes, la plupart du temps les enfants se focalisent sur le mot courant et ceci encore plus si le mot est difficile. La réduction de la taille de l'empan peut s'expliquer par la difficulté à traiter les mots. Le bénéfice de l'information parafovéale est aussi réduit quand le texte à traiter est plus difficile (White et al., 2005).

Selon Blythe & Joseph (2012), l'élargissement de la taille de l'empan perceptif avec l'âge serait dû à la meilleure expertise en lecture. L'empan perceptif serait un indicateur de l'allocation de l'attention plutôt qu'une simple restriction des processus oculomoteurs de bas niveau. Par exemple, l'asymétrie de l'empan perceptif pourrait refléter l'allocation de l'attention des mots suivants pour le traitement parafovéal. Quand les compétences en lecture se développent, (1) le lecteur débutant va devenir plus sensible à l'information détaillée à droite de la fixation, (2) l'étendue de l'information perçue va augmenter et (3) le temps de

lecture du mot courant va diminuer en conséquence du bénéfice de prévisualisation (Blythe & Joseph, 2012).

En résumé, les résultats décrits ci-dessus indiquent que l'empan perceptif, c'est-à-dire la quantité d'information traitée lors d'une fixation, dépend en grande partie de l'expertise en lecture et de la difficulté du texte à lire.

2.7.3.2 Limites temporelles de l'extraction de l'information

Dans ce paragraphe, la question est de savoir si la même quantité de temps est nécessaire aux enfants pour encoder l'information visuelle. Blythe et al. (2009) ont manipulé dans leur expérience la fréquence lexicale et le temps de la présentation de mots cibles : 40, 60, 80 et 120 ms. Les résultats ont montré que, dès l'âge de 7 ans, l'impact de la disparition du texte était minimal quelle que soit la durée de présentation. Cela suggère que même pour des périodes très courtes de présentation, les enfants ont été capables d'extraire l'information visuelle nécessaire pour le traitement lexical normal. Les performances des enfants sont donc comparables à celles des adultes, sur cet aspect.

2.7.3.3 La localisation des fixations au sein des mots

McConkie et al. (1991) ont reporté que, dès la première année de l'apprentissage de la lecture, les localisations des fixations au sein des mots ont les mêmes caractéristiques que les adultes. Pour les enfants comme pour les adultes, il est plus probable de refixer un mot de 5 lettres pour lequel la première fixation a été localisée au début du mot. Les données de Vittu et al. (2001) ont montré que les cibles des premières et des secondes fixations sont situées aux mêmes endroits pour les adultes et les enfants. Comme les adultes, les enfants ont fixé le centre des mots et les distributions des cibles des saccades ont la même forme. Les données de Joseph et al. (2009) confirment les mêmes résultats. Il n'y a pas de différence dans les localisations des premières fixations entre les adultes et les enfants et la probabilité de refixation est plus élevée quand la première fixation se trouve au début ou en dehors du mot. Cette capacité de cibler les mots comme les adultes peut être due à des capacités oculomotrices comparables. Il n'est pas clair actuellement si les enfants acquièrent cette capacité durant la première année d'apprentissage de la lecture ou avant.

En résumé, les données des études discutées ci-dessus ont montré que :

- l'empan perceptif augmente avec l'âge chronologique ; il se développe jusqu'à 11 ans et il dépend de la difficulté du texte et des compétences en lecture ;

- l'asymétrie de gauche à droite de l'empan perceptif est déjà présente dès l'âge de 7 ans;
- comme les adultes, les enfants à 7 ans ciblent les centres des mots ;
- la durée de l'encodage visuel est identique à celle des adultes tandis que les aspects spatiaux de l'encodage de l'information visuelle continuent à se développer jusqu'à 11 ans.

Les différentes caractéristiques du texte peuvent également influencer le comportement oculomoteur. Ici, nous allons décrire les effets de la fréquence, de la longueur et de la prédictibilité de mots, sur le comportement oculomoteur des enfants.

2.7.4 Caractéristiques du texte influençant les mouvements des yeux des enfants

2.7.4.1 Les effets de la longueur des mots

Nous allons citer une étude dans laquelle la longueur des mots a été manipulée afin de mesurer si ses effets sur les mouvements des yeux des enfants sont comparables aux adultes : les mots longs sont-ils fixés pendant plus de temps que les mots courts ? Les résultats de cette étude (Joseph et al., 2009) ont montré que les durées de fixation sont plus longues pour les mots longs que pour les mots courts. Les enfants ont effectué également plus de refixations sur les mots longs que sur les mots courts et plus de sauts pour les mots courts que pour les mots longs. Les données de cette étude sont résumées dans le Tableau 5.

		First fixation duration (ms)	Gaze duration (ms)	Probability of skipping	Probability of refixating	Total reading time (ms)
Adults	Long	234 (77)	280 (114)	0.08 (0.14)	0.23 (0.16)	335 (151)
	Short	240 (78)	264 (99)	0.32 (0.13)	0.12 (0.12)	288 (130)
Children	Long	288 (107)	438 (238)	0.08 (0.11)	0.41 (0.24)	663 (402)
	Short	298 (117)	350 (175)	0.25 (0.12)	0.17 (0.16)	588 (404)

Tableau 5 Moyennes et écarts-types des mesures oculaires des enfants âgés entre 7 et 11 ans et des adultes (Joseph et al., 2009)

A partir de ces données, nous pouvons observer que les effets de la longueur des mots sont plus prononcés chez les enfants. Ces résultats suggèrent que la longueur des mots affecte plus le traitement lexical du mot lu pour les enfants que pour les adultes. Puisque la prédictibilité et la fréquence des mots ont été bien contrôlées dans cette expérience, il est possible que la différence entre les enfants et les adultes soit due au fait que les enfants ont besoin d'un

échantillonnage plus long de l'information visuelle pour les mots longs afin d'atteindre l'étape où l'identification du mot peut commencer.

2.7.4.2 Effets de la fréquence des mots

Les effets de la fréquence de mots sont intéressants à étudier car ils peuvent indiquer si le lexique mental (discuté dans le §1.2) des enfants est organisé de la même manière que celui des adultes. L'influence de la fréquence des mots sur l'accès au lexique suggère qu'elle est fondamentalement reliée à l'organisation du lexique mental. Les résultats de l'étude la plus récente et la mieux contrôlée (Joseph et al., 2013) en terme de matériel expérimental (contrôle de la prédictibilité des mots, de la longueur des mots et du contenu des phrases) ont montré qu'il existe un effet de la fréquence de mots pour la GD (*Gaze duration*) et pour le TRT (*Total reading time*).

Ces résultats suggèrent que, 3 ans après le début d'apprentissage de la lecture, les enfants ont déjà des lexiques organisés en fonction de la fréquence d'exposition aux mots.

2.7.5 Difficultés en lecture

Plusieurs études montrent que les mouvements des yeux des faibles lecteurs sont différents des ceux des normo-lecteurs. Les faibles lecteurs effectuent plus de fixations et de plus longues fixations, plus de saccades courtes, plus de saccades régressives et ont une probabilité plus importante de refixer un mot (Rayner, 1998 ; Hyona & Oslo, 1995 ; Prado et al., 2007). Ils ont également un empan visuo-attentionnel⁶ et perceptif plus faible que les normo-lecteurs.

La question qui se pose est de comprendre si ces mouvements oculaires sont la cause ou bien la conséquence des problèmes en lecture. Ces controverses s'expliquent par les résultats inconsistants dans la littérature concernant les mouvements des yeux des lecteurs dyslexiques (Rayner, 1998 ; Prado et al., 2007) et actuellement il n'y pas de consensus sur la contribution des différents facteurs linguistiques et oculomoteurs. Les deux groupes de dyslexiques fondamentalement différents sont les enfants ayant un déficit du langage et les enfants ayant un déficit visuo-attentionnel. Plusieurs études (Prado et al., 2007) reportent des localisations de saccades imprécises, des instabilités binoculaires et des latences anormales de saccades. Le problème avec ces études est que plusieurs groupes de dyslexiques sont inclus au sein du même échantillon.

⁶ La notion d'empan visuo-attentionnel (EVA) introduite par Bosse et al. (2007) correspond à la quantité d'éléments visuels distincts qui peuvent être traités simultanément dans une configuration de plusieurs éléments. Dans le cadre de la lecture, il correspond à la quantité d'unités orthographiques distinctes qui peuvent être traitées en une fixation dans une séquence de lettres.

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

Des nombreux résultats montrent que les mouvements oculaires anormaux sont reliés à une difficulté à traiter le langage. Par exemple, Rayner & Murphy (1989) ont trouvé que l'empan perceptif des enfants dyslexiques était plus petit. Les auteurs ont interprété ce résultat comme une preuve que les dyslexiques ont une difficulté à traiter le langage et que leurs mouvements des yeux reflètent tout simplement cette difficulté. De plus, Pirozzo & Rayner (1978) ont montré que lorsque les enfants dyslexiques ont lu un texte plus facile et adapté à leur âge de lecture, leurs mouvements oculaires étaient similaires à ceux des enfants normo-lecteurs. De la même manière, (Rayner, 1986) a trouvé que les mouvements des yeux des enfants normo-lecteurs peuvent s'approcher de ceux des enfants dyslexiques quand le texte à lire était difficile pour leur niveau scolaire. Enfin, les études de Hutzler et al. (2006) ; Prado et al. (2007) ont reporté que les mouvements des yeux des enfants dyslexiques sont différents des normo-lecteurs uniquement en lecture et non en recherche visuelle. Ces résultats montrent qu'une partie des enfants dyslexiques sont des enfants ayant des difficultés avec le traitement lexical et plus précisément avec l'identification du mot (Hutzler et al., 2006 ; Hyona&Olson, 1995).

Cependant il existe une autre catégorie d'enfants qui présentent un déficit au niveau des mécanismes visuo-attentionnels et non pas au niveau linguistique (Prado et al., 2007). Selon l'hypothèse de ces auteurs, la taille de l'empan visuo-attentionnel (VA) détermine si l'information va être analysée de manière globale ou analytique et cette taille impacte les mouvements des yeux des enfants. Valdois et al. (2003) et Bosse et al. (2007) ont montré que certains dyslexiques ont un déficit à traiter les lettres en parallèle qui s'explique par un empan VA réduit. Plus précisément les résultats de Prado et al. (2007) ont montré que les enfants dyslexiques ayant un déficit au niveau du VA traitent une quantité plus faible de lettres à chaque fixation que les normo-lecteurs. Plus la taille du VA est réduite, plus le nombre de fixations à droite de la fixation va augmenter et plus le texte va être lu analytiquement.

En conclusion, le développement atypique des caractéristiques oculaires pour une partie des enfants en difficultés ne semble pas résulter d'un déficit au niveau du contrôle oculomoteur mais d'un déficit au niveau des connaissances lexicales. Cependant, nous venons de discuter qu'une autre partie des enfants en difficultés peut présenter un déficit au niveau attentionnel.

Dans ce chapitre, nous avons discuté des caractéristiques basiques des mouvements oculaires, les fixations et les saccades, et comment l'enchaînement de ces fixations et saccades ainsi que

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

les décisions « où » et « quand » bouger les yeux, sont influencés par différents processus de bas et de haut niveau.

Nous avons vu que la décision « où » bouger les yeux est contrainte par les propriétés physiques du texte et l'acuité visuelle. Ainsi, l'information extraite lors d'une fixation est déterminée également par les caractéristiques du système visuel, par le déploiement de l'attention visuelle, par des propriétés linguistiques du texte et par la difficulté à traiter le mot fixé.

La décision « quand » bouger les yeux est également contrainte par des processus de bas et de haut niveau. Les contraintes neurophysiologiques telles que le délai de transmission de l'information, la durée de l'encodage visuel et la durée du traitement lexical déterminent en partie la décision « quand » bouger les yeux. La fréquence lexicale et la prédictibilité des mots déterminent également en grande partie cette décision.

A travers ce chapitre, nous avons vu que l'enchaînement durant la lecture de texte des mouvements oculaires est très complexe et s'explique par plusieurs facteurs. L'étude des caractéristiques oculaires permet d'examiner en détail le comportement des lecteurs avec des mesures bien précises et dans une situation de lecture « naturelle ». En manipulant le texte expérimental (par exemple les fréquences des mots, leur longueur, leur prédictibilité), sa difficulté ainsi que l'âge des participants, nous pouvons mieux comprendre pourquoi nous observons des différences au niveau des comportements oculaires et donc au niveau de la lecture. Ces différences peuvent nous renseigner sur les processus de bas et de haut niveau impliqués dans la lecture. Une question qui découle naturellement des résultats présentés précédemment, est que pour le même type de texte (même longueur des mots, même fréquence), nous pouvons observer des comportements oculaires très variés au sein de différents groupes d'âge de participants (adultes vs enfants) et de mêmes groupes d'âge (enfants en difficulté vs enfants normo-lecteurs). Dans la suite de ce travail de thèse, nous essayerons de comprendre ces résultats plus en détails.

Nous avons discuté deux explications possibles des différences observées au niveau des groupes de lecteurs : (1) l'hypothèse de la maturité du contrôle oculomoteur ; (2) l'hypothèse de l'expertise linguistique. Nous avons vu que les caractéristiques linguistiques ont une influence importante dans le guidage des mouvements des yeux pour les enfants et pour les adultes. Cette conclusion va dans le sens des hypothèses des modèles cognitifs (EZ-Reader,

Chapitre 2 –Mouvements oculaires pendant la lecture

SWIFT discutés dans le chapitre suivant) des mouvements des yeux qui suggèrent que le guidage des yeux est directement influencé par les processus de traitement lexical.

3 Modèles de la lecture

Nous allons commencer ce chapitre en expliquant la démarche suivie en modélisation cognitive computationnelle, pour élaborer et valider un modèle et pourquoi ces derniers sont utiles en sciences cognitives. Ensuite, nous discuterons brièvement les modèles de lecture qui concernent l'identification des mots, l'intégration sémantique et le contrôle des mouvements des yeux et de l'attention. Nous détaillerons le fonctionnement des modèles de contrôle des mouvements des yeux et plus précisément les modèles SWIFT et EZ-Reader, ce dernier ayant été sélectionné comme outil d'exploration et d'explication des données comportementales recueillies durant ce travail de thèse.

3.1 Modélisation cognitive computationnelle

3.1.1 Généralités

La notion de modèle fait l'objet de plusieurs définitions selon la discipline concernée. La définition générale du Larousse du mot modèle est : « *Structure logico-mathématique utilisée dans divers domaines des sciences humaines (psychologie sociale, sociologie, linguistique, etc.) permettant de traduire un ensemble de phénomènes qui possèdent entre eux certaines relations, sans lien de causalité univoque* ». Minsky (1965) propose une autre définition : « *le modèle d'un objet A va permettre à un observateur B de poser des questions qui l'intéressent concernant A* ». Un modèle permet la simplification de la réalité. Cette simplification est très utile car elle améliore notre compréhension du monde en révélant des principes abstraits de la complexité sous-jacente (De Smelt & Dijkstra, 1996). Ceci permet d'élaguer l'information qui n'est pas pertinente en gardant uniquement les aspects fondamentaux dans un périmètre d'étude donné.

3.1.2 Différents types de modèles cognitifs

Sun (2009) classe les modèles cognitifs en trois groupes : conceptuels, mathématiques et computationnels. Les modèles conceptuels sont décrits par des langages non formels tandis que les modèles mathématiques et computationnels utilisent un système formel pour représenter le monde réel. Quand les modèles formels spécifient des séries d'opérations

(algorithmes) le terme « modèle computationnel » est utilisé. Les modèles mathématiques sont souvent perçus comme une approche normative produisant un comportement idéal moyen à l'aide de lois générales. Les approches computationnelles et mathématiques sont complémentaires et permettent d'étudier les phénomènes observés d'une manière différente. Cependant, il est important de noter les différences entre ces deux approches. La première différence est que le modèle computationnel utilise un langage plus riche (à base de tests, boucles, sous-fonctions, etc.). La deuxième différence est la capacité de la modélisation computationnelle à simuler des comportements qui ne sont pas prévisibles à partir de fonctions analytiques. Si un problème n'est pas solvable analytiquement avec un ensemble de fonctions mathématiques, la seule solution est de laisser l'ordinateur simuler le comportement global. Souvent, nous pouvons décrire le problème mathématiquement, mais quand la description devient complexe, une approche computationnelle est plus appropriée.

3.1.3 Modélisation cognitive computationnelle

Le but de la modélisation cognitive est de comprendre la cognition humaine et plus précisément de pouvoir *décrire, prédire et expliquer* les différentes fonctionnalités cognitives telles que la perception, les émotions, la mémoire, le langage (Sun, 2009). La Figure 3-1 décrit le cycle empirique de la modélisation. En premier lieu, le processus de modélisation consiste à décrire les processus cognitifs en termes de fonctions comportant plusieurs paramètres (souvent mathématiques) qui sont intégrées ensuite dans un modèle général. Le modèle sera implémenté dans un programme informatique et utilisé pour exécuter plusieurs simulations qui produiront des données simulées. Ces données seront ensuite comparées avec des données observées afin de pouvoir ajuster au mieux le modèle à ces données. Cet ajustement va permettre une adaptation du modèle et un affinement de la théorie. Une fois le modèle ajusté sur un nombre minimal de paramètres interprétables, l'expérimentateur peut effectuer plusieurs simulations afin de tester de nouvelles hypothèses et répondre à de nouvelles questions.

3.1.4 Démarche utilisée pour la modélisation computationnelle

De manière générale, un modèle est décrit par un certain nombre de paramètres fixes invariants au travers des différents jeux de données et par des paramètres libres qui permettront un réglage plus fin du modèle, une fois sa structure générale spécifiée. Le modélisateur s'appuie souvent sur des connaissances a priori pour régler à l'avance les valeurs des paramètres fixes. Le processus pendant lequel les paramètres libres sont ajustés est appelé *estimation des paramètres* ou *ajustement du modèle* aux données.

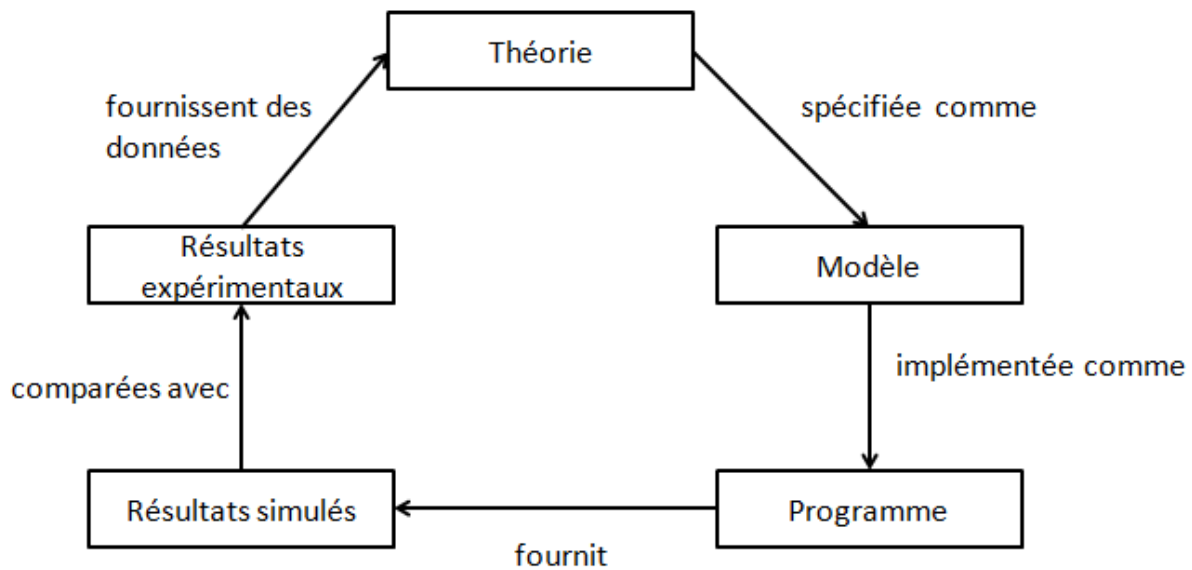


Figure 3-1 : Cycle empirique de la modélisation (De Smelt & Dijkstra, 1996)

Les paramètres libres sont estimés à partir des données que le modèle cherche à décrire et/ou expliquer. Le principe usuel d’ajustement des paramètres d’un modèle est de trouver l’écart minimal entre les données simulées et les données observées, décrivant une fonction objective (fonction d’erreur, ou fonction de coût) à minimiser. Cette fonction objective exprime la déviation entre les deux ensembles de données (réelles et estimées) dans une seule valeur numérique en fonction de l’ensemble des paramètres. La qualité de l’estimation des paramètres est en lien direct avec la capacité du modèle à reproduire et expliquer les données expérimentales.

Plusieurs techniques existent pour trouver la meilleure combinaison de valeurs de paramètres à partir d’une fonction objective: la recherche exhaustive dans l’espace des paramètres, la méthode du Simplex (Dantzig, 1987), toutes les méthodes d’optimisation par descente de gradient lorsqu’une formulation analytique continue peut décrire la fonction objective et les algorithmes génétiques (Holland, 1975). Le nombre de paramètres devra être maîtrisé au regard du nombre de données expérimentales pour éviter l’écueil du sur-apprentissage et garder toutes les capacités de généralisation du modèle.

Une fonction objective qui est très utilisée est la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (REQM), (*Root Mean Squared Deviation Error*, *RMSD* en anglais).

$$RMSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_o)^2}{n}}$$

avec $\hat{y}_1 \dots \hat{y}_n$ représentant les données estimées, $y_1 \dots y_n$ les données observées et n le nombre d'observations

Par exemple, si la valeur de la RMSD est égale à 0.06, cela signifie que les prédictions du modèle diffèrent des données observées de 6% en moyenne. Le problème qui se pose avec cette technique, est que nous ne pouvons pas déterminer si le résultat d'estimation est dû à un effet aléatoire ou s'il reflète la réalité. De plus, les valeurs de paramètres estimés varient en fonction des jeux de données auxquels le modèle est confronté. En calculant simplement la RMSD d'un modèle, nous ne connaissons pas la fiabilité des estimations des paramètres. De plus, nous ne pouvons pas comparer deux modèles de complexités différentes en se référant aux valeurs de la RMSD.

Plusieurs techniques existent pour remédier à ces problèmes. Nous allons en citer trois. La première est la méthode du maximum de vraisemblance. Le but de cette méthode (Fisher, 1925) est également de trouver la combinaison de valeurs de paramètre estimées qui produiront des résultats le plus vraisemblablement proches des données observées. Avec cette méthode, l'ajustement du modèle aux données peut être évalué de manière statistique, permettant de comparer deux ou plusieurs modèles pour un même nombre de paramètres. Cette méthode nécessite au préalable de représenter les sorties du modèle sous la forme d'une distribution de probabilité. Plus précisément, la densité de probabilité pour le modèle que nous estimons est évaluée en fonction des valeurs observées et elle est traitée comme une fonction des paramètres du modèle. Cette fonction de vraisemblance peut être pénalisée pour tenir compte de la complexité du modèle (nombre de paramètres) comme c'est le cas pour le critère « Bayesian Information Criterion »⁷ (Schwartz, 1978) que nous utiliserons au chapitre 5. Cette technique cherche à trouver un compromis parcimonieux entre la vraisemblance maximale et le nombre minimum de paramètres.

Une autre méthode pour vérifier la fiabilité des paramètres estimés et le pouvoir prédictif du modèle est d'utiliser la technique de la *validation croisée*. Elle consiste à diviser les données en trois sous-ensembles :

⁷ La formule du BIC est donnée dans le Chapitre 5.

- Un ensemble *d'apprentissage* est utilisé pour l'apprentissage du modèle. A l'issue de la phase d'apprentissage, la valeur de RMSD du modèle est obtenue.
- Un ensemble de *validation* disjoint de l'ensemble de l'apprentissage mais issu de la même distribution de probabilité est utilisé pour évaluer l'aptitude du modèle à *généraliser*.
- Un ensemble de *test* sert à évaluer les performances du modèle sélectionné.

Ce cycle de division des données apprentissage-validation et test peut être itéré plusieurs fois afin de minimiser les effets aléatoires d'une combinaison particulière de données. Il existe plusieurs variantes de division en proportion pour les données apprentissage-validation et test, la plus utilisée est deux tiers pour l'apprentissage-validation et un tiers pour le test.

3.1.5 Ajustement du modèle aux données

Les modèles peuvent être ajustés aux données agrégées (représentant un individu moyen) ou aux données individuelles. Chacun des ajustements possède des avantages et des inconvénients.

3.1.5.1 Ajustement du modèle aux données agrégées

Les données agrégées signifient que les données de tous les participants sont considérées ensemble. Cette agrégation peut être faite en utilisant différentes techniques. La technique la plus connue est bien sûr de calculer la moyenne pour tous les sujets. En conséquence, l'agrégation des données implique tous les problèmes liés au moyennage des scores individuels. Par exemple, la moyenne est sensible aux données extrêmes qui souvent ne représentent pas le comportement global de la population. De plus, en calculant une moyenne, l'information sur la variabilité inter-individuelle des sujets est perdue.

3.1.5.2 Ajustement du modèle aux données individuelles

Au lieu d'estimer les paramètres du modèle sur une moyenne d'individus, les paramètres peuvent être estimés pour chaque individu séparément. Ainsi, cette technique permet d'obtenir une distribution des valeurs de paramètre estimées. De cette manière, l'adéquation du modèle aux données individuelles peut être calculée. Lewandowky & Farrell (2010) insistent sur le fait qu'en analysant le comportement individuel avec un modèle cognitif, les résultats des simulations peuvent révéler des connaissances qui ne nous seraient pas accessibles sinon. En ajustant les paramètres du modèle, il est possible de calculer la covariation des paramètres estimés individuellement avec des données psychométriques

disponibles pour chaque participant, ce qui permet de mieux comprendre le comportement des individus. Un autre avantage de l'ajustement du modèle aux données individuelles est de pouvoir trouver les limites de l'application du modèle. En revanche, un problème qui peut survenir avec l'ajustement individuel est que le nombre d'observations par individu peut être faible (Farell & Luwig, 2008). Même si les ajustements individuels sont assez réussis, la distribution des valeurs des paramètres estimés peut être sur-dispersée : la variance des paramètres estimés est plus grande que la « vraie variance » entre les paramètres (Farell & Luwig, 2008). Cette sur-dispersion peut être due au fait que chaque estimation individuelle est sujette à la variabilité d'échantillonnage ou au bruit dans les données pour chaque participant.

Lewandowky & Farrell (2010) recommandent d'utiliser les deux types d'ajustement, si possible, parce que cela rend les résultats plus fiables. La meilleure situation est que les estimations des paramètres soient en cohérence dans les deux cas. Si elles divergent, il vaut mieux prendre les résultats des estimations individuelles.

3.1.6 Pourquoi les modèles cognitifs computationnels sont-ils utiles ?

Il est difficile de comprendre et d'expliquer le cerveau humain en se basant uniquement sur les résultats des expériences comportementales ou sur des modèles conceptuels. Ceci est dû, d'une part au fait que les mécanismes cognitifs sont reliés de manière complexe et qu'ils interagissent massivement en parallèle. D'autre part, les résultats des expériences comportementales sont influencés par la grande variabilité inter et intra individuelle et par les effets d'un large nombre de paramètres qui sont soit contrôlés expérimentalement, soit considérés comme non pertinents.

L'implémentation d'un modèle dans un programme informatique a plusieurs avantages et notamment de bénéficier de la vitesse du calcul qui rend possible l'exécution de plusieurs simulations. De Smelt & Dijkstra (1996) identifient d'autres avantages aux simulations informatiques :

- Les simulations peuvent être essentielles pour l'interprétation des résultats empiriques. Elles peuvent expliquer les données qui, à première vue, semblent être inconsistantes avec le modèle conceptuel. De plus, les simulations permettent de tester les effets de plusieurs stimuli à la fois ce qui serait très coûteux en terme de temps avec des vrais sujets.

- Les simulations permettent de vérifier certaines hypothèses sur les interactions entre différentes parties dans le cerveau qui ne peuvent être testées empiriquement. Par exemple, l'expérimentateur peut « déconnecter » une partie du modèle et observer son comportement alors que, dans la réalité, il ne pourrait jamais faire une telle lésion à un individu.

Cependant, il est important de noter que rien ne garantit que le modèle conceptuel soit correct même si le modèle computationnel qui l'implémente rend compte des phénomènes empiriques observés (Colheart et al., 2001).

3.2 Modèles computationnels de lecture

Dans les paragraphes précédents, nous avons abordé de manière générale la modélisation cognitive computationnelle. Maintenant, nous allons discuter des différents types de modèles de lecture.

La lecture est une activité très complexe qui requiert l'interaction de plusieurs processus à la fois. Souvent le terme « modèle de lecture » est employé mais ce terme peut faire référence à plusieurs familles différentes de modèle. Les modèles de lecture peuvent rendre compte des aspects spécifiques de la lecture tels que : (1) l'identification des mots ; (2) le traitement syntaxique ; (3) la compréhension de texte ; (4) le contrôle des mouvements des yeux et de l'attention. Actuellement aucun modèle de la lecture ne regroupe tous ces aspects à la fois (Rayner & Reichle, 2010).

Les modèles de la lecture étant très nombreux, nous allons discuter dans la suite uniquement les modèles les plus emblématiques du domaine et ayant les meilleures performances pour simuler les données réelles. De plus, les modèles de traitement syntaxique ne seront pas discutés.

3.2.1 Modèles de l'identification des mots

Deux grandes familles de modèles d'identification de mots permettent de rendre compte de plusieurs phénomènes observés lors de la lecture. Ces deux familles se différencient fondamentalement par les hypothèses de représentation de l'information phonologique et orthographique et par la manière dont celles-ci sont stockées et récupérées en mémoire. La première famille regroupe « les modèles à deux voies » et la deuxième, les « modèles triangulaires ». Les plus connus sont les modèles *Interactive-Activation* (McClelland &

Rumelhart, 1981), *Multiple Trace Memory* (Ans et al., 1998), *Triangle Models* (Seindenberg & McClelland, 1989), *Dual Route Cascaded* et *Bayesian Reader* (Norris, 2006).

Tous ces modèles concernent la lecture d'un seul mot présenté isolément. De plus, tous ces modèles partagent le même principe : l'information ascendante sous la forme d'une entrée orthographique interagit avec les connaissances lexicales pour produire la bonne prononciation et/ou signification.

3.2.1.1 Modèle à double voie en cascade

Le modèle conceptuel à double voie (*Dual Route Cascaded, DRC*) initialement proposé par Coltheart, (1978) a été implémenté en 2001 par Coltheart, Perry, Langton et Ziegler. Dans le §1.4.3, nous avons discuté l'importance de ces deux voies en lecture. Pour rappel, une des deux voies correspondrait à un accès direct entre l'orthographe et la phonologie (le terme de « voie lexicale » est souvent employé). Cette voie serait sollicitée quand les individus lisent des mots réguliers et irréguliers connus. La seconde voie serait utilisée pour la lecture des mots réguliers et des pseudo-mots (qui par définition ne sont pas stockés dans le lexique mental) qui requièrent la conversion graphème-phonème (le terme de « voie non lexicale » est souvent employé).

L'information est transmise en cascade entre les différents niveaux. Ce modèle permet de simuler la lecture silencieuse ainsi que la lecture à voix haute. Il manipule des représentations symboliques locales pour les phonèmes, les lettres et les mots. Le modèle peut simuler la lecture des mots avec une longueur allant de 1 à 8 caractères. L'architecture du modèle est présentée à la Figure 3-2. Le modèle comporte trois voies : une voie lexicale sémantique, une voie lexicale non sémantique, et une voie non lexicale (reposant sur les règles de conversion graphème-phonème). Seules les deux dernières voies sont implémentées par le modèle. La modélisation de la voie lexicale non sémantique a été inspirée par le modèle Activation-Interaction de McClelland & Rumelhart (1981) discuté au 1.4.3. Chaque voie est composée d'un certain nombre de couches qui interagissent entre elles. Ces couches contiennent des unités qui représentent les plus petites parties symboliques du modèle. Par exemple, les unités pour le lexique orthographique sont les mots. Les unités dans les différentes couches communiquent soit avec des connexions inhibitrices (en rouge) soit avec des connexions excitatrices (en vert). La couche des unités de traits visuels et la couche des unités des lettres et des phonèmes ont un encodage spécifique à la position des lettres dans le mot. Chaque

position est représentée par un sous-ensemble d'unités. Par exemple, la couche des traits visuels consiste en 8 sous-ensembles d'unités correspondant aux 8 lettres des mots.

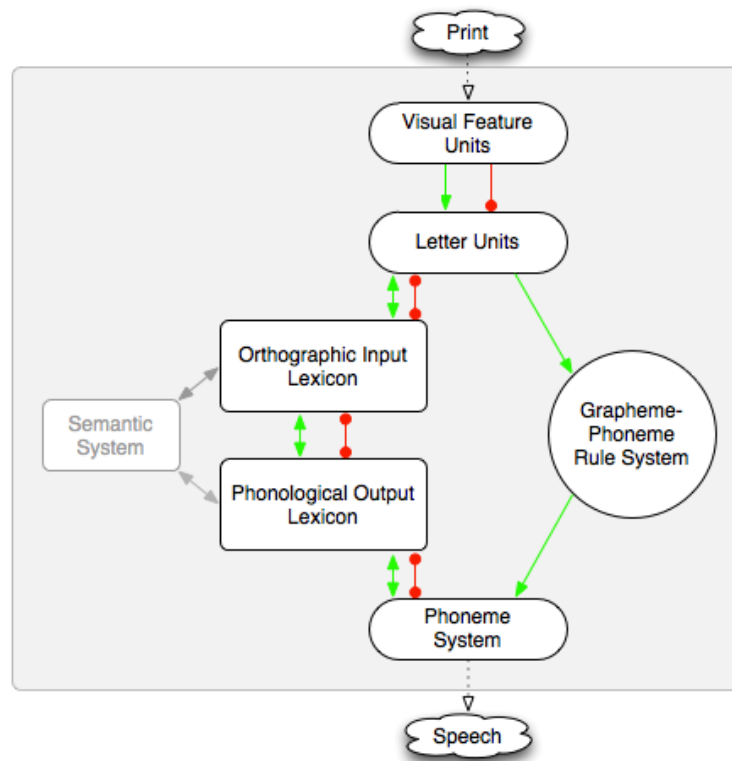


Figure 3-2 : Modèle DRC (Dual Cascade Route) de Coltheart et al., (2001).

Chacun des sous-ensembles contient des traits visuels représentant une lettre du mot lu. La couche des lettres contient aussi 8 sous-ensembles qui contiennent les 26 caractères de l'alphabet tandis que les unités des phonèmes contiennent les 43 phonèmes de l'anglais. Au total, le lexique orthographique contient 7981 mots monosyllabiques tandis que le lexique phonologique contient 7131 phonèmes. Pour chacune des unités orthographiques lexicales, il existe une unité phonologique correspondante dans le lexique phonologique (à l'exception des homophones hétérographes).

La voie lexicale non sémantique correspond à l'accès direct entre l'orthographe et la phonologie. Quand un mot est lu, les traits visuels correspondant vont s'activer et vont activer à leur tour simultanément toutes les unités de lettres. Ces unités de lettres vont activer l'unité orthographique correspondante dans le lexique orthographique. Sans passer par la sémantique, l'unité orthographique va activer directement l'unité phonologique correspondante dans le lexique phonologique qui, à son tour, va activer les phonèmes correspondants.

Chapitre 3 – Modèles de la lecture

La voie non lexicale convertit une suite de lettres en une suite de phonèmes grâce à des règles de conversion graphème-phonème. La conversion se fait de manière sérielle de gauche à droite et donc lettre après lettre (soit phonème après phonème).

Le modèle comprend 31 paramètres qui ont été fixés à la main et jamais modifiés par la suite. Les performances du modèle sont très importantes avec 98,9% de mots correctement lus et avec 98,9% de non-mots correctement lus également. Le modèle a des performances excellentes dans les tâches de lecture à haute voix et de décision lexicale et simule la plupart des effets discutés dans le chapitre 1.

Le modèle ne simule pas l'apprentissage en lecture et les effets connus de la supériorité du mot, discutés au §1.4.1. Les connexions entre les graphèmes et les phonèmes sont spécifiées à la configuration du modèle et non modifiables par la suite. Le modèle simule également la dyslexie de surface (trouble spécifique de la voie lexicale) et la dyslexie profonde (trouble spécifique de la voie non-lexicale) en diminuant les paramètres d'activation à zéro, soit pour la voie lexicale, soit pour la voie non-lexicale.

3.2.1.2 Modèles « triangulaires »

La deuxième famille des modèles d'identification de mots est connue sous le nom de modèle « triangulaire ». Le plus connu est le modèle de Seindenberg & McClelland (1989). Les hypothèses des modèles triangulaires sont fondamentalement différentes de celles des modèles à deux voies. Selon ces modèles, la prononciation des mots est générée via l'activation propagée des unités de traitement orthographique vers les unités de sortie du traitement phonologique. En contraste avec les modèles à deux voies DRC, les connaissances qui permettent au lecteur d'identifier les mots, sont contenues dans un ensemble unique de connexions entre les entrées et les sorties de telle manière que l'intégralité des connaissances va influencer la prononciation du mot. L'information lexicale est représentée de manière distribuée avec l'hypothèse que les connaissances orthographiques et phonologiques ne sont pas stockées dans des unités spécifiques mais plutôt par des motifs spécifiques d'activation distribuée au travers de toutes les unités du réseau. L'information lexicale est contenue dans les connexions entre l'entrée orthographique et la sortie phonologique. Parce que les poids des connexions sont appris et ajustés au cours de l'expérience avec différents mots présentés au réseau, les modèles triangulaires prédisent que les mots très fréquents vont être prononcés plus rapidement. Le modèle propose une explication alternative de la dyslexie profonde et de

la dyslexie de surface. Selon ce modèle, la dyslexie profonde reflète un dysfonctionnement dans une partie des connexions orthographiques et phonologiques de telle manière que les mots déjà appris peuvent être prononcés, mais le réseau possède une faible capacité de généralisation pour prononcer des nouveaux mots et des non-mots. Pour la dyslexie de surface, l'explication est fondée sur le fait que les connexions orthographiques et phonologiques sont sur apprises (spécialisées) pour les mots réguliers.

3.2.2 Modèles de compréhension de texte

Nous avons vu comment les modèles d'identification des mots décrivent les connaissances orthographiques et phonologiques et leurs interactions. Mais le but ultime de la lecture est de comprendre le texte lu. Les modèles de compréhension de texte sont nombreux et difficilement classables en catégories. L'objectif principal de ces modèles est de décrire comment les significations des différents mots et des phrases sont intégrées par le système afin de générer une compréhension cohérente et consistante. Les entrées de ces modèles sont donc les mots ou les phrases. Les modèles les plus connus sont : le modèle de *Construction-Intégration* (Kintsch & van Dijk, 1978), *Situation – Space* (Golden & Rumelhart, 1993), *Distributed Situation Space* (Frank et al., 2003) et *Landscape model* (Van der Broek et al., 1996).

Le modèle le plus connu reste le modèle de *Construction – Intégration* (CI) de Kintsch & van Dijk (1978). Les auteurs modélisent les représentations de la signification des phrases lues par le lecteur, sous la forme de contenu propositionnel. Durant la première étape de *construction*, qui opère proposition (des unités élémentaires composées d'un prédicat et d'un ou plusieurs arguments) par proposition, la signification des mots individuels et leurs relations syntaxiques sont utilisées pour générer la représentation littérale du texte. Les significations des mots individuels vont déclencher la récupération des mots sémantiquement liés de la mémoire à long terme (MLT). L'information littérale du texte en conjonction avec l'information supplémentaire sémantique récupérée de la MLT vont former un réseau associatif de propositions. Durant l'étape *d'intégration*, l'activation des propositions est normalisée à travers les cycles de traitement de telle manière que les associations entre les propositions et la signification de texte soient renforcées. Cette étape d'intégration permet d'élaguer toute information inconsistante et peu importante et de conserver uniquement ce qui est pertinent relativement au contexte. Dans leur article, Kintsch & van Dijk (1978) donnent cet exemple de phrase « *Une série d'affrontements violents entre la police et les membres de la partie...* ». Elle peut se décomposer en plusieurs propositions contenant des prédicats (les prédicats sont

marqués en gras dans les exemples suivants) et des arguments (les mots qui suivent les prédicats) ou d'autres propositions: (**série**, affrontements) ; (**violent**, affrontements) ; (**entre**, affrontements, police, partie). Ainsi, chaque phrase dans le texte est représentée sous cette forme de propositions. Une quantité limitée de propositions générées peuvent être maintenues en mémoire à court terme (MCT) à un instant donné. Dans le modèle, elle est fixée à quatre. A chaque cycle, une phrase est traitée et uniquement quatre propositions sont gardées selon une heuristique qui est de garder la proposition la plus pertinente et les propositions les plus récentes en lien avec la proposition principale (celle qui a été sélectionnée au premier cycle étant sémantiquement la plus proche du titre du texte dans cet exemple). Le poids des relations entre les propositions dépend du temps pendant lequel ces connexions sont maintenues ensemble dans la MCT ainsi que des associations sémantiques.

Ce modèle a été utilisé avec succès pour simuler l'information que les lecteurs vont rappeler après la lecture de passages de texte (Rayner & Reichle, 2010). Cependant, ce modèle est limité à la simulation de la compréhension de texte « off-line » et ne fait pas de prédiction sur le déroulement temporel du traitement de l'information.

3.2.3 Modèles de mouvements des yeux et de l'attention

Les modèles qui permettent d'étudier le déroulement temporel des processus perceptifs, cognitifs et moteurs impliqués dans la lecture ainsi que les décisions du lecteur pour déterminer où et quand bouger les yeux sont appelés des modèles de mouvement des yeux et de l'attention. Pour mieux comprendre ces modèles, une analyse détaillée des processus de haut niveau (reconnaissance des mots)⁸ et des processus de bas niveau (contrôle oculomoteur) est nécessaire. La question de la coordination de ces différents processus pour une tâche spécifique comme la lecture, est un problème complexe nécessitant la modélisation et l'intégration de tous les processus sous-jacents. Néanmoins, selon Engbert et al., (2005), il est toujours possible d'étudier certains aspects des mouvements des yeux (par exemple les sauts de mots, les refixations, ...) sans avoir recours à la modélisation mais, dans d'autres cas, elle est nécessaire afin de pouvoir étudier l'interaction des différentes hypothèses théoriques (par exemple, quel est l'effet des sauts de mots sur le taux de refixation).

⁸ En général, les processus de reconnaissance des mots sont considérés de « bas » niveau mais ils restent de plus « haut » niveau que les processus oculomoteurs.

Les modèles des mouvements oculaires et de l'attention sont séparés en deux grandes familles : les modèles cognitifs (*Gradient by Attention Guidance, GAG ; Serial Attentional Shift, SAS*) et les modèles de contrôle oculomoteur primaire (*primary oculomotor control, POC*). Les premiers font l'hypothèse que les processus de bas niveau (le contrôle du mouvement des yeux) sont liés aux processus de haut niveau, c'est-à-dire au traitement lexical des mots. Les modèles de la deuxième famille reposent sur le principe qu'il existe un faible couplage entre les processus de haut et de bas niveau. Dans le Tableau 6 ci-dessous, les modèles les plus connus des mouvements des yeux sont résumés et cités avec leurs auteurs respectifs et leur type.

Modèle	Références
EZ-Reader (SAS)	Reichle et al., 1988; 2003; 2006
SWIFT (GAG)	Engbert et al., 2002 ; 2005
Mr Chips (Ideal observer)	Legge et al., 1997 ; 2002
EMMA (SAS)	Salvucci, 2001
Glenmore (GAG)	Reilly & Radach, 2006
SERIF (Primary oculomotor control)	Mc Donald et al., 2005
SHARE (Primary oculomotor control)	Feng, 2006
Competition/Activation (Primary oculomotor control)	Yang, 2006

Tableau 6 : Modèle des mouvements des yeux durant la lecture (Tableau copié de Reichle et al., 2003)

Dans ce chapitre, nous allons porter dans un premier temps notre attention sur les modèles POC. Puis nous allons décrire les modèles cognitifs *SWIFT* et *EZ-Reader*. Enfin, nous allons nous intéresser plus précisément au modèle *EZ-Reader* qui a été sélectionné pour étudier et décrire nos données empiriques.

3.2.3.1 Modèles oculomoteurs

Les modèles oculomoteurs ont deux principes fondamentaux. Le premier principe postule que les propriétés visuelles (par exemple, la longueur des mots) du texte lu et les caractéristiques du système visuel (l'acuité visuelle, la précision des saccades) déterminent où et quand bouger les yeux (Reichle et al., 2003). Le second principe explique que les durées des fixations sont déterminées principalement en fonction de la localisation de la fixation dans le mot.

Les motivations des modèles oculomoteurs sont dues principalement aux résultats des travaux de McConkie et collègues discutés en détail dans le chapitre 2. Pour rappel, les localisations des fixations d'arrivée sur les mots sont très systématiques et orientées vers le centre des

Chapitre 3 – Modèles de la lecture

mots, appelé la position préférée du regard. De plus, la localisation des fixations d'arrivée dépend de la longueur du mot n et de la distance avec la fixation de départ sur le mot $n-1$. La localisation de la fixation est décalée à droite du centre du mot quand cette distance est petite et elle est décalée à gauche quand la distance est grande. Ce phénomène est appelée erreur systématique. McConkie et collègues ont supposé que la forme des distributions des localisations des fixations (2.4.1.2.1, Figure 2-6) reflète le bruit aléatoire du système oculomoteur tandis que les extrémités manquantes reflètent les cas où les positions des yeux se trouvent avant ou après leur cible. Les relations entre la longueur de la saccade, les durées des fixations et la précision des saccades ont été formalisées dans un modèle mathématique (McConkie et al., 1994). Cependant, ce modèle échoue à expliquer pourquoi les durées des fixations sont modulées pour la lecture de mots ayant différentes fréquences lexicales.

En conclusion, les modèles oculomoteurs ont proposé de nouvelles explications concernant le traitement visuel et le contrôle de mouvement des yeux durant la lecture. Pourtant, ces modèles sont limités et incomplets car ils ont implémenté uniquement les aspects oculomoteurs sans prendre compte les aspects linguistiques de la lecture (Reiche & Rayner, 2003).

3.2.3.2 Modèles cognitifs

Les auteurs des modèles cognitifs font l'hypothèse que les processus de haut niveau (les processus linguistiques) influencent le contrôle des mouvements des yeux durant la lecture. Parmi ces modèles cognitifs, nous pouvons distinguer deux classes : des modèles supposant que l'attention est distribuée de manière parallèle sur plusieurs mots à la fois, de manière graduelle (*Gradient by Attention Guidance, GAG*) et des modèles considérant que cette allocation se fait de manière sérielle sur un mot à la fois (*Serial Attentional Shift, SAS*). Il est important de noter que les deux modèles cognitifs les plus connus, SWIFT et EZ-Reader, n'implémentent pas une conception avancée du système du langage incluant le traitement orthographique, phonologique et sémantique. (Reiche & Rayner, 2003) considèrent que le contrôle des mouvements des yeux pendant la lecture peut être capturé par un modèle théorique sans la modélisation avancée du système du langage, en utilisant des règles simples pour l'identification de mots.

3.2.3.2.1 SWIFT (Saccade generation With Inhibition by Foveal Targets)

Le modèle de type GAG le plus connu est le modèle SWIFT (Engbert et al., 2002). Dans ce modèle, la programmation des saccades et les déplacements de l'attention sont simultanés et

sont déclenchés à la fin de l'accès lexical du mot fixé. Les deux grands postulats du modèle sont : (1) le traitement lexical est spatialement distribué sur une fenêtre attentionnelle d'au plus quatre mots à la fois, avec une valeur d'activation pour chaque mot qui diminue en fonction de l'excentricité, (2) les décisions de « où » et « quand » bouger les yeux sont découplées. L'ensemble des activations lexicales gardent en mémoire l'état des traitements des mots. Dans la Figure 3-3, nous pouvons remarquer que ces activations contrôlent la sélection de la cible de la saccade et influencent le temps de la programmation de la saccade en passant par deux chemins séparés. Le circuit de la décision lexicale peut uniquement moduler le délai de la programmation de la saccade car elle est contrôlée par un mécanisme autonome et automatique. Cette modulation dépend de la difficulté de traitement du mot en cours.

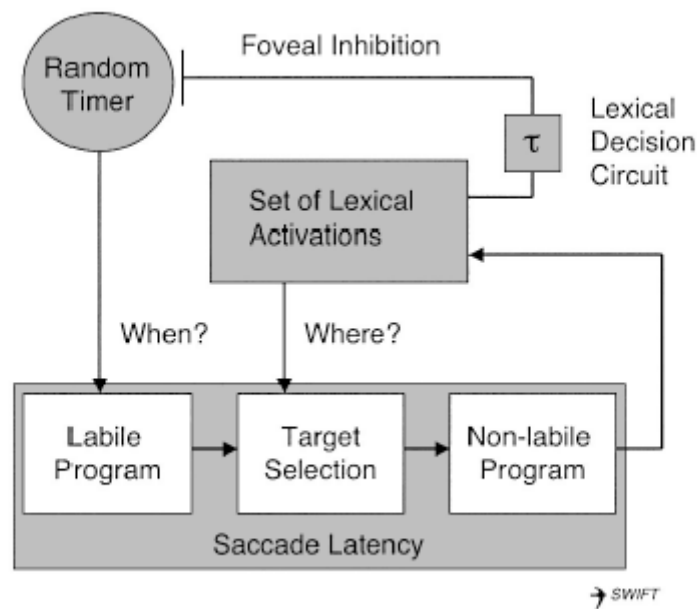


Figure 3-3 : Architecture du modèle SWIFT.

Les principes de ce modèle sont les suivants :

- 1) Programmation de la saccade en deux étapes : labile et non labile. Durant l'étape labile, le système oculomoteur est préparé pour la programmation de la saccade suivante. L'initiation d'un nouveau programme pour une autre saccade peut annuler le premier programme et démarrer le programme pour la seconde saccade. A la fin de l'étape labile, la cible du champ d'activation est sélectionnée et la programmation de la saccade vers la cible ne peut plus être annulée.

- 2) Erreur systématique et aléatoire de l'amplitude de la saccade : en plus de la variabilité aléatoire des positions des fixations, des décalages systématiques au sein d'un mot sont produits en fonction de la distance avec la fixation du départ (chapitre 2).
- 3) Correction des fixations mal placées : lorsque les saccades « atterrissent » sur des mots non ciblés, une nouvelle saccade est immédiatement initiée et le minuteur automatique de génération de saccade est réinitialisé.
- 4) Modulation de la durée de la saccade par l'amplitude de la saccade prévue : le temps nécessaire pour initier une saccade dépend de l'amplitude de celle-ci. Seule la durée de l'étape non labile peut être influencée par l'amplitude de la saccade prévue.

Le modèle simule avec succès la plupart les résultats de référence des expériences comportementale en lecture.

3.2.3.2.2 EZ-Reader

Le deuxième modèle cognitif que nous allons discuter, est le modèle SAS, EZ-Reader. La principale différence avec SWIFT est que le premier suppose un traitement sériel des mots alors que le second suppose que plusieurs mots peuvent être traités en parallèle. EZ-Reader est un modèle de traitement de l'information qui étend les travaux de Morisson (1984). Reichle et al. (2003) considèrent que le processus de l'identification des mots est le « moteur » qui guide la lecture.

Deux hypothèses sont au cœur du modèle. La première hypothèse stipule que l'attention est allouée de manière sérielle sur un mot à la fois et que l'attention est intrinsèquement liée au traitement lexical (Reichle et al. , 2006)⁹. Dans EZ-Reader, le traitement lexical commence dès que l'attention est focalisée sur les caractéristiques visuelles du mot. Ces caractéristiques sont ensuite assemblées dans un seul « objet » de telle manière que le système en charge du traitement lexical puisse initier le traitement orthographique, phonologique et sémantique du

⁹ Reichle et ses collègues argumentent que l'attention est nécessaire pour faire le lien entre les caractéristiques visuelles des objets afin de pouvoir les encoder dans une représentation mentale unique. Cette hypothèse est inspirée notamment de la théorie d'intégration des traits de Treisman & Gelade (1980). L'idée que l'attention est nécessaire pour l'identification des objets peut être illustrée par les résultats d'une expérience de recherche visuelle très simple. Dans cette expérience, la tâche est de trouver un objet défini par deux caractéristiques : la forme et la couleur (par exemple « X » rouge) parmi des objets qui partagent, soit sa forme, soit sa couleur (par exemple des « T » rouges et des « X » verts). Le temps d'identification de la cible et le nombre d'erreurs d'identification augmentent proportionnellement avec le nombre de distracteurs. L'explication communément admise est que l'attention doit être allouée sur un objet à la fois de telle manière que la couleur et la forme puissent être reliées en une seule représentation.

mot. La deuxième hypothèse stipule que le contrôle des mouvements oculaires et le contrôle de l'attention sont découplés.

Cette hypothèse est opérationnalisée par la division du traitement lexical en deux étapes (Figure 3-4) : une étape préliminaire de l'identification du mot appelée *vérification de la familiarité (L1)* et une deuxième étape appelée *accès au lexique (L2)*. La programmation de la saccade vers le mot suivant va être initiée à la fin de l'étape L1 (*l'attention overt*¹⁰) et le déplacement de l'attention (*l'attention covert*) va débiter à la fin de l'étape L2 ce qui rend possible le découplage entre la programmation de la saccade et l'attention. Reichle et ses collègues considèrent que l'étape de vérification de la familiarité a pour objet de déterminer si l'accès au lexique est imminent. En faisant l'hypothèse que cet accès au mot n est imminent, le lecteur peut commencer à programmer la saccade vers le mot n+1 et minimiser ainsi la durée de la fixation sur le mot n sans bouger les yeux.

Les différences fonctionnelles entre L1 et L2 peuvent être conceptualisées au moins de trois manières différentes (Reichle et al., 2006). La première est basée sur l'idée que les informations lexicales concernant le mot (son orthographe, sa phonologie et sa signification) sont accessibles à des moments différents et que la familiarité pourrait représenter l'information disponible au début de l'identification du mot. Dans ce cas, la vérification de la familiarité serait liée à l'orthographe et à la phonologie du mot tandis que l'accès au lexique serait lié à l'accès sémantique du mot. La seconde interprétation de L1 vs L2 est cohérente avec les hypothèses du fonctionnement de la mémoire en deux processus séparés: un processus de reconnaissance rapide et un processus de récupération lent. La familiarité serait donc basée sur un processus de reconnaissance rapide du mot tandis que l'accès au lexique correspondrait au moment où l'information spécifique concernant le mot (la signification du mot) est récupérée de la mémoire. La troisième interprétation suppose que L1 correspondrait à l'accès au lexique (la signification du mot est récupérée) tandis que L2 correspondrait à l'intégration post-lexicale (la signification du mot est intégrée dans le contexte du texte). Reichle et collègues insistent sur le fait que ces interprétations ne sont pas mutuellement exclusives, ni exhaustives.

La dernière version du modèle (Reichle et al., 2009) implémente une étape de traitement post-lexical (I dans la Figure 3-4) qui simule ce qui se passe en l'absence de difficultés de compréhension. Cette étape inclut les opérations sémantiques nécessaires à la construction de

¹⁰La question de l'attention « covert » et « overt » est discutée au § 2.6.

la représentation sémantique globale du texte. Selon l'implémentation du modèle, il existe une certaine probabilité que le mot *n* ne soit pas intégré avant l'identification du mot *n+1* ou que l'intégration post-lexicale échoue. Dans ce cas, les yeux et l'attention seront redirigés vers le mot *n*.

Concernant la programmation des saccades, les auteurs d'EZ-Reader se sont inspirés des travaux de Becker & Jurgens (1979) qui suggèrent que la programmation de la saccade s'effectue en deux étapes : une étape préliminaire labile qui peut être annulée (M1 sur la Figure 3-4) et une étape non-labile qui ne peut pas être annulée (M2 sur la Figure 3-4). Par exemple, dans la phrase « *Je veux aller à la montagne dimanche* » si les yeux fixent le mot *aller* et que l'étape de vérification de la familiarité est terminée, la programmation de la saccade vers le mot *à* va être initiée. Si l'attention est alors déplacée (c'est-à-dire que la phase d'accès au lexique est terminée pour le mot *aller*) vers le mot *à* et que la vérification de sa familiarité est achevée avant la fin de l'étape labile de programmation de la saccade vers ce mot, le programme va être annulé et un nouveau programme vers le mot *la* va être initié. Dans ce cas, le mot *à* sera sauté. Cependant si la vérification de la familiarité du mot *à* n'est pas terminée avant la fin de l'étape labile de programmation de la saccade, ce programme va entrer dans l'étape non-labile et la saccade vers le mot *à* sera exécutée. La longueur des saccades exécutées (exprimée en nombre de caractères) est la somme de trois composants : la longueur de la saccade prévue, l'erreur systématique et l'erreur aléatoire (discutées dans le paragraphe précédent et dans §2.4.1.2.1). L'erreur systématique modélise le fait que parfois la saccade programmée n'atteint pas ou dépasse la cible, qui est la position optimale du regard. Finalement, il existe une certaine probabilité qu'une saccade de correction automatique soit relancée car la copie d'efférence (Blakemore et al., 1999)¹¹ indique que le mot n'est pas fixé au bon endroit.

¹¹ Selon le modèle, toute commande motrice envoyée à un muscle donné est copiée à une autre commande appelée « copie d'efférence ». Cette copie est utilisée pour prédire le mouvement que le muscle effectuera. La prédiction permettra de calculer la nouvelle position théorique du corps après ce mouvement. Ensuite deux retours sensoriels sont produits par le système : le retour sensoriel donné par le système proprioceptif et le retour sensoriel prédit. Ensuite la comparaison entre ces deux retours permet de mesurer l'écart entre le mouvement commandé et le mouvement actuellement réalisé. Cet écart permettra l'ajustement du mouvement à faire.

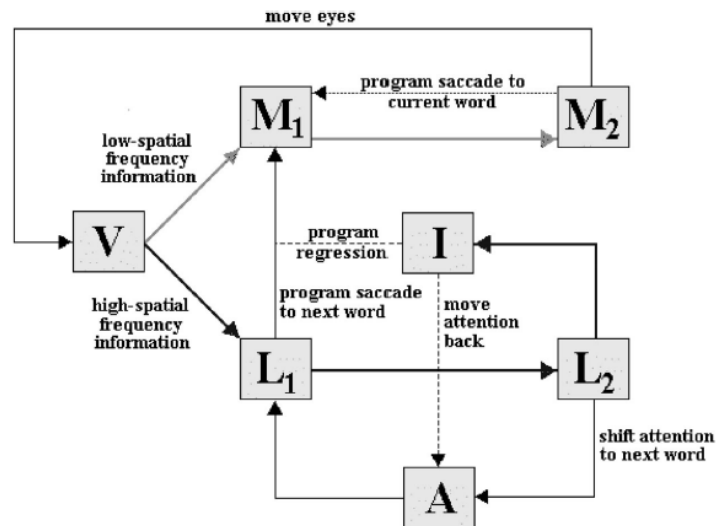


Figure 3-4 : Représentation schématique du modèle EZ-Reader (Reichle et al., 2009). Les différentes composantes du modèle sont nommées comme suit : (a) V traitement attentionnel pré-attentif. ; (b) L1 = vérification de la familiarité ; (c) L2 = accès au lexique ; (d) A = déplacement de l'attention ; (e) I = intégration post-lexicale ; (f) M1 = étape labile de la programmation de la saccade et (g) M2 = étape non-labile de la programmation de la saccade.

Le modèle EZ-Reader a simulé avec succès plusieurs données comportementales de référence. Il a été utilisé également pour simuler et expliquer des données dans d'autres langues comme par exemple le français (Miellet et al., 2007). Il a servi aussi comme outil explicatif des différences entre les mouvements des yeux des seniors comparés aux adultes d'âge moyen et entre les enfants normo-lecteurs et les adultes d'âge moyen (Reiche et al., 2013). Enfin, il a été utilisé pour rendre compte des comportements oculaires dans des tâches d'exploration visuelle (Reichle et al., 2010).

3.2.3.3 Comparaison entre SWIFT & EZ-Reader

Comme nous avons dit au début de cette section, EZ-Reader est un modèle SAS (*Serial Attentional Shift*) tandis que SWIFT est un modèle GAG (*Gradient by Attention Guidance*). La principale différence entre les deux modèles provient du fait que le traitement lexical dans EZ-Reader est effectué de manière sérielle (le mot n est identifié, ensuite le mot n+1, puis le mot n+2) alors que dans SWIFT, le traitement lexical est distribué au maximum sur quatre mots à la fois. Le processus de traitement sériel dans EZ-Reader se produit suffisamment rapidement de telle manière que le mot n+1 est souvent traité au moins partiellement à droite de la fixation. Occasionnellement, le mot n+2 est traité si le traitement du mot n et celui du mot n+1 sont très rapides (par exemple, quand le mot n+1 est un mot fonctionnel). Le mot n-1 à gauche de la fixation peut être aussi traité dans le cas où les yeux ont été dirigés vers ce mot

Chapitre 3 – Modèles de la lecture

mais qu'ils l'ont dépassé. L'attention *covert* se déplace dans le texte de manière sérielle et n'est pas directement liée aux mouvements des yeux (l'attention *overt*). Dans SWIFT, la distinction entre l'attention *overt* et *covert* n'est pas faite.

La deuxième différence entre les deux modèles concerne l'influence des propriétés lexicales sur les durées de fixation. Dans EZ-Reader, les processus lexicaux sont le « moteur » qui déclenche les mouvements des yeux durant la lecture tandis que dans SWIFT, les saccades sont générées de manière automatique et le traitement lexical intervient uniquement quand le mot traité est difficile. Souvent, cette difficulté va se manifester au niveau de la durée de la fixation du mot $n+1$.

Comme nous l'avons dit au début de ce chapitre, nous avons décidé de recourir au modèle EZ-Reader pour rendre compte des données oculomotrices des enfants et des adultes et des données comportementales concernant les connaissances orthographiques, phonologiques et sémantiques recueillies au début de ces travaux de recherche. Ce modèle a été sélectionné car nous voulions employer un modèle robuste testé plusieurs fois dans différentes situations. Dans le paragraphe précédent, nous avons noté que ce modèle a été utilisé avec succès pour simuler des données de la langue française. De plus, il génère des prédictions concernant les mouvements oculaires des enfants normo-lecteurs. Enfin, le modèle permet d'étudier de manière transparente la relation entre les mouvements oculaires et les connaissances linguistiques, ce qui est un des objectifs principaux de nos travaux de recherche.

Dans ce chapitre, nous avons vu que la modélisation computationnelle peut être très utile dans l'étude des processus cognitifs et, dans notre cas, très bénéfique pour étudier l'interaction entre les processus de bas niveau (le contrôle des mouvements des yeux) et les processus de haut niveau (le traitement linguistique). Nous avons discuté des différentes familles de modèles de lecture en citant les modèles qui ont réussi à expliquer les données comportementales. Nous avons vu que les traitements orthographique et phonologique sont étroitement liés dans tous les modèles d'identification de mots et que ces traitements permettent l'accès à la signification d'une phrase et l'intégration du sens du texte. Nous avons détaillé également les modèles de contrôle des yeux et de l'attention les plus aboutis : EZ-Reader et SWIFT qui se différencient principalement au niveau de l'hypothèse de l'allocation de l'attention : sérielle vs parallèle, et de l'influence des connaissances lexicales sur le contrôle des mouvements des yeux.

Chapitre 3 – Modèles de la lecture

Dans la suite, nous verrons comment nous avons utilisé le modèle EZ-Reader comme un outil explicatif des relations entre les données oculomotrices et les données des connaissances linguistiques recueillies auprès d'enfants et d'adultes.

4 Expériences

4.1 Introduction

Tout d'abord, nous voulons rappeler brièvement les objectifs de cette thèse et quelle méthodologie nous avons employée pour y répondre. Dans le cadre de ces travaux, nous voulons comprendre pourquoi certains enfants éprouvent des difficultés en lecture. Nous avons vu dans le chapitre 2 que le comportement oculomoteur durant la lecture de texte est fonction de plusieurs facteurs, notamment des propriétés lexicales du texte lu, de la difficulté à traiter le texte, de l'âge des lecteurs, de leurs connaissances linguistiques, et selon certains auteurs, de la maturité dans le contrôle oculomoteur. Une des questions qui pourrait être posée est comment les connaissances linguistiques des lecteurs modulent leurs comportements oculaires. Ceci apporterait une contribution à la compréhension des processus sous-jacents de la lecture. Afin de répondre à cette question, nous avons employé de façon complémentaire les trois méthodes (les études comportementales: les connaissances lexicales et l'oculométrie, et la modélisation computationnelle) discutées dans les chapitres précédents.

Pour mettre en relation les données linguistiques et oculométriques, nous avons commencé par recueillir des données sur les connaissances linguistiques et les comportements oculomoteurs durant la lecture de texte chez des enfants âgés entre 10 et 12 ans et chez les adultes. Nous commencerons ce chapitre par la présentation des différents tests de connaissances linguistiques que nous avons utilisés. Ils concernent les compétences orthographiques, phonologiques, la compréhension de textes et l'intelligence générale. Ensuite, nous montrerons les analyses descriptives de ces données psychométriques. Nous décrirons en détails la conception et le déroulement de l'expérience oculométrique. Nous montrerons les statistiques descriptives des mesures oculométriques que nous avons définies en se référant à la littérature (§ 2.5). Puis, nous comparerons les données oculométriques des enfants et des adultes pour conclure sur une des explications possibles des différences observées entre les deux groupes. Ensuite, nous analyserons les différences interindividuelles au niveau des connaissances linguistiques des enfants et des mesures oculométriques. Enfin, dans le chapitre 5, nous décrirons deux techniques complémentaires qui sont l'analyse

computationnelle et l'analyse de régression multiple pour étudier en profondeur les résultats obtenus dans ce chapitre 4. Le plan ci-dessous résume l'organisation de notre travail :

1. Collecte de données :
 - a. Psychométriques
 - b. Oculométriques
2. Analyses descriptives de données
 - a. Psychométriques
 - b. Oculométriques
 - i. Comparaison des données oculométriques des adultes et des enfants
 - ii. Comparaison des données oculométriques en fonction du groupe de lecteurs (faible, moyen, bon)
3. Simulations des données oculométriques ; analyses des relations entre les valeurs des paramètres du modèle EZ-Reader qui contrôlent le traitement lexical, les résultats aux tests psychométriques et les données oculométriques
4. Comment les différences au niveau des connaissances lexicales sont reflétées au niveau des mouvements oculaires

Les deux premiers points sont décrits dans ce chapitre et les deux derniers, dans le chapitre suivant.

4.2 Participants

La langue maternelle des participants était française et 4 enfants étaient bilingues. 106 enfants (âgés entre 10 et 13 ans ; $M = 11$) ont participé à notre expérience. Les parents des enfants ont signé un formulaire de consentement avant le début de l'expérience. Les participants n'avaient aucune connaissance du but de l'expérience et ont participé sans rétribution en retour. Tous les élèves étaient normalement scolarisés. Ils avaient une vision normale ou corrigée. Cependant nous avons exclu 31 de ces enfants suite à des problèmes de calibration avec l'oculomètre et également dans le cas où l'algorithme de recalage des fixations¹² a échoué. Les problèmes de calibration proviennent du fait que les enfants ont des difficultés à rester immobiles pendant plusieurs minutes. Dans la suite, nous reporterons les données

¹²Nous avons conçu un algorithme de recalage des fixations par rapport aux mots dans le texte, en collaboration avec Gelu Ionescu au Gipsa-lab. Ce recalage a pour but d'ajuster les enchaînements des fixations sur les lignes de texte. Le problème est dû, d'une part, à une mauvaise calibration des participants et, d'autre part, à l'imprécision de l'oculomètre au niveau des bordures de l'écran. L'algorithme de recalage est décrit dans l'annexe C.

psychométriques et oculométriques des 75 ($106 - 31 = 75$) enfants pour lesquels nous avons une bonne calibration oculométrique.

4.3 Tests psychométriques

Nous avons évoqué dans le chapitre précédent, les modèles d'identification des mots qui font l'hypothèse de l'existence de deux voies en lecture. Pour rappel, une des deux voies correspondrait à un accès direct entre l'orthographe et la phonologie tandis que l'autre voie requerrait la conversion graphème-phonème. Afin d'obtenir des données qui mesureraient spécifiquement les capacités des enfants d'accès direct entre l'orthographe et la phonologie ainsi que de la conversion graphème-phonème, nous avons utilisé les données recueillies au travers de différents tests psychométriques dans le cadre du projet ANR ORTHOLEARN piloté par Sylviane Valdois¹³. Les résultats aux tests nous ont permis de mettre en relation les connaissances linguistiques et les comportements oculaires des enfants. Ensuite, nous avons mesuré les capacités de compréhension de phrases écrites, l'étape finale de la lecture de texte. Nous avons également analysé les capacités d'intelligence générale des enfants.

4.3.1 Connaissances orthographiques

Les deux tests de connaissances orthographiques (conçus par Sylviane Valdois) estiment le niveau des connaissances orthographiques lexicales. En effet, ils permettent de mesurer les capacités d'accès direct entre l'orthographe et la phonologie chez les enfants. Le premier test consiste en une dictée de mots irréguliers et le second évalue les décisions orthographiques lexicales.

1. *Dictée de mots irréguliers*. Il était demandé à chaque enfant de compléter une phrase à trous en écrivant le mot manquant qui était oralement présenté. Chacun des 37 mots dictés contenait au moins un graphème qui ne pouvait pas être inféré à partir de l'application directe de la règle de conversion graphème-phonème. Par exemple, les mots dictés étaient *gaieté*, *ascenseur*, *toboggan*. Ce test a été largement utilisé dans la littérature pour mesurer les connaissances orthographiques. Les bonnes performances à ce test requièrent la récupération en mémoire de la forme orthographique du mot dicté car la simple application de la correspondance graphème-phonème va entraîner des erreurs orthographiques.

¹³ Sylviane Valdois est DR1 au LPNC, Grenoble.

Ainsi, la performance à ce test fournit une bonne estimation des connaissances spécifiques de l'orthographe du mot.

2. *Décision orthographique lexicale.* Chaque enfant a lu 42 triplets de chaînes de caractères homophones (par exemple *dépar, départ et départ*) et devait indiquer lequel, parmi les trois items, est correctement orthographié (dans ce cas le mot *départ*). Toutes les chaînes de caractères étaient plausibles orthographiquement et comprenaient des syllabes qui peuvent être trouvées dans d'autres mots français. De la même manière que la dictée des mots irréguliers, ce test requiert la récupération en mémoire à long terme de la forme orthographique du mot afin qu'il soit différencié des deux autres mots qui se prononcent comme lui. Les performances à ce test fournissent une seconde estimation des connaissances orthographiques.

4.3.2 Connaissances phonologiques

Les deux épreuves phonologiques (conçues également dans le cadre du projet ORTHOLEARN) reposent sur les capacités d'association entre les graphèmes et les phonèmes. Les performances à ces deux tests vont permettre d'estimer la capacité de conversion graphème-phonème des participants.

1. *Dictée de pseudo-mots.* On demandait à chaque enfant d'écrire 20 pseudo-mots (par exemple *gonfra, marjon, guivette*) qui étaient dictés. Les pseudo-mots n'étant pas stockés en mémoire à long terme, leur production devrait, par conséquent, être basée sur les connaissances des régularités statistiques des correspondances graphème-phonème. Les bonnes performances à ce test nécessitent la décomposition en phonèmes du pseudo-mot en utilisant les connaissances de correspondance graphème-phonème. Ce test mesure donc la capacité d'encodage phonologique.
2. *Décision phonologique.* Chaque enfant a lu 21 triplets de pseudo-mots, dont deux homophones (par exemple *gentin/zâtê/, jantin/zâtê/, gantin/gâtê/*). Il devait choisir lequel des mots présentés dans chaque triplet était non-homophone (*gantin*). Les bonnes performances à ce test requièrent l'utilisation des règles de correspondance graphème-phonème et fournissent une deuxième mesure des capacités de traitement phonologique des enfants. De plus, Peterson et al. (2013) ont trouvé que cette tâche prédit la performance en lecture des enfants ayant une dyslexie phonologique.

Pour les quatre tests discutés ci-dessus, le score était le pourcentage de réponses correctes. Une question qui se pose est l'indépendance des quatre mesures linguistiques. Dans le 4.3.5 nous présenterons les analyses statistiques que nous avons employées afin de répondre à la question de l'indépendance des mesures psychométriques. En effet, des études sur les dyslexiques et les normo-lecteurs, ont montré l'indépendance partielle des connaissances orthographiques et phonologiques, en utilisant des tâches similaires à celles présentées ci-dessus. Ces tâches ont été utilisées afin d'identifier des sous-ensembles de lecteurs dyslexiques, qui montrent des dissociations entre leurs connaissances orthographiques et phonologiques. Certains d'entre eux présentent des déficits en orthographe mais sans déficit en phonologie (Brown & Doctor, 1995; Brunsdon et al., 2005; Castles & Coltheart, 1996; Dubois et al., 2010; Hanley & Gard, 1995; Sprenger-Charolles et al., 2000; Temple & Marshall, 1983; Valdois et al., 2003) et d'autres présentent le motif opposé (Campbell & Butterworth, 1985; Howard & Best, 1996; Snowling & Hulme, 1989; Valdois et al., 2003; Zoubinetzky et al., 2014).

4.3.3 Compréhension de phrases écrites

Nous avons utilisé un test de décision sémantique qui consiste à mesurer si deux phrases présentées successivement veulent « dire » la même chose ou non (Ecalte, 2011). Les phrases ont une structure syntaxique de complexité croissante et une fréquence lexicale manipulée (mots fréquents vs mots rares). Par exemple, nous avons demandé si les deux phrases « *Evelyne est la plus étourdie des étudiants* » et « *La moins étourdie des étudiants est Evelyne* » ont la même signification. Vingt-quatre paires de phrases ont été proposées. Les bonnes performances (mesurées par le pourcentage de réponses correctes) requièrent les traitements syntaxique et sémantique nécessaires pour la compréhension (Ecalte, 2011 ; Ecalte et al. 2013).

4.3.4 Intelligence générale

Chaque enfant devait indiquer quel élément parmi 8 formes, complétait le mieux un motif visuel (matrices progressives de Raven ; Raven et al. 1995). Le test est composé de 5 ensembles contenant 12 questions chacun, ordonnées par difficulté croissante (5*12 = 60 questions au total ont été posées à chaque enfant). Nous avons également calculé la performance à ce test en fonction du le pourcentage de réponses correctes.. La Figure 4-1 représente une question du test.

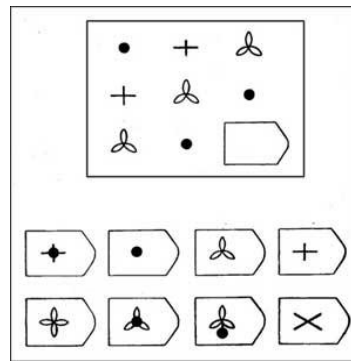


Figure 4-1 : Exemple d'une question du test de (Raven et al., 1995).

Dans cette section, nous avons décrit ce que les différents tests psychométriques mesurent. Nous présentons maintenant les résultats des enfants aux différents tests.

4.3.5 Résultats

Tout d'abord, nous avons commencé par vérifier si les données des différents tests avaient une distribution gaussienne. L'hypothèse de normalité des données est une condition importante dans les tests statistiques que nous avons appliqués pour les analyses de nos résultats. Les distributions des résultats des six mesures psychométriques issus de la population des 75 enfants sont résumées à la Figure 4-2.

Nous avons vérifié l'hypothèse de normalité des données en utilisant le test de Kolmogorov-Smirnov (Smirnov, 1948). Les résultats montrent que nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse que les données suivent une loi normale. Les valeurs respectives pour le test et les *p-values* sont données par la suite : dictée de mots irréguliers [D = 0.07 ; p-value = 0.83], décision lexicale orthographique [D = 0.13; p-value = 0.13], dictée de pseudo-mots [D = 0.12; p-value = 0.18], décision lexicale phonologique [D = 0.11 ; p-value = 0.27], intelligence générale [D = 0.08; p-value = 0.60] et compréhension de phrases écrites [D = 0.10 ; p-value = 0.31].

Dans le chapitre suivant §5.1.3.2.2, nous expliquerons que nous avons exclu des analyses des données simulées de 21 des 75 enfants restants car les estimations des paramètres du modèle EZ-Reader n'étaient pas fiables pour ces 21 enfants. Nous disposons ainsi de trois sous-populations d'enfants : ceux exclus de nos analyses statistiques pour des raisons de calibration oculométrique (N = 31), ceux exclus de nos simulations (N= 21) et le sous – échantillon qui comportait le reste des enfants (N=106-31-21= 54).

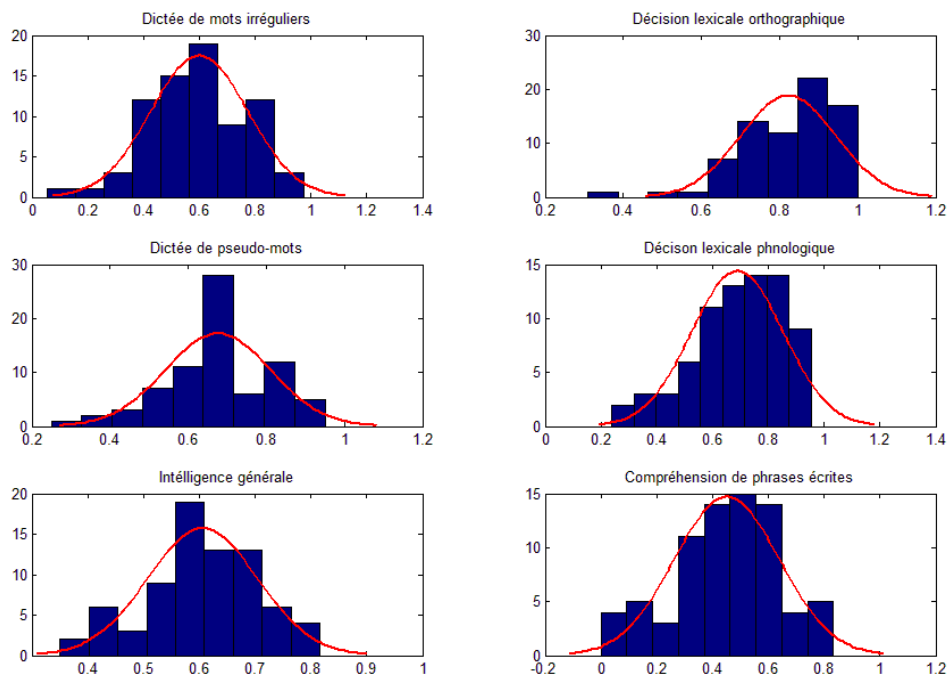


Figure 4-2 : Distribution des effectifs (N=75) des résultats aux tests psychométriques (convertis en proportion), la courbe en rouge représente l'ajustement à une fonction gaussienne.

Afin de vérifier si les résultats des enfants sélectionnés pour les analyses des simulations (N=54) ne différaient pas significativement des résultats des enfants des deux autres sous-populations supprimés, nous avons comparé les moyennes des résultats des groupes des enfants aux différents tests psychométriques. La sélection d'un sous-échantillon non représentatif de la population biaiserait nos résultats et conclusions. Le Tableau 7 montre les statistiques descriptives des données psychométriques pour ces trois groupes. Plus précisément, le Tableau 7 montre les moyennes, les écarts-type, le maximum possible, le minimum et le maximum observés pour chaque test psychométrique.

	Dictée de mots irréguliers			Décision lexicale			Dictée de pseudo-mots			Décision phonologique			Compréhension			Intelligence générale		
N	31	21	54	31	21	54	31	21	54	31	21	54	31	21	54	31	21	54
Moyenne	21.0	21.1	22.3	34.5	34.6	34.3	11.8	14.0	13.3	13.6	14.9	14.3	8.9	11.8	10.3	32.0	38.0	35.4
Ecart-type	8.2	6.1	6.7	5.0	5.1	5.2	4.8	2.8	2.7	3.7	3.5	3.4	5.4	3.8	4.7	9.0	5.0	6.0
Maximum possible	37	37	37	42	42	42	20	20	20	21	21	21	24	24	24	60	60	60
Maximum observé	34	32	36	41	41	42	17	19	19	19	20	20	19	18	20	48	48	49
Minimum observé	1	12	2	22	20	13	2	8	5	5	5	6	1	2	0	19	29	21

Tableau 7 : Moyenne, écart-type, maximum possible, maximum et minimum observés des résultats des tests psychométriques pour les trois groupes d'enfants ($N=31$, $N=21$, $N=54$)

Ainsi, nous avons réalisé six ANOVAs à un facteur (le groupe d'enfants). Nous n'avons pas observé de différences significatives entre les trois groupes pour la dictée de mots irréguliers [$F(2, 105) = 0.42$, $p > 0.6$], la décision lexicale [$F(2, 105) = 0.03$, $p > 0.9$], la décision phonologique [$F(2, 105) = 0.83$, $p > 0.4$]. Pour les tests de dictée de pseudo-mots [$F(2, 105) = 2.93$, $p = 0.057$] et de compréhension de phrases écrites [$F(2, 105) = 2.48$, $p = 0.08$], nous avons observé des tendances tandis que pour le test de l'intelligence générale [$F(2, 105) = 5.28$, $p < 0.01$] nous avons observé une différence significative. Ces résultats suggèrent que le groupe des 54 enfants n'est pas très différent du reste de la population au niveau des résultats des connaissances orthographiques et phonologiques, qui sont au cœur de notre problématique. Nous observons une différence au niveau des performances de l'intelligence générale.

Nous nous sommes également posé la question de la fiabilité des tests psychométriques que nous avons employés. Afin de vérifier la consistance interne des tests psychométriques, nous avons décidé de vérifier la fidélité des scores des tests orthographiques et phonologiques en calculant le coefficient α de Cronbach (1951) et en prenant en compte les données des enfants pour lesquelles nous disposons de données psychométriques et oculométriques ($N = 75$). La valeur du coefficient Cronbach s'établit entre 0 et 1, une valeur supérieure à 0.7 est considérée comme acceptable. Les valeurs des coefficients ont indiqué que la dictée de mots irréguliers ($\alpha = 0.84$), la décision lexicale orthographique ($\alpha = 0.81$) et la décision phonologique ($\alpha = 0.74$) ont une bonne cohérence interne tandis que la dictée de pseudo-mots ($\alpha = 0.07$) a une cohérence interne très faible. Ainsi, nous prouvons conclure que les scores aux tests

orthographiques et la décision phonologique sont potentiellement fiables et que ces tests ont une bonne cohérence interne.

Finalement, comme les tests psychométriques mesurent les différentes connaissances lexicales¹⁴ des individus, nous voulions connaître dans quelle mesure ils sont corrélés. Nous avons étudié les relations entre les différents tests psychométriques pour le groupe des 75 enfants (uniquement les enfants avec une mauvaise calibration ou pour lesquelles l'algorithme de recalage a échoué (N = 31) ont été exclus). Le Tableau 8 montre les corrélations entre ces différents tests. A partir du Tableau 8, nous pouvons remarquer que tous les résultats aux tests sont corrélés entre eux. Plus précisément, nous pouvons remarquer que les résultats aux tests de connaissances orthographiques et phonologiques sont corrélés. D'une part, comme ces quatre tests sont corrélés, il pourrait être pertinent de les réunir dans une variable unique qui représenterait les connaissances lexicales. Mais d'autre part, nous avons discuté à la fin de la présentation des tests dans ce chapitre que plusieurs études témoignent de leur indépendance partielle. Afin de décider si la première hypothèse est plus appropriée, nous avons effectué une analyse factorielle à un facteur. Ainsi, nous pouvons tester si un facteur latent peut expliquer les résultats des deux groupes de test. Les résultats de la statistique du χ^2 ($\chi^2 = 3.0081$, $p = 0.22$) n'étaient pas suffisants pour rejeter l'hypothèse qu'un seul facteur (qui représenterait le traitement lexical) peut expliquer les données. Les variances résiduelles n'étaient pas homogènes. En effet, nos analyses ont indiqué que la variance résiduelle pour les deux tests orthographiques (i.e., $\varepsilon_{\text{dictée de mots irréguliers}} = 0.23$ and $d_{\text{décision lexicale orthographique}} = 0.35$) était plus petite que pour les deux tests phonologiques (i.e., $\varepsilon_{\text{dictée de pseudo-mots}} = 0.71$ and $\varepsilon_{\text{décision phonologique}} = 0.61$). Suite à ces résultats et aux considérations théoriques que nous avons discuté dans le § 4.3, nous avons décidé de garder les mesures orthographiques et phonologiques séparément pour nos futures analyses. De plus, puisque les épreuves de connaissances orthographiques et phonologiques contiennent chacune deux tests respectivement corrélés entre eux, nous avons décidé de calculer un score composite : un pour les connaissances orthographiques et un autre pour les connaissances phonologiques. Ces deux scores composites ainsi que les scores aux tests d'intelligence générale et de compréhension de phrases écrites seront examinés en détails dans les sections suivantes de ce chapitre pour les 75 enfants.

¹⁴A part le test d'intelligence générale

	Dictée de mots irréguliers	Décision lexicale	Dictée de pseudo-mots	Décision phonologique	Intelligence générale	Compréhension
Dictée de mots irréguliers	1.0					
Décision lexicale	0.71***	1.0				
Dictée de pseudo-mots	0.43***	0.43***	1.0			
Décision phonologique	0.51***	0.46***	0.45	1.0		
Intelligence générale	0.41***	0.46***	0.26*	0.36**	1.0	
Compréhension	0.37**	0.46***	0.36**	0.48***	0.48***	1.0

Tableau 8 : Valeurs de corrélation entre les tests psychométriques pour les 75 enfants. Note: * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$.

Par la suite, ces résultats nous permettront notamment d'étudier comment la variabilité des connaissances linguistiques module les comportements oculomoteurs des enfants et si les différences au niveau des connaissances lexicales se traduisent au niveau des mouvements oculaires. Par exemple, comment les enfants ayant des performances faibles en orthographe ou en phonologie se comportent-ils quand ils lisent un texte?

4.4 Expérience oculométrique

Afin de répondre aux questions posées dans l'introduction de ce chapitre et de cette thèse, nous avons conçu une expérience oculométrique que nous avons fait passer aux 106 enfants (les mêmes que dans l'expérience des connaissances linguistiques) et à 15 adultes (âgés entre 23 et 29 ans). Les données des 15 adultes nous permettront d'avoir un point de référence par rapport aux données oculométriques de la littérature et pour la comparaison des données des enfants. Dans cette section, nous détaillerons l'expérience oculométrique en commençant par la description du stimulus présenté, le dispositif expérimental ainsi que le design expérimental. Ensuite, nous présenterons les statistiques descriptives des données oculométriques ainsi que les résultats des comparaisons entre les données des adultes et celles des enfants, et les corrélations entre les tests psychométriques et les mesures oculométriques. Enfin, nous examinerons les différences entre trois groupes de lecteurs (faible, moyen, bon) définis par rapport aux tests psychométriques.

4.4.1 Stimuli

L'expérience en oculométrie était séparée en deux phases : (1) une lecture de texte ; (2) des questions de compréhension concernant le texte. Le texte présenté (annexe A) écrit en

Chapitre 4 – Expériences

français (Potocki et al., 2014) a été conçu pour être adapté aux enfants d'âge moyen de 11 ans. C'est une histoire qui contient 212 mots. Nous avons choisi de présenter le même stimulus à tous les participants pour des raisons discutées dans le §2.7.1 et notamment dans le but de minimiser les effets liés à la sélection du matériel.

Nous avons cependant modifié le texte de manière à avoir une plus grande variabilité de longueur et de fréquence lexicale car nous avons vu dans le Chapitre 2 § que ces deux variables lexicales ont une grande influence sur les comportements oculaires. La distribution des longueurs de mots du texte est représentée à la Figure 4-3. Les longueurs des mots vont de 1 à 15 caractères, avec une moyenne de 5-6 caractères. La Figure 4-4 montre la distribution des mots en fonction de leur classe de fréquence lexicale pour les enfants et les adultes respectivement. Nous avons utilisé des valeurs de fréquence de mots, différentes pour les adultes et les enfants en se référant aux bases de données de Lexique 3 (New, 2006) pour les adultes et Manulex (Lété et al., 2004) pour les enfants. A partir de la Figure 4-4, nous pouvons remarquer que le texte contient des mots qui ont un large spectre de fréquences lexicales et que chaque classe de fréquences lexicales est suffisamment représentée. Nous pouvons remarquer également à partir de la que les distributions des fréquences lexicales montrent que les fréquences des mots pour les enfants et les adultes sont similaires.

A la fin de la lecture du texte, les participants devaient répondre à douze questions de compréhension (annexe B). Quatre d'entre elles évaluent la compréhension littérale et les huit autres la compréhension inférentielle (Potocki et al., 2014). Les questions de compréhension ont été affichées en dessous du texte. L'objectif des questions de compréhension était double. Premièrement, nous voulions être sûrs que les adultes ainsi que les enfants lisaient le texte attentivement et dans sa totalité. Deuxièmement, nous avons enregistré les mouvements oculaires durant la réponse aux questions afin de pouvoir observer la forme des trajets oculaires et d'analyser les relations entre la localisation des recherches d'information dans le texte et la réussite aux réponses de questions. Cependant, par manque de temps, nous n'avons pas eu l'opportunité d'analyser ces trajets oculaires. Nous avons uniquement calculé le pourcentage de nombre de réponses correctes aux questions pour les adultes ($M = 0.9$; $ET = 0.04$) et les enfants ($M = 0.8$; $ET = 0.13$). Ces scores montrent que les participants dans notre expérience ont lu le texte attentivement et dans sa totalité.

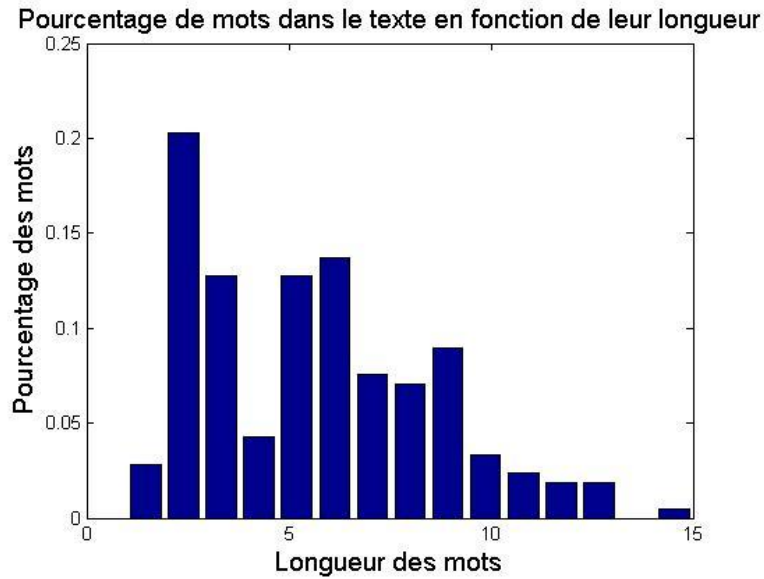


Figure 4-3 : Distribution des mots dans le texte en fonction de leur longueur.

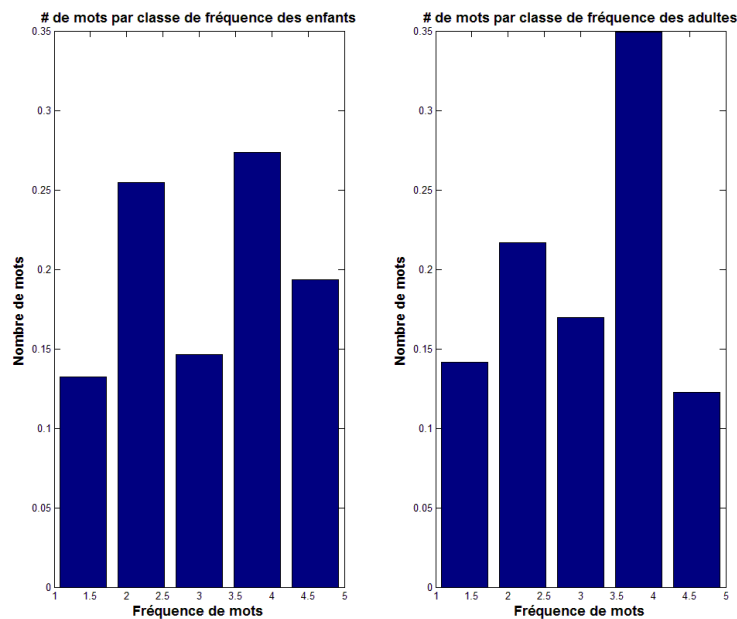


Figure 4-4 Distribution des mots du texte en fonction de leur fréquence. Ici la fréquence des mots est séparée en 5 classes : (1) 1-10 par million; (2) 11-100 par million; (3) 101-1,000 par million; (4) 1,001-10,000 par million; and (5) 10,001+ par million. La figure à gauche représente les fréquences des mots du groupe des enfants et la figure de droite, les fréquences des mots du groupe des adultes.

4.4.2 Dispositif expérimental

Le texte était affiché sur un écran de 17 pouces Dell 1704 connecté à un ordinateur portable Dell Latitude E6530. L'ordinateur portable était connecté avec un câble Ethernet à l'oculomètre SR Research EyeLink 1000. L'oculomètre avait une résolution spatiale théorique inférieure à 0.3° d'angle visuel et une résolution temporelle de 1ms

(échantillonnage à 1000Hz). Les mouvements oculaires des deux yeux ont été enregistrés quand la calibration pour les deux était de bonne qualité. Cependant, pour les analyses ultérieures des mouvements oculaires, nous n'avons pris en compte que les données de l'œil le mieux calibré. Les participants ont été installés à 51 cm du l'écran afin que trois caractères soient présents dans la zone fovéale. Le texte était représenté par une image de 1280x1024 pixels et était affiché sur un fond gris afin de minimiser l'effet de luminosité de l'écran sur la dilatation des pupilles. Le texte était divisé en deux colonnes afin de respecter les conditions naturelles de la longueur moyenne d'une ligne dans un livre. Chaque colonne contenait 14 lignes. Les deux colonnes étaient disposées à une distance de 5 pixels des bords de l'image. La distance entre les deux colonnes était égale à 5 pixels également. Les questions de compréhension ont été disposées en dessous du texte et ont été affichées dans un ordre aléatoire pour chaque participant. L'expérience a été conçue et implémentée en utilisant le logiciel Softeye (Ionescu, Guyader, & Guerin-Dugué, 2009).

4.4.3 Procédure

Les participants étaient assis sur une chaise de hauteur ajustable et leur menton était positionné sur une mentonnière afin de restreindre au maximum les mouvements de la tête. Les participants ont été priés de lire le texte silencieusement et attentivement afin de répondre aux questions de compréhension une fois la lecture terminée. L'oculomètre a été calibré en demandant aux participants de fixer un point blanc affiché à neuf positions sur l'écran. L'erreur de calibration moyenne pour l'œil le mieux calibré était de 0.55° ($SD = 0.16$; max. = 1.06) et 0.67° ($SD = 0.24$; max. = 1.85) pour les adultes et les enfants respectivement. Après la calibration, une consigne indiquait aux participants de fixer une croix de fixation au milieu puis en haut à gauche de l'écran (image 2 et 4 de la Figure 4-5). Celles-ci étaient affichées jusqu'à la détection stable du regard dans une zone rectangulaire autour de ces croix. Cette séquence avait pour but d'entraîner les enfants à fixer correctement la croix. Ensuite la consigne pour la lecture de texte (image 5) a été affichée, suivie d'une autre croix de fixation au niveau du début du texte qui enclenchait l'affichage du texte (image 7) jusqu'au clic du participant en fin de lecture du texte. Ensuite la deuxième consigne (image 8) concernant la réponse aux questions a été affichée suivie d'une croix de fixation au niveau du début de la question (image 9). Toutes les deux questions, une correction de calibration (*drift*) utilisant un point au milieu de l'écran a été effectuée. L'expérience a duré en moyenne 15 minutes pour les adultes et 20 minutes pour les enfants.

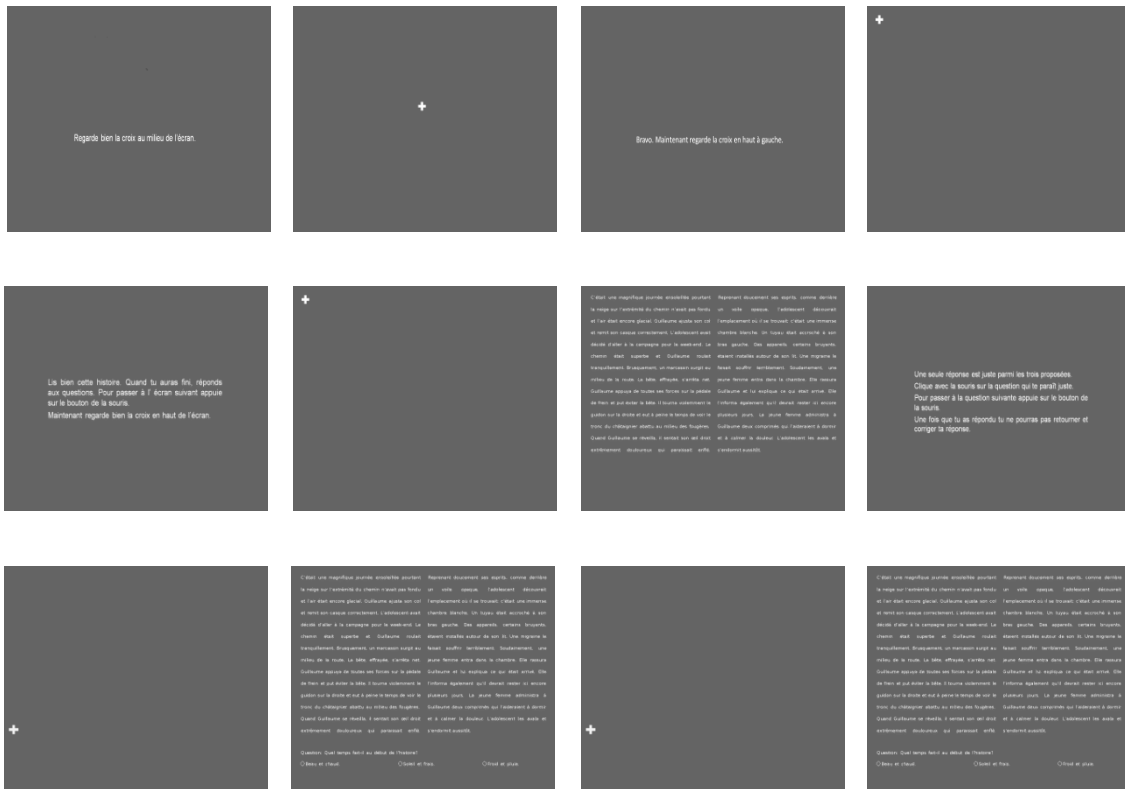


Figure 4-5 : Déroulement de l'expérience oculométrique. De gauche à droite, rangée par rangée : Consigne concernant la croix de fixation au milieu de l'écran. Croix de fixation. Consigne concernant la croix de fixation en haut à gauche de l'écran. Croix de fixation. Consigne pour la lecture du texte. Croix de fixation à gauche au niveau de la première ligne du texte. Texte affiché jusqu'au clic du participant. Consigne concernant la réponse aux questions. Croix de fixation au niveau de la question. Une question affichée au-dessous du texte. Croix de fixation au niveau de la question. Une question affichée au-dessous du texte. Cette séquence de question-croix de fixation est affichée 12 fois de manière aléatoire pour chaque sujet.

4.4.4 Statistiques descriptives des données oculaires

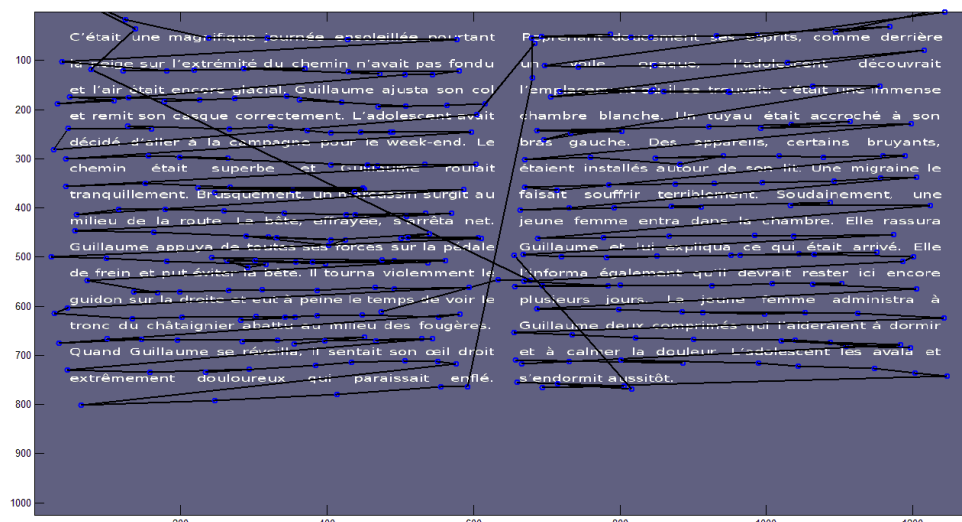
Dans cette section, nous présenterons les mesures dépendantes que nous avons définies pour les données oculaires. Ensuite, nous discuterons les statistiques descriptives de ces données et leur comparaison entre le groupe des adultes et celui des enfants. En faisant cette comparaison, nous observerons les effets de l'âge qui pourront apporter une explication partielle des différences au niveau des comportements oculaires entre ces deux groupes.

Pour analyser les données oculaires, nous nous sommes basée sur les mesures oculométriques standards discutées dans le §2.5 et des mesures que nous avons jugées pertinentes. Ces différentes mesures oculométriques sont relevées automatiquement par un programme, en se basant sur deux informations principales. La première est la classification en fixations vs saccades des positions oculaires. Cela est effectué par le système EyeLink à l'aide des seuils :

Chapitre 4 – Expériences

(1) vitesse (30 degrés/s) (2) accélération (8000 degrés/s²) (3) mouvement de la saccade (0.15 degrés). La seconde est l'association d'une fixation à un mot. Le problème qui était posé est que souvent les coordonnées des fixations ne correspondent pas aux coordonnées des mots. Un exemple est donné dans la Figure 4-6. Pour remédier à ce problème, nous avons créé en collaboration avec Gelu Ionescu¹⁵ un algorithme qui associe les fixations aux mots de manière semi-automatique (annexe C). L'idée d'abord est de segmenter les mots de l'image texte dans le but de connaître leurs coordonnées. Puis l'utilisateur sélectionne à la main une fenêtre englobant les fixations qu'il veut recalculer. Ensuite, l'algorithme qui utilise une technique de minimisation, cherche les distances minimales entre les fixations sélectionnées préalablement et les mots d'intérêt (les coordonnées des mots sont connues à partir de la première étape). Ce travail a été effectué pour toutes les données oculaires des participants enfants et adultes.

Ensuite, nous avons calculé des statistiques oculaires pour chaque individu. Pour chaque mot, nous avons calculé s'il était fixé une ou plusieurs fois, s'il a été sauté, quelle était la durée des fixations durant la première et la deuxième lecture du texte, la longueur des saccades progressives ou régressives, les probabilités de régressions et des progressions vers le mot suivant ou le mot plus loin. La liste de caractéristiques oculaires est résumée au Tableau 9. Ces caractéristiques sont des caractéristiques standards de la littérature.



¹⁵IR au Gipsa-lab

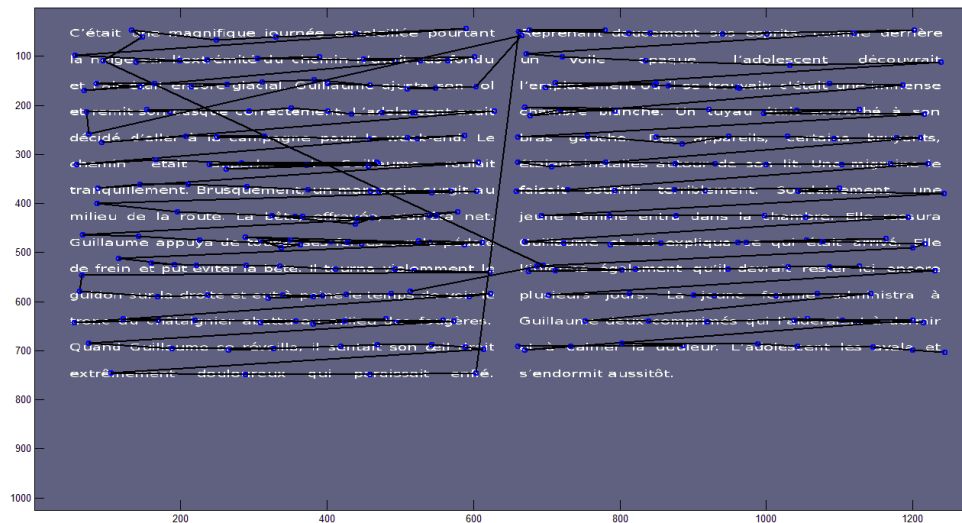


Figure 4-6 : Trajets oculomoteurs avant/après recalage avec l'algorithme

Nous pouvons séparer ces caractéristiques en cinq catégories :

1. Durées des fixations : *Single fixation duration (SFD)*, *First fixation duration (FFD)*, *Gaze duration (GD)*, *Total reading time (TRT)*, Durée moyenne d'une fixation. Ces mesures ont été expliquées dans le §2.5.
2. Probabilités : Probabilité de sauter un mot, Probabilité de fixer le mot une fois, Probabilité de fixer le mot deux fois, Probabilité de refixation, Probabilité de régression et de progression vers le mot d'avant/suivant (+/- 1) ou vers un mot plus loin (+/- n).
3. Longueur de la saccade : Longueur de la saccade régressive, Longueur de la saccade progressive, Longueur moyenne de la saccade.
4. Nombre de fixations : nombre de fixations par rapport au nombre total de mots, nombre de fixations par rapport au nombre total de mots fixés.

Ce tableau contient respectivement les valeurs (moyennes et écart-type) de ces caractéristiques oculaires concernant les données des adultes et des enfants et les résultats des comparaisons entre ces deux populations avec les valeurs des comparaisons de moyennes entre enfants et adultes (ANOVAs). Dans la dernière colonne du tableau, nous avons reporté les moyennes des mesures oculométriques que nous avons trouvées dans la littérature (cf chapitre 2) afin de pouvoir faire des comparaisons avec nos résultats.

Chapitre 4 – Expériences

Les fixations ayant des durées inférieures à 80ms et supérieures à 1000 ms ont été exclues des analyses. Nous avons aussi exclu les fixations sur les mots de début et de la fin de chaque ligne de texte. Nous avons pris cette décision car les fixations qui précèdent et succèdent les retours à la ligne ont des durées plus longues que les autres fixations¹⁶ (§ 2.3.1). Les données résumées dans le Tableau 9, sont commentées dans la section suivante.

Mesure oculaire	Moyenne Adulte/Enfant		ANOVA <i>F</i> (1, 89)	Ecart-type Adulte/Enfant		Adulte/Enfant (7- 11 ans) littérature	
<i>Single fixation duration</i>	233,77	279,63	10,21***	35,34	53,15		
<i>First fixation duration</i>	230,67	259,13	5,52*	31,70	44,62	249 (5)	
<i>Gaze duration</i>	254,02	328,70	17,96***	41,90	65,44	303(5)	
<i>Total reading time</i>	300,89	427,95	16,19***	77,07	117,04		
Probabilité de sauter un mot	0,33	0,23	16,43***	0,07	0,08	0.44(2)	0.39(2)
Probabilité de fixer un mot une fois	0,48	0,42	11,02***	0,07	0,07	0.44(5)	
Probabilité de fixer un mot deux fois	0,19	0,35	22,54***	0,09	0,12		
Durée moyenne de la fixation	225,14	257,06	6,26**	29,74	47,44	240(1)	279(1)
						256(2)	285(2)
						283(3)	235(3)
						235(4)	275(4)
# fixations par rapport au #total mots	0,89	1,30	16,28***	0,19	0,38		
# fixations par rapport au #total mots fixés	1,35	1,71	16,31***	0,18	0,33		
Probabilité de refixer un mot	0,15	0,27	33,49***	0,06	0,07	0.11(2)	0.15(2)
Probabilité de régression - 1	0,09	0,11	1,80	0,04	0,04		
Probabilité de régression - n	0,08	0,07	3,10	0,04	0,03		
Probabilité de régression totale	0,18	0,18	0,00	0,06	0,05	0.21(1)	0.28(1)
						0.22(3)	0.29(3)
Probabilité de progression + 1	0,33	0,31	1,07	0,08	0,05		
Probabilité de progression + n	0,35	0,25	23,79***	0,08	0,07		
Probabilité de progression totale	0,67	0,56	24,54***	0,08	0,08		
Longueur de la saccade régressive	12.8	12.5	0,06	3.7	3.6		
Longueur de la saccade progressive	12.7	11.1	13,79***	1.5	1.5		
Longueur moyenne de la saccade	12.7	11.4	10,76***	1.3	1.4	8.2(1)	7.1(1)
						8.2 (3)	7.6(3)
						6.6 (4)	6.4(4)
						10.0(5)	

Tableau 9 : Statistiques descriptives des mesures oculométriques calculées (moyenne et écart-type), les valeurs des ANOVA de comparaison de deux groupes ainsi que les valeurs moyennes des mesures oculométriques issues de 5 études (Blythe et al., 2006 (1) ; 2009 (2), Joseph et al. 2009 (3) ; Rayner, 1986 (4); Pynte et al., 2006 (5)),

¹⁶Nous avons également exclu ces mots des simulations avec *EZ-Reader* décrites dans le chapitre suivant.

*lorsqu'elles étaient disponibles. Les valeurs entre parenthèses dans le tableau pour la dernière colonne permettent d'indiquer les références. Les 4 premières études concernent les mouvements des yeux mesurés durant la lecture en anglais et la cinquième en français. * p < 0.5 ; ** p < 0.1, *** p < 0.01*

4.4.5 Comparaison des données oculométriques des adultes et des enfants

Nous avons vu au §2.7, que les comportements de lecture de texte diffèrent en fonction de l'âge des individus et que ceci peut être expliqué par des différences de traitement lexical. Nous voulons vérifier si nous observons les mêmes résultats avec nos propres données. Afin de vérifier s'il existe des différences significatives entre les mesures oculométriques du groupe des adultes et celles du groupe des enfants, nous avons effectué 20 ANOVAs à un facteur (le groupe). Les résultats de ces analyses (colonne 3 du Tableau 9) montrent que les différences sont significatives, c'est-à-dire que nous rejetons l'hypothèse que les moyennes des deux groupes sont égales, à l'exception de cinq mesures (la probabilité de regression -1/-n, probabilité de régression totale, la probabilité de progression +1 et la longueur de la saccade régressive). Les boîtes à moustaches pour chaque mesure dépendante et pour chaque groupe sont présentées en annexe D.

Regardons maintenant les résultats présentés dans le Tableau 9. Nous pouvons remarquer que les FFD (230ms ; 249ms¹⁷), GD (254ms ; 303ms) et la durée moyenne de la fixation (225ms ; 240ms, 256ms(2), 283ms (3), 235ms(4)) pour les adultes correspondent à un écart-type près aux données de la littérature. Pour les enfants, nous avons trouvé uniquement la durée moyenne de la fixation dans la littérature (257ms ; 279ms(1), 285ms (2)), 235ms (3), 275ms (4)) qui correspond également, à un écart-type près, à nos données. A partir de ces résultats, nous pouvons remarquer que les adultes font des fixations de plus courte durée, ce qui impliquerait qu'ils identifient les mots plus rapidement. Nous observons des différences au niveau du temps total de lecture qui est plus court chez les adultes et qui s'expliquerait partiellement par le fait que les adultes intègrent le sens du texte plus efficacement. Maintenant, regardons les probabilités de sauter un mot et au contraire de le fixer une ou deux fois. Comparés aux enfants, les adultes ont une probabilité plus élevée de sauter les mots (0.33 ; 0.23¹⁸). Une valeur élevée de cette probabilité est un indicateur de bonnes connaissances lexicales qui permettent de « prédire » le mot en fonction de son contexte et d'un traitement lexical aisé car le lecteur peut allouer une partie de ses ressources

¹⁷ L'ordre des valeurs indiquées est d'abord celles issues de notre expérience puis celles reportées de la littérature.

¹⁸ L'ordre des données présentées est d'abord celles des adultes, puis des enfants.

Chapitre 4 – Expériences

attentionnelles pour le traitement du mot suivant et donc le sauter. De plus, les adultes fixent souvent le mot une seule fois (0.48; 0.42). La probabilité de fixer un mot une seule fois est un indicateur que la décision « où » bouger les yeux est bien programmée, là où l'identification du mot est optimale. De la même manière, les adultes ont besoin de moins de fixations pour lire le texte en entier (0.89 ; 1.3), ils effectuent moins de fixations par mot (1.35 ; 1.71) et de refixations (0.15 ; 0.27) bien évidemment. La probabilité de refixation (0.15 ; 0.11) trouvée pour les adultes correspond aux données reportées dans la littérature à un écart-type près, tandis que la probabilité de refixation pour les enfants ne correspond pas aux données de la littérature (0.27 ; 0.15). La probabilité de régression totale reportée dans notre étude (0.18 ; 0.21 (1)¹⁹, 0.22 (3)) pour les adultes est consistante avec les données de la littérature également, tandis que pour les enfants elle est différente (0.27 ; 0.15). De plus, nous n'observons pas de différence significative entre les deux groupes au niveau de la probabilité de régression totale vers le mot d'avant (0.09 ; 0.11) ou vers le mot plus loin (0.08 ; 0.07) et pour la longueur de la saccade régressive (12.8 caractères ; 12.5 caractères). Ces résultats indiqueraient que d'autres facteurs qui ne s'expliquent pas par les différences d'âge et de connaissances lexicales, modulent ces mesures. L'absence de différence entre la probabilité de régression chez les adultes et les enfants (environ 18%), pourrait s'expliquer par des stratégies de lecture différentes. Il est possible que les adultes adoptent une stratégie plus risquée (des saccades progressives plus longues (12.7 caractères ; 11.1 caractères), une probabilité de progression totale plus grande (0.67 ; 0.56) et des sauts de mots plus fréquents) qui les obligerait à effectuer des retours en arrière pour acquérir l'information manquante au premier passage. Il est possible que les 18% de régressions soient un compromis entre vitesse et fluidité de lecture : soit le lecteur lit vite et il est pénalisé par les régressions obligatoires, soit il lit lentement, il effectue peu de régressions mais il perd plus de temps. Les 18% de régressions, étant le résultat de ce compromis, pourraient donc être les mêmes chez des lecteurs experts ou débutants, indépendamment de l'habileté à lire.

Maintenant, regardons les valeurs reportées par la 5^{ème} étude (Pynte et al., (2006)) pour la longueur moyenne de la saccade pour la lecture en français. La longueur de la saccade progressive pour les adultes dans notre étude (12.7 caractères ; 10.0 caractères) est comparable à un écart-type près à celle trouvée par Pynte et al., (2006). Concernant les enfants, nous disposons uniquement des valeurs des saccades pour l'anglais qui sont légèrement plus courtes que pour le français. Ces résultats pourraient s'expliquer par les

¹⁹ Les chiffres entre les parenthèses indiquent la référence de l'étude citée dans la légende du Tableau 9.

différences au niveau des longueurs des mots en français qui sont légèrement plus longs qu'en anglais.

Ces résultats, en accord avec ceux observés dans la littérature, suggèrent que notre méthode et notre dispositif expérimental sont valides.

Finalement, nous nous sommes aussi intéressés aux corrélations entre la probabilité de sauter un mot, la fréquence lexicale, la longueur des mots et leur prédictibilité²⁰ pour les adultes et les enfants, résumées dans le Tableau 10.

Adultes					
		probabilité de sauter un mot	fréquence des mots	longueur de mot	prédictibilité de mots
Enfants	probabilité de sauter un mot		0,56	-0,76	0,28
	fréquence des mots	0,73		-0,54	0,29
	longueur de mot	-0,79	-0,60		-0,27
	prédictibilité de mots	0,30	0,26	-0,25	

Tableau 10 : Corrélations entre la probabilité de sauter un mot, la fréquence lexicale, la longueur des mots et leur prédictibilité. La partie inférieure (en rouge) comporte les corrélations pour les données des enfants et la partie supérieure (en noir) les corrélations pour les adultes.

Ces corrélations sont très similaires pour le groupe des enfants et pour le groupe des adultes. Comme discuté dans le §2.4.1.2.5, la probabilité de sauter un mot augmente pour les mots fréquents et prédictibles car ils sont plus susceptibles d'être identifiés et « devinés » rapidement par les individus. Nous pouvons aussi observer un autre résultat bien documenté (§2.4.1.2.5): plus un mot est long, plus la probabilité de le sauter va diminuer et ceci s'explique en partie parce qu'il est moins prédictible. Il existe également, une corrélation, quoique faible, entre la prédictibilité des mots et leur fréquence car il très probable que les mots plus fréquents sont aussi plus prédictibles.

En conclusion, ces différences observées au niveau des mouvements oculaires chez les adultes et les enfants pendant la lecture refléteraient une différence au niveau des connaissances lexicales notamment dans la rapidité de l'identification des mots, de la compréhension de texte et de la stratégie de lecture. Dans le chapitre suivant, nous analyserons ces différences observées au travers des valeurs de paramètres contrôlant le traitement lexical du modèle EZ-Reader.

²⁰La prédictibilité est la probabilité de deviner un mot à partir de son contexte. Elle sera décrite dans le § 5.1.2.1.

4.4.6 Analyse exploratoire des relations entre les données oculométriques et les connaissances lexicales

Pour illustrer notre problématique, nous donnons un exemple de trajet oculométrique de deux lecteurs : le premier lecteur ayant le score le plus élevé au test orthographique dans notre échantillon; (2) le deuxième ayant le score le plus faible au test orthographique dans notre échantillon (Figure 4-7).

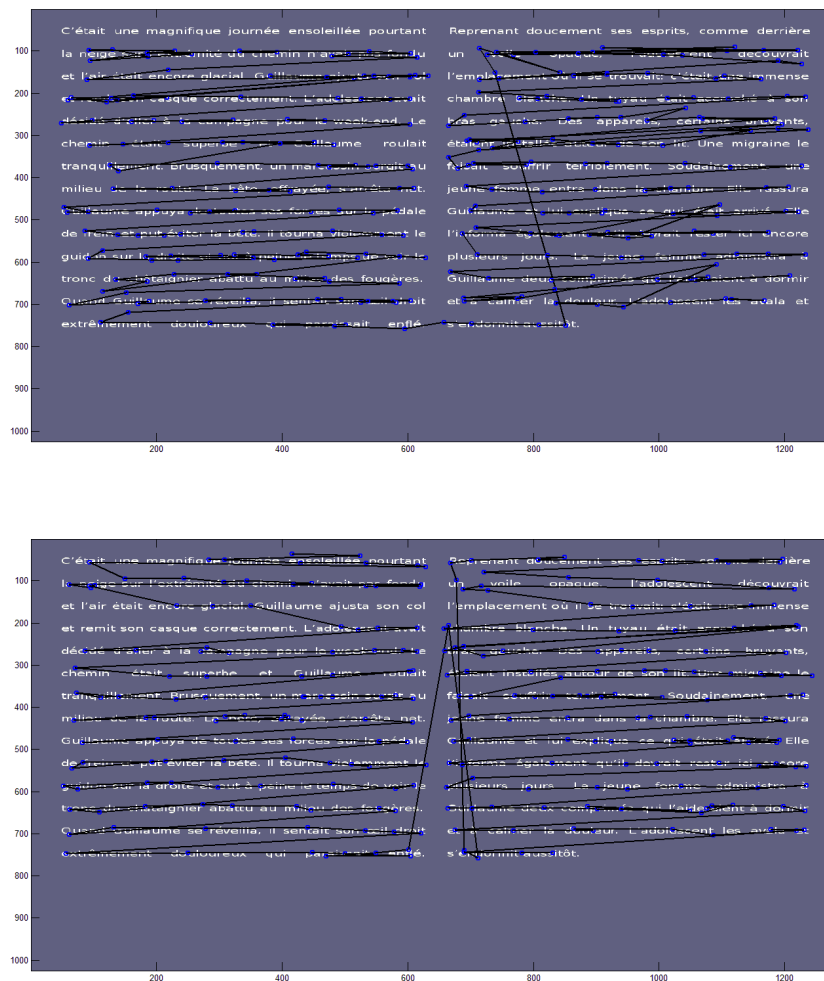


Figure 4-7 : Exemple de trajets oculométriques de bon et mauvais lecteur

La question est de savoir pourquoi ces deux *scanpaths* diffèrent alors que les enfants ont lu le même texte possédant les mêmes propriétés lexicales (longueur et fréquence de mots). Comme nous l'avons déjà discuté au chapitre 2, cette différence pourrait s'expliquer en partie par des différences interindividuelles au niveau des connaissances lexicales. Pour étudier quelles sont les relations entre les connaissances spécifiques en orthographe et phonologie,

Chapitre 4 – Expériences

l'intelligence générale, la compréhension de textes et les mesures oculométriques, nous avons procédé par étapes : (1) analyse des corrélations entre les performances aux tests psychométriques et les données oculométriques ; (2) analyse des comportements oculaires en fonction du groupe de performances psychométriques (faible, moyen, bon) ; (3) analyse des valeurs optimales de paramètres lexicaux du modèle EZ-Reader estimés pour chaque enfant ; et (4) analyse du poids relatif de chaque mesure psychométrique par rapport aux données oculométriques. Les deux derniers points sont discutés dans le chapitre suivant.

Nous avons donc effectué une première analyse exploratoire pour étudier comment les performances aux tests psychométriques (et par implication les connaissances lexicales) covarient avec les différentes mesures oculométriques. Ces coefficients de corrélation ainsi que leur significativité sont résumés dans le Tableau 11.

Mesure oculaire	Orthographe	Phonologie	Intelligence générale	Compréhension
<i>Single fixation duration</i>	-0,48***	-0,40***	-0,21	-0,10
<i>First fixation duration</i>	-0,38***	-0,34***	-0,16	-0,09
<i>Gaze duration</i>	-0,59***	-0,42***	-0,29*	-0,19
<i>Total reading time</i>	-0,66***	-0,41***	-0,39***	-0,20
Probabilité de sauter un mot	0,46***	0,16	0,21*	0,05
Probabilité de fixer un mot une fois	0,38***	0,19	0,26*	0,14
Probabilité de fixer un mot deux fois	-0,53***	-0,22	-0,29*	-0,12
Durée moyenne de la fixation	-0,39***	-0,32***	-0,20	-0,12
# fixations par rapport au #total mots	-0,56***	-0,24*	-0,31**	-0,12
# fixations par rapport au #total mots fixés	-0,56***	-0,27*	-0,33***	-0,16
Probabilité de refixer un mot	-0,50***	-0,26*	-0,17	-0,24*
Probabilité de régression - 1	-0,11	0,05	-0,03	0,12
Probabilité de régression - n	-0,01	-0,02	-0,26*	-0,16
Probabilité de régression totale	-0,09	0,03	-0,17	0,01
Probabilité de progression + 1	-0,05	-0,03	0,00	0,05
Probabilité de progression + n	0,63***	0,27*	0,30**	0,20
Probabilité de progression totale	0,49***	0,21	0,25*	0,20
Longueur de la saccade régressive	0,01	-0,06	-0,11	-0,14
Longueur de la saccade progressive	0,56***	0,22	0,27*	0,17
Longueur moyenne de la saccade	0,44***	0,11	0,13	0,03

Chapitre 4 – Expériences

Tableau 11 : Corrélations entre les mesures psychométriques et les données oculaires sur la population des 75 enfants. * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$.

Maintenant, nous allons commenter les corrélations significatives du Tableau 11. En premier lieu, nous pouvons remarquer que les performances aux tests orthographiques sont significativement corrélées avec presque toutes les mesures dépendantes. Plus précisément, les connaissances en orthographe sont négativement corrélées avec toutes les mesures des durées de fixation. Ces résultats peuvent s'interpréter par le fait que plus les enfants ont des connaissances faibles en orthographe, plus ils ont besoin de temps pour identifier et intégrer le sens du mot dans la phrase. Les faibles orthographes sautent les mots moins souvent que les bons orthographes. Ceci peut s'expliquer par le fait que leurs ressources attentionnelles sont allouées sur le traitement du mot courant et ne peuvent pas traiter le mot $n+1$ en parafovéal, permettant de le deviner. Comme les faibles orthographes ne sautent pas les mots, la longueur des saccades progressives est plus petite que pour les bons orthographes. Réciproquement, comme les bons orthographes sautent les mots plus souvent, il n'est pas étonnant qu'ils programment des saccades progressives plus longues. La probabilité de fixer les mots deux fois et la probabilité de refixation sont évidemment négativement corrélées avec les scores en orthographe. Comme les bons orthographes ont souvent besoin d'une seule fixation pour identifier un mot (la saccade a été programmée à la position optimale du regard), la probabilité de le fixer deux fois diminue. Le nombre de fixations par mot et le nombre de fixations par rapport à la totalité des mots sont corrélés négativement avec les scores en orthographe. Les enfants qui ont des scores faibles en orthographe ont besoin de plus de fixations par mot et fixent plus souvent les mots dans le texte.

Comme pour les scores en orthographe, les scores du test phonologique sont négativement corrélés avec les durées des fixations. Ce résultat provient du fait que le traitement phonologique est également impliqué dans les processus d'identification de mots. Nous observons des faibles corrélations négatives avec le nombre de fixations par mot et le nombre total des fixations par mot dans le texte ainsi qu'au niveau des refixations. Cependant, nous n'observons pas de corrélations significatives avec les autres mesures oculométriques qui pourtant sont corrélés avec les scores en orthographe.

Nous nous attendions à ce que les corrélations entre le test de l'intelligence générale et les mesures oculométriques ne soient pas significatives, ce qui est le cas dans nos résultats. Néanmoins, il faut noter que les corrélations que nous observons ainsi que leur significativité sont faibles à l'exception de la variable *Total reading time* et du nombre de fixations par

rapport au nombre total de mots. Actuellement, nous ne disposons pas d'explication à propos de ces corrélations et nous suggérons une étude plus approfondie des relations entre l'intelligence générale et les mesures oculométriques pour des recherches futures.

Nous nous attendions à ce que les scores de compréhension soient négativement corrélés avec la *Gaze duration*, *Total reading time*, la probabilité de fixer un mot deux fois, le nombre de mots fixés, le nombre de fixations par mot et avec le pourcentage de régressions. En effet, les lecteurs qui ont des difficultés de compréhension retournent plus souvent en arrière dans le texte afin de résoudre ces difficultés. Quand il y a un problème de compréhension d'un mot, les lecteurs ont tendance à le refixer tandis que lorsqu'il s'agit d'un problème compréhension plus large que le mot, les lecteurs ont tendance à faire des régressions, ce qui augmenterait respectivement les *Gaze duration* et *Total reading time*. A partir du Tableau 11, nous pouvons remarquer que ces corrélations ne sont pas significatives. L'unique corrélation significative que nous avons observée concerne la probabilité de refixer un mot. Plus le score en compréhension est élevé, moins les enfants ont tendance à refixer les mots. Comme nous l'avons discuté au § 2.4.1.2.3, l'une des raisons d'une probabilité élevée de refixation est la difficulté de compréhension que nous observons au travers de la corrélation négative entre les scores du test de compréhension et la probabilité de refixation. Pour les autres mesures, nous suggérons une étude plus approfondie mesurant la compréhension de phrases écrites et de textes.

Comme pour la comparaison avec les données des adultes, nous observons une absence de corrélation significative entre les tests psychométriques et les probabilités des saccades régressives vers les mots - 1/n et progressives vers les mots +1 ainsi que pour la longueur des saccades régressives. Afin d'expliquer ces résultats, d'autres études mesurant un plus large spectre des connaissances des enfants ou de leur contrôle oculomoteur seraient nécessaires.

4.4.7 Analyse des relations entre les tests psychométriques et les groupes de lecteurs

Afin d'examiner plus en détails les résultats des corrélations entre les tests psychométriques et les mesures oculométriques, nous avons décidé d'étudier comment les mesures oculométriques diffèrent en fonction du groupe de lecteurs ayant des connaissances linguistiques variées. Nous avons décidé de classer les enfants en fonction de leurs performances aux tests psychométriques en trois groupes : faible, moyen et bon. Nous avons employé un critère d'appartenance à un groupe en fonction de l'écart-type de chaque

Chapitre 4 – Expériences

moyenne de chaque test psychométrique. Plus précisément, nous avons pris 0.67 de l'écart-type de la moyenne pour chaque test afin d'obtenir 25% des individus dans les groupes faibles et bon et 50% dans le groupe moyen²¹ en supposant une distribution normale parfaite. Ceci permet d'avoir des effectifs comparables dans chaque groupe. Puisque les distributions ne sont pas parfaites, les effectifs observés dans chaque groupe en fonction du test sont reportés au Tableau 12, et ils sont proches des effectifs théoriques.

Test psychométrique	Proportion des effectifs des enfants dans chaque groupe		
	Faible	Moyen	Bon
Orthographe	0,25	0,47	0,28
Phonologie	0,21	0,51	0,28
Intelligence générale	0,23	0,53	0,24
Compréhension	0,23	0,47	0,30

Tableau 12 : Proportion des effectifs des enfants dans chaque groupe (faible, moyen, bon) en fonction de chaque test psychométrique.

Suite à cette division en groupe, nous avons effectué 80 ANOVAs pour chaque mesure oculométrique (N = 20) et en fonction des groupes d'enfants pour chaque test psychométrique (N = 4) résumés dans le Tableau 13. Les boîtes à moustache ainsi que les moyennes et les écart-types pour toutes les ANOVAs sont reportées en annexe E.

Les résultats de ces comparaisons de moyennes des mesures oculométriques en fonction de la séparation en groupe (faible, moyen, bon) nous ont permis de confirmer les résultats du paragraphe précédent. Plus précisément, nos conclusions concernant les connaissances orthographiques restent stables : plus un enfant a de bonnes connaissances en orthographe, plus l'identification des mots sera efficace ce qui s'explique par des durées plus courtes et un nombre de fixations plus faible. Concernant les connaissances phonologiques, il semble que les différences significatives des moyennes de trois groupes se situent uniquement au niveau des durées de fixation. Concernant les performances au test de l'intelligence générale, nous observons une différence significative entre les trois groupes et certaines mesures oculométriques (*Total reading time*, le nombre de fixations par rapport au nombre total de mot, le nombre de fixations par rapport au nombre total de mots fixés, la probabilité de régression -1,n et la longueur de la saccade régressive). Néanmoins, l'allure de la relation

²¹Si nous avons pris 1 écart-type de la moyenne, nous aurions obtenu 16% dans les groupes mauvais et bon et 68% dans le groupe des moyens. Les pourcentages indiqués correspondent à une hypothèse de distribution normale.

Chapitre 4 – Expériences

n'est pas linéaire (les moyennes de groupes de bons et de mauvais sont presque égales cf annexe E), ce qui ne permet pas de conclure sur l'apport de l'intelligence générale aux comportements oculomoteurs. D'autres études plus approfondies sont nécessaires pour examiner si l'intelligence générale module ces comportements. Nous avons trouvé des différences significatives entre les adultes et les enfants au niveau des comportements oculaires qui s'expliqueraient partiellement par une différence au niveau des connaissances lexicales et par l'adoption de différentes stratégies de lecture. Nous avons également mis en évidence une différence dans les comportements oculomoteurs des enfants en fonction de leurs performances aux tests psychométriques.

Mesure oculaire	Orthographe <i>F</i> (2, 72)	Phonologie <i>F</i> (2, 72)	Intelligence générale <i>F</i> (2, 72)	Compréhension <i>F</i> (2, 72)
<i>Single fixation duration</i>	10,59***	9,54***	1,10	0,06
<i>First fixation duration</i>	6,78**	8,65***	0,90	0,01
<i>Gaze duration</i>	18,43***	7,83***	2,00	1,31
<i>Total reading time</i>	19,79***	5,57**	4,85*	2,33
Probabilité de sauter un mot	10,40***	0,59	1,63	0,92
Probabilité de fixer un mot une fois	4,00*	0,09	1,75	1,43
Probabilité de fixer un mot deux fois	11,08***	0,45	2,71	1,77
Durée moyenne de la fixation	7,36***	8,01***	1,26	0,12
# fixations par rapport au #total mots	11,30***	0,86	4,05*	2,01
# fixations v par rapport au #total mots fixés	10,41***	0,88	4,30*	2,46
Probabilité de refixer un mot	9,15***	0,65	0,21	3,83*
Probabilité de régression - 1	0,56	0,41	2,92	0,18
Probabilité de régression - n	0,15	0,01	3,37*	2,78
Probabilité de régression totale	0,18	0,22	4,44*	1,44
Probabilité de progression + 1	0,49	1,87	1,10	0,93
Probabilité de progression + n	19,06***	1,43	1,42	2,29
Probabilité de progression totale	8,19***	0,56	2,55	3,47
Longueur de la saccade régressive	0,19	0,98	3,66*	0,03
Longueur de la saccade progressive	13,82***	1,33	1,08	1,57
Longueur moyenne de la saccade	8,48***	0,11	0,57	0,76

Tableau 13 : Valeurs *F* du test de comparaison des moyennes (Anova) des mesures oculométriques pour les groupes (faible, moyen, bon) de chaque test psychométrique. * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$.

Chapitre 4 – Expériences

Pour finir, nous observons des différences significatives entre les trois groupes au niveau des performances des tests de compréhension et une mesure oculométrique: la probabilité de refixation.

Nous avons trouvé que les connaissances orthographiques sont significativement corrélées avec presque toutes les mesures oculométriques. Une des hypothèses qui permettrait d'expliquer ces résultats est que le développement du lexique orthographique devrait progressivement réduire l'impact du décodage phonologique chez les enfants avec l'augmentation de l'expertise en lecture tandis que l'impact des traitements orthographiques devrait augmenter (Doctor & Coltheart, 1980). Cependant, Zeigler et al. (2013) proposent une autre hypothèse selon laquelle chez les lecteurs experts le traitement phonologique joue toujours un rôle important. Les résultats de la littérature qui indiqueraient une diminution de l'activation phonologique chez les lecteurs experts, peuvent s'expliquer par le fait que le traitement phonologique est devenu plus efficace et traité en parallèle. Néanmoins, les auteurs insistent sur le fait que l'activation du traitement orthographique chez les lecteurs experts est plus grande que l'activation du traitement phonologique.

5 Analyses des différences interindividuelles

Dans les chapitres précédents, nous avons vu que l'une des raisons qui pourrait expliquer les écarts que nous observons au niveau des comportements en lecture des adultes et des enfants normo-lecteurs et en difficulté, proviendrait des différences au niveau des connaissances lexicales. Une partie des données empiriques de la littérature ainsi que les résultats reportés dans le chapitre 4 témoignent d'une forte modulation des caractéristiques oculaires en fonction des propriétés lexicales du texte (la fréquence des mots, leur prédictibilité) ainsi qu'en fonction des connaissances lexicales individuelles. Plus précisément, selon les conclusions du chapitre 4, il semblerait que les individus se différencient au niveau des connaissances orthographiques et des stratégies de lecture. Nous avons vu dans le § 3.1.1 que les modèles computationnels peuvent être utilisés comme un outil explicatif des phénomènes observés au niveau du comportement humain. Pour des raisons que nous avons argumentées au 3.2.3.2.2, nous avons donc recouru au modèle *EZ-Reader* afin de mieux comprendre les résultats que nous avons discutés au chapitre 4. Dans ce chapitre, nous commencerons par la description mathématique du modèle *EZ-Reader* que nous avons utilisé pour simuler les comportements en lecture des adultes et des enfants. Ensuite, nous détaillerons la méthodologie générale que nous avons utilisée en spécifiant les entrées du modèle ainsi que le déroulement des simulations des comportements oculomoteurs des enfants et des adultes avec le modèle. Puis, nous décrirons et analyserons les résultats produits par les simulations en les comparant aux données observées. Enfin, pour approfondir les analyses des résultats présentés précédemment et notamment les relations entre les connaissances lexicales et les comportements oculomoteurs, nous effectuerons une dernière analyse statistique – la régression linéaire simple puis multiple.

5.1 Simulations avec EZ-Reader

Le modèle simule l'enchaînement et l'interaction des processus cognitifs liés au contrôle des comportements oculaires des humains durant la lecture de textes. Ces processus sont décrits par un certain nombre d'équations comportant chacune des paramètres libres qui permettent le réglage fin du modèle. Les valeurs optimales et par défaut de ces paramètres ont été estimées pour la langue anglaise. Cependant, elles peuvent être estimées à d'autres valeurs, par des techniques d'optimisation, si nous examinons le comportement du modèle face à des textes écrits dans une autre langue. Dans le chapitre 2, nous avons vu que les propriétés lexicales du texte influencent le comportement oculomoteur des sujets : par exemple, les durées des fixations sont plus courtes pour les mots fréquents et prédictibles. Pour initialiser le modèle, nous devons renseigner le texte pour lequel nous voulons produire des comportements simulés ainsi que ses propriétés: la fréquence lexicale des mots, leur prédictibilité et leur longueur. Ce sont donc les entrées du modèle. En sortie, le modèle produira des durées et des probabilités de fixations pour chaque mot fourni en entrée. Ces durées et probabilités qui simulent un individu « moyen », peuvent être comparées par la suite avec les données observées. Ainsi, si l'écart entre les données simulées et observées est suffisamment petit, nous pouvons expliquer les différences observées chez les enfants et les adultes au travers des relations entre les paramètres du modèle, les résultats aux tests psychométriques et les comportements durant la lecture de textes.

5.1.1 EZ-Reader

Nous avons discuté dans le § 3.2.3.2.2 les principales hypothèses sur lesquelles le modèle *EZ-Reader* est fondé. Dans cette section, nous développerons les détails de la formalisation mathématique des différents processus du modèle concernant le contrôle des mouvements des yeux, le traitement lexical et leurs interactions. Pour rappel, les deux principales hypothèses du modèle sont : (1) le traitement lexical se fait de manière sérielle c'est-à-dire sur un mot à la fois ; (2) le contrôle des mouvements oculaires et le déplacement de l'attention sont découplés. L'implémentation du modèle (illustrée à la Figure 5-1) est réalisée en séparant en deux l'étape d'identification de mots : (1) une étape préliminaire appelée *vérification de la familiarité (L1)* et une deuxième étape appelée *accès au lexique (L2)*. La fin de l'accès au lexique va déclencher le processus de l'intégration post-lexicale (*I*). Cette phase correspond à la quantité minimale de traitement qui est requise pour inférer si la signification du mot peut être intégrée ou non sans problème à la représentation globale du texte. La programmation de la saccade vers le mot suivant va être initiée à la fin de l'étape L1 et le déplacement de

l'attention va commencer à la fin de l'étape L2 (Figure 5-1). La programmation de la saccade s'effectue en deux étapes : une étape préliminaire labile qui peut être annulée (M1 à la Figure 5-1) et une étape non-labile qui ne peut pas être annulée (M2 à la Figure 5-1). La longueur des saccades exécutées (exprimée en nombre de caractères) est la somme de trois contributions : la longueur de la saccade programmée, l'erreur systématique et l'erreur aléatoire. Maintenant, nous allons détailler la description mathématique de chacun des concepts discutés précédemment. Il est important de noter que le modèle comporte des paramètres libres (des paramètres qui peuvent être estimés par des techniques d'optimisation) et des paramètres fixes (ces paramètres sont fixés préalablement par le modélisateur, souvent basés sur des connaissances théoriques). La description de tous les paramètres du modèle ainsi que leurs valeurs par défaut, estimées par les auteurs du modèle sont résumées au Tableau 14.

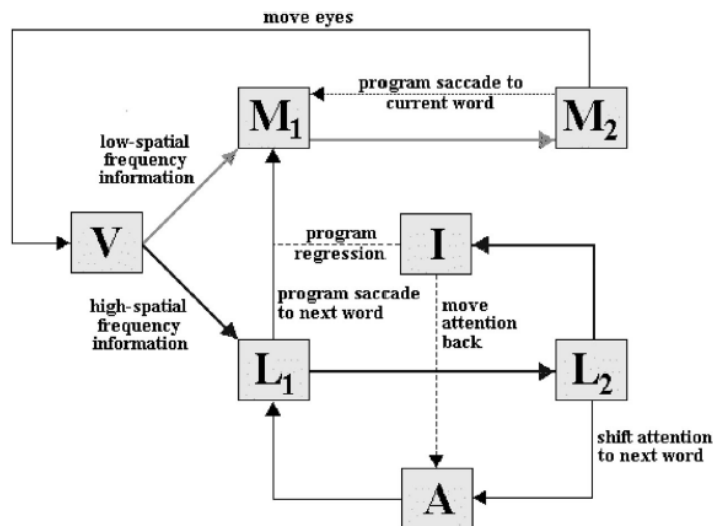


Figure 5-1 : Représentation schématique du modèle EZ-Reader (Reichle et al., 2009). Les différentes composantes du modèle sont nommées comme suit : (a) V traitement attentionnel pré-attentif ; (b) L1 = vérification de la familiarité ; (c) L2 = accès au lexique ; (d) A = déplacement de l'attention ; (e) I = intégration post-lexicale ; (f) M1 = étape labile de programmation de la saccade et (g) étape non-labile de programmation de la saccade.

La durée moyenne de l'étape de vérification de la familiarité d'un mot, $t(L1)$, dépend de la fréquence du mot et de sa prédictibilité. Elle est exprimée dans l'équation 1.

$$t(L1) = \alpha_1 - \alpha_2 \ln(\text{fréquence}) - \alpha_3 \text{prédictibilité} \quad (1)$$

Dans cette équation, trois paramètres libres contrôlent la durée maximale requise pour compléter la vérification de la familiarité d'un mot : le paramètre α_1 ($\alpha_1 = 104$)²² représente la durée maximale de vérification de familiarité, alors que les paramètres α_2 ($\alpha_2 = 3.5$) et α_3 ($\alpha_3 = 39$) contrôlent comment la fréquence et la prédictibilité du mot vont diminuer cette durée. En d'autres termes, plus un mot est prédictible et fréquent, plus $t(LI)$ sera petit. L'équation 1, définit la durée moyenne pour un mot donné avec une fréquence et une prédictibilité données. En effet, la valeur effectivement attribuée à $t(LI)$ est échantillonnée à partir d'une distribution Gamma, qui a une moyenne égale à $t(LI)$ et un écart-type égal à 22% de la moyenne définie par $t(LI)$ ²³. Si le mot est deviné à partir du contexte impliquant que le mot est sauté, le temps $t(LI) = 0$ ms. La probabilité que cet évènement se produise est égale à la prédictibilité du mot concerné. En d'autres termes, plus un mot est prédictible, plus la probabilité que le mot soit deviné, augmente.

De plus, la vérification de la familiarité est modulée par l'acuité visuelle de telle manière que les mots longs et les mots qui n'ont pas été fixés à la position optimale dans les mots, (OVP, présentée dans le § 2.4.1.2.2) requièrent plus de temps que les mots courts et les mots fixés au centre. L'équation 2 spécifie cette relation :

$$t(L_1) = t(L_1) \varepsilon^{\sum_{i=1}^N |fixation-lettre_i|/N} \quad (2)$$

Dans l'équation 2, le paramètre ε ($\varepsilon = 1.15$) module l'effet de l'acuité visuelle en fonction de la distance absolue moyenne (en nombre de caractères) entre la fixation sur la lettre et chacune des lettres qui composent le mot traité.

Finalement, le temps requis pour compléter la seconde étape du traitement lexical, correspond à l'accès au lexique²⁴ L_2 dont la durée est définie par l'équation 3.

$$t(L_2) = \Delta t(L_1) \quad (3)$$

²²Les valeurs numériques entre parenthèses renseignent les meilleures valeurs de jeu de paramètres estimées à partir de données des adultes anglais.

²³Les durées de tous les processus à l'exception de la durée du transit de l'information entre la rétine et l'aire visuelle primaire ainsi que la durée l'exécution de la saccade, sont des variables aléatoires avec une moyenne spécifiée par les équations du modèle et un écart-type égal à 22% de cette moyenne.

²⁴Nous avons discuté en détails du lexique mental dans le § 1.2.

Ainsi, la durée requise pour compléter l'accès au lexique est une proportion fixe Δ ($\Delta = 0.34$) de la durée de la vérification de familiarité. Comme le montre la Figure 5-1 : quand le mot est identifié, sa signification est intégrée dans la représentation de la phrase²⁵ et parallèlement, l'attention se déplace vers le mot suivant. L'intégration post-lexicale requiert $t(I) = 25\text{ms}$. Toutefois, cette intégration peut échouer lors de deux situations distinctes. La première est due à l'échec d'intégration du mot n avec une probabilité ($p_F = 0.01$) qui reflète la difficulté de compréhension du mot n . La deuxième est due à l'échec d'intégration du mot n avant l'identification du mot suivant. Les deux types d'échec d'intégration contraignent les yeux et l'attention à revenir vers la source de difficulté, soit vers le mot n avec une probabilité $P_N = 0.5$, soit vers le mot $n-1$ avec une probabilité $1 - P_N$. Nous avons rappelé au début du chapitre que l'attention est allouée sur un mot à la fois, le temps requis pour déplacer l'attention d'un mot vers un autre mot est $t(A) = 25 \text{ ms}$.

Concernant la programmation des saccades, les principes fondamentaux discutés en détails dans le chapitre 2 sont implémentés par le modèle. Les saccades sont dirigées vers la position optimale dans les mots (OVP, discutée dans le §2.4.1.2.2), la position à partir de laquelle la probabilité d'identifier un mot est la plus élevée. La longueur de la saccade qui est calculée par le modèle, est la somme de trois contributions : (1) la longueur de la saccade programmée (exprimée en caractères), (2) l'erreur systématique (discuté dans § 2.4.1.2.1, elle dépend de la distance entre la fixation courante et l'OVP du mot suivant et se traduit par une fixation mal placée pour les distances courte et longue) et (3) une erreur aléatoire.

$$\text{Longueur de la saccade} = \text{Longueur de la saccade programmée} + \text{Erreur systématique} + \text{Erreur aléatoire} \quad (4)$$

La longueur de la saccade programmée est égale à la distance en caractères entre l'OVP et la localisation de la fixation courante. L'erreur systématique, spécifiée dans l'équation 5 est exprimée également en caractères.

$$\text{Erreur systématique} = (\Psi - \text{longueur programmée}) \left\{ \left[\Omega_1 - \ln(\text{durée}) \right] / \Omega_2 \right\} \quad (5)$$

L'erreur systématique (la fixation est mal placée pour les distances courtes et longues) modélise le fait que parfois la saccade programmée n'atteint pas ou dépasse la cible, qui est l'OVP. Dans ce cas, la saccade programmée est plus longue/courte que la longueur moyenne

²⁵L'étape d'accès à la signification de la phrase n'est pas explicitement implémentée dans le modèle.

de la saccade ($\Psi = 7$ caractères dans le modèle, représente la longueur de la saccade que le système oculomoteur programme en moyenne). Cette erreur diminue quand la durée de la fixation du mot n augmente. Ω_1 ($\Omega_1 = 6$) et Ω_2 ($\Omega_2 = 3$) sont des paramètres libres qui modulent l'influence de la durée de la fixation du mot n .

L'erreur aléatoire est échantillonnée à partir d'une distribution gaussienne avec $\mu = 0$ et σ (donnée dans l'équation 6) qui croît linéairement avec la longueur de la saccade programmée. En d'autres termes, plus la saccade programmée est longue, plus l'erreur aléatoire va augmenter. L'erreur aléatoire est spécifiée dans l'équation 6 avec ses deux paramètres libres ($\eta_1 = 0.5$ et $\eta_2 = 0.15$):

$$\sigma = \eta_1 + \eta_2 \text{saccade programmée} \quad (6)$$

Finalement, l'exécution de la saccade a une durée constante $S = 25$ ms. A partir de la nouvelle fixation, l'information visuelle est propagée de la rétine vers les aires visuelles, le temps requis pour cette étape pré-attentive est égal à 50 ms. Cette durée est fixée à partir des résultats des travaux présentés dans le §2.4.2.1, Tableau 3. Une copie d'efférence de la longueur de la saccade programmée, est utilisée pour calculer la différence absolue entre l'OVP et la position actuelle de la fixation de telle manière que cette erreur peut initier une refixation corrective vers le centre du mot. La probabilité p que cet événement se produise, est donnée dans l'équation 7 avec son paramètre libre λ ($= 0.16$):

$$p = \max [\lambda | \text{fixation} - \text{OVP} |, 1] \quad (7)$$

En d'autres termes, plus la fixation est éloignée du centre du mot, plus la probabilité de refixation est élevée.

Enfin, le Tableau 14 résume les 22 paramètres du modèle ainsi que leurs valeurs optimales estimées après un processus d'ajustement du modèle (discuté dans le §3.1.4) aux données observées chez les adultes anglais.

Dans cette section, nous avons décrit les principaux processus du modèle *EZ-Reader* ainsi que le rôle des paramètres libres qui sont utilisés pour ajuster au mieux le modèle aux données. Par la suite, nous décrirons la méthodologie que nous avons utilisée afin de simuler les données oculométriques des enfants et des adultes.

The E-Z Reader parameters, their interpretation and relation to perception, cognition, and oculomotor control, and their default values.

Type of processing	Parameter	Interpretation	Default values
Word identification	α_1	Mean maximum L_1 time (ms)	104
	α_2	Effect of frequency on L_1 time (ms)	3.5
	α_3	Effect of predictability on L_1 time (ms)	39
	A	Proportional difference between L_1 and L_2	0.34
	A	Mean attention-shift time (ms)	25
Language processing	I	Mean integration time (ms)	25
	p_F	Probability of integration failure	0.01
	p_N	Probability of regression being directed to prior word	0.5
Saccadic programming and execution	M_1	Mean labile programming time (ms)	125
	ξ	Proportion of M_1 allocated to “preparatory” sub-stage	0.5
	$M_{1,R}$	Additional time required for labile regressive programs (ms)	30
	M_2	Mean non-labile programming time (ms)	25
	Ψ	Optimal saccade length (character spaces)	7
	Ω_1	Effect of launch-site fixation duration of systematic error	6
	Ω_2	Effect of launch-site fixation duration of systematic error	3
	η_1	Mean minimum random error (character spaces)	0.5
	η_2	Effect of saccade length on random error (character spaces)	0.15
	λ	Increase in refixation probability (character spaces)	0.16
Visual processing	S	Saccade duration (ms)	25
	V	Eye-to-brain transmission time (ms)	50
Misc.	ε	Effect of visual acuity	1.15
	σ_γ	Standard deviation of gamma distributions	0.22

Tableau 14 : Paramètres libres du modèle EZ-Reader

5.1.2 Méthodologie

Nous avons défini au début de ce chapitre, les objectifs des simulations des comportements en lecture des adultes et des enfants. Il s’agit de comprendre pourquoi nous observons des différences à travers les trois populations de lecteurs de notre étude. Pour y répondre, nous avons simulé les données oculométriques des adultes et des enfants normo-lecteurs ainsi que de ceux en difficulté. Nous avons rappelé au début du chapitre également que le modèle requiert les données textuelles en entrée et le réglage des valeurs de ses paramètres libres. Ces valeurs peuvent être soit celles fournies par défaut et estimées pour les adultes anglais, soit estimées pour nos propres données (les adultes et les enfants français) en utilisant des techniques d’ajustement du modèle aux données. Nous avons choisi d’ajuster une partie des paramètres du modèle à nos données que nous justifierons dans le §5.1.2.2 de ce chapitre. Nous avons discuté dans le § 3.1.5, qu’en général il existe deux types d’ajustements des modèles aux données: (1) ajustement aux données agrégées ; (2) ajustement aux données individuelles. La première technique permet de capturer le comportement général des individus. Mais cette technique n’est pas sensible aux comportements individuels qui, dans notre cas, peuvent nous renseigner sur la question des difficultés en lecture contrairement à la

première. Nous avons donc utilisé ces deux techniques de manière complémentaire. Ainsi, nous avons procédé en deux temps. Dans un premier temps, nous avons simulé les données moyennées des comportements oculomoteurs (les fixations et les probabilités de fixation) des adultes et des 75 enfants. Nous les appellerons par la suite: simulations agrégées des adultes ou des enfants. Dans un second temps, nous avons simulé les comportements individuels des enfants que nous appellerons par la suite: simulations individuelles. Dans le cas de ces trois simulations (simulations agrégées des adultes et des enfants et simulations individuelles), nous avons utilisé la même méthodologie qui sera décrite par la suite.

5.1.2.1 Entrées du modèle

Les entrées du modèle sont : la fréquence lexicale des mots du texte, leur longueur et leur prédictibilité. Le texte présenté était le même pour tous les participants. Nous avons calculé les fréquences lexicales des mots du texte à partir d'un corpus linguistique en français pour les adultes (New et al., 2004) et pour les enfants (Lété, 2004). Bien évidemment, la longueur des mots est la même pour les deux populations. Concernant la prédictibilité, elle se définit comme la probabilité à deviner un mot en fonction des mots précédents dans un texte ou dans une phrase. Elle dépend donc de l'enchaînement des mots dans le texte ce qui implique qu'elle n'a pas de valeur fixe pour un mot donné, mais doit être calculée pour chaque mot du texte. De plus, elle peut être différente en fonction de la population. Dans notre cas, nous avons des adultes et des enfants. Ainsi, nous avons conçu une expérience afin de calculer la prédictibilité pour chaque mot de notre texte et ceci pour les deux populations de lecteurs : les adultes et les enfants. Au total, 16 sujets ont participé à l'expérience : 8 adultes (âgés de 23 à 30 ans) et 8 enfants (âgés de 10 à 13 ans).

Cette expérience utilise une interface²⁶ graphique qui affiche les mots du texte les uns après les autres. Par exemple, le mot « XXXX » dans la phrase « *Le chat est tombé sur ses quatre XXXX* » est beaucoup plus prédictible que celui dans la phrase « *Il a visité ses quatre XXXXX* ». Nous avons calculé la fréquence de la prédictibilité des mots. Le score de prédictibilité pour un mot et pour un participant donné est égal, soit à 1 si le mot a été correctement prédit, soit à 0. Pour les mots qui sont en réalité composés de deux mots, comme par exemple « s'arrêta », ou « l'emplacement²⁷ », le score de prédictibilité est divisé par 2. Par

²⁶L'interface a été développée par Lyuba Mancheva. Le code source est disponible sur demande.

²⁷Nous avons affiché les mots avec l'article « tronqué ensemble ». C'est pour cette raison que nous divisons la valeur de la prédictibilité par deux.

exemple si le sujet avait deviné le « l' » de « l'emplacement », le score était de 0.5 ou bien, s'il avait deviné « emplacement » le score était de à 0.5 également. En moyennant tous les scores pour tous les participants, on obtient la valeur de la prédictibilité pour chaque mot qui est comprise entre 0 et 1. La Figure 5-2 montre la distribution de la prédictibilité des mots pour les enfants et pour les adultes. Il est intéressant de noter que 52% des mots n'étaient pas prédictibles pour les adultes (avec une probabilité proche de 0) et que ce pourcentage diminue à 41% chez les enfants. Nous proposons deux hypothèses pour expliquer les résultats observés. Selon la première hypothèse, puisque le texte a été construit pour être adapté aux enfants, ces derniers sont plus familiers avec les mots présentés que les adultes. Selon la seconde hypothèse, comme les adultes ont un lexique mental beaucoup plus riche, il est possible que plusieurs mots synonymes soient en compétition ce qui diminuerait la prédictibilité du mot exact. Des analyses plus approfondies seront nécessaire pour expliquer ces résultats. Par exemple, il serait intéressant de regarder quels sont les mots qui ne sont pas devinés par les deux populations ou lesquels sont spécifiques aux adultes ou aux enfants. Cependant, ces analyses sortent du cadre de ces travaux de recherche. Une fois que nous avons spécifié les entrées du modèle, nous pouvons passer à la spécification des paramètres du modèle.

5.1.2.2 Paramètres du modèle

Les 22 paramètres libres du modèle ont été ajustés pour un ensemble de données oculométriques d'adultes lisant un texte en anglais. Il est possible que nos données simulées aient un biais par rapport aux données observées car nous disposons des données provenant de lecture de textes français et non anglais. Afin de trouver la meilleure combinaison de valeurs de paramètres qui permette de minimiser l'écart entre les données simulées et les données empiriques, nous pouvons utiliser une technique d'ajustement du modèle aux données (discutée dans le § 3.1.3). Ces valeurs sont appelées *des valeurs optimales* des paramètres. Quand il s'agit d'estimer plusieurs paramètres à la fois, nous parlerons de *meilleure combinaison de valeurs de paramètres*. Pour une combinaison de valeurs de paramètres libres, le modèle va produire des données simulées qui seront ensuite comparées avec les données observées. Pour l'ajustement du modèle aux données, nous avons utilisé les données oculométriques décrites dans le chapitre 4.

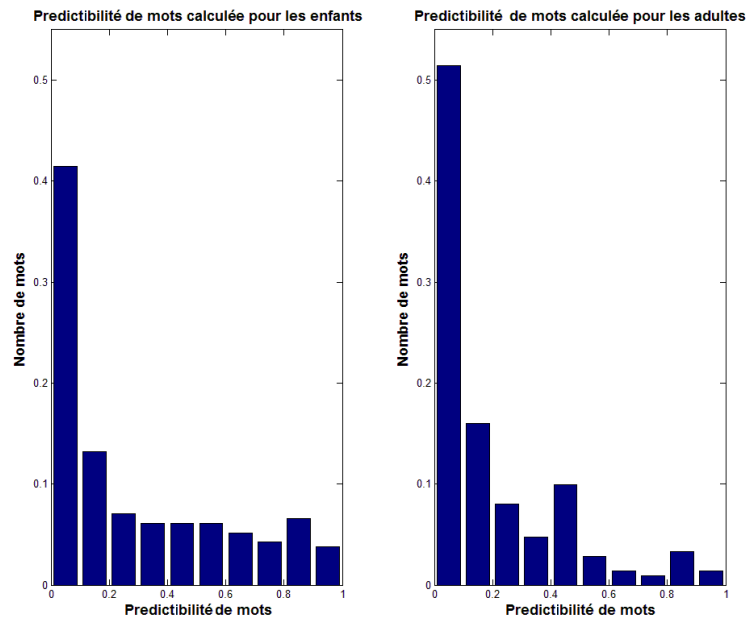


Figure 5-2 : Distributions de la prédictibilité des mots pour les enfants et pour les adultes.

Les techniques plus utilisées pour trouver la meilleure combinaison de valeurs de paramètres, sont : la recherche exhaustive, les algorithmes génétiques et l’algorithme du simplexe. La recherche exhaustive consiste à tester toutes les combinaisons de valeurs possibles des paramètres dans des intervalles prédéfinies préalablement par l’expérimentateur. Nous utiliserons par la suite le terme d’*espace de paramètres*. L’avantage de la recherche exhaustive est qu’elle trouve la solution optimale. Cependant, cette technique est très couteuse en termes de calcul car elle traite toutes les combinaisons possibles de valeurs de paramètres. Si nous devons calculer toutes les combinaisons de 22 paramètres et si nous supposons que chacun peut prendre 10 valeurs différentes dans un intervalle, nous avons 10^{22} combinaisons possibles. Les algorithmes génétiques et l’algorithme du simplexe utilisent des heuristiques afin de ne pas tester toutes les combinaisons possibles, ils requièrent donc moins de temps de calcul. Dans notre cas, le problème avec les algorithmes génétiques est qu’un réglage fin de plusieurs hyper paramètres est nécessaire ce qui déplace le problème ailleurs mais avec une complexité comparable. L’algorithme du simplexe concerne uniquement l’optimisation linéaire qui n’est pas applicable dans notre cas.

Dans le cadre de ces travaux, nous avons décidé d’effectuer une recherche exhaustive sur une partie des paramètres libres, ceux qui concernent le traitement lexical, pour les raisons suivantes :

1. La recherche exhaustive permet de trouver un optimum global ; elle ne requiert pas l'estimation des hyper-paramètres.
2. Puisque le temps et le coût de calcul de la recherche exhaustive sont très élevés pour 22 paramètres à estimer simultanément, nous avons décidé d'estimer une partie des paramètres.

Nous avons choisi d'estimer uniquement les paramètres lexicaux du modèle (α_1 , α_2 , α_3 et Δ) car les résultats du chapitre 4 et les données empiriques témoignent que les connaissances lexicales modulent le comportement oculaire des individus. De plus, notre intérêt concernant la relation des paramètres lexicaux du modèle et des différences au niveau des comportements oculomoteurs chez les adultes et les enfants, est également fondé sur les résultats d'une autre étude (Reichle et al., 2013). Dans cette étude, les auteurs ont effectué une recherche exhaustive en fixant 21 valeurs de paramètres libres à leur valeur optimale et en ajustant un paramètre à la fois (en prenant itérativement chacun des paramètres du modèle) respectivement pour les deux populations des adultes et des enfants. Il faut noter que les auteurs ont utilisé des données oculométriques fictives d'enfants car ils ne disposaient pas de vraies données. Ils ont trouvé que les caractéristiques des mouvements des yeux des enfants, par rapport à ceux des adultes, peuvent être expliquées par une différence au niveau de l'expertise linguistique. Cette différence est exprimée au niveau du modèle en augmentant la valeur de α_1 (équation 1) qui reflète le traitement lexical. En effet, une valeur élevée de α_1 ralentit la durée du traitement lexical ce qui s'exprime par des durées de fixations plus longues et par l'augmentation du nombre des fixations. Nous avons observé de manière empirique ces résultats qui sont présentés au chapitre 4. Il est important de noter que les auteurs n'ont pas pu rendre compte des différences observées entre les enfants et les adultes en ajustant les valeurs des paramètres du contrôle oculomoteur.

Notre étude est donc la suite de ces travaux, et elle comporte plusieurs améliorations par rapport à celle de Reichle et al. (2013). Dans nos travaux, nous disposons de vraies données oculométriques d'enfants ainsi que d'un texte adapté aux enfants tandis que dans l'étude de Reichle et al. (2013), les auteurs ont utilisé un corpus linguistique d'adultes, des fréquences lexicales et des prédictibilités de mots estimées pour les adultes et ne possédaient pas de données oculométriques pour les enfants. Nous avons ajusté le modèle aux données oculométriques des enfants et des adultes en testant toutes les combinaisons de valeurs des quatre paramètres simultanément tandis que dans l'étude de Reichle et al. (2013), les auteurs ont ajusté un paramètre à la fois, les autres paramètres étant fixés à leur valeur par défaut.

Ceci a empêché d'explorer des variations conjointes de deux (ou plus) paramètres, ce qui est regrettable puisque les paramètres ne sont pas complètement indépendants. Il est important de noter que, dans notre étude, à l'exception des paramètres qui contrôlent le traitement lexical, les autres paramètres du modèle ont été fixés aux valeurs optimales résumées dans le Tableau 14. Les paramètres lexicaux du modèle qui ont été estimés dans notre étude sont les paramètres utilisés dans les équations (1) et (2), décrivant la vérification de la familiarité et l'accès au lexique : α_1 , α_2 , α_3 et Δ . α_1 représente la durée maximale du traitement lexical d'un mot, α_2 et α_3 contrôlent respectivement l'effet de la fréquence lexicale du mot et de la prédictibilité du mot. Δ est une proportion de durée de la vérification de la familiarité qui définit la durée d'accès au lexique.

5.1.2.3 Déroulement des simulations

En entrée, le modèle attend les mots utilisés dans le texte²⁸, leur fréquence lexicale, leur longueur et leur prédictibilité respective. En sortie, le modèle va produire deux familles de mesures: (1) des temps de réaction et (2) des probabilités de fixations. Elles correspondent aux variables des durées de fixations (*single fixation duration (SFD)*, *first fixation duration (FFD)*, *gaze duration (GD)*, *total reading time (TRT)*) et aux probabilités de sauter un mot, de fixer un mot une fois et de le fixer deux fois. Nous avons choisi de comparer quatre mesures simulées et observées : FFD, GD, la probabilité de sauter un mot et la probabilité de fixer le mot une seule fois. Le modèle calcule ces mesures en fonction de cinq classes de fréquences lexicales qui sont divisées comme suit : 1-10 ; 11-100 ; 101-1000 ; 1001-10000 ; 10001+ par million. La Figure 5-3 résume les étapes décrites précédemment. Pour donner plus de détails, nous comparons les données simulées et les données observées selon un processus itératif (la procédure d'optimisation), dans lequel nous parcourons l'espace des paramètres simultanément pour les quatre paramètres lexicaux (α_1 , α_2 , α_3 et Δ) et nous cherchons la plus petite erreur produite par le modèle. Les bornes des espaces des paramètres lexicaux ont été définies en fonction des valeurs fournies par l'étude de Reichle et al., (2013) et par les contraintes neuropsychologiques discutées dans le §2.4.2.1.

²⁸Comme pour les analyses oculométriques dans le chapitre 4, nous avons supprimé les mots de début et de fin de chaque ligne car les fixations sur ces mots ne sont pas représentatives des autres fixations.

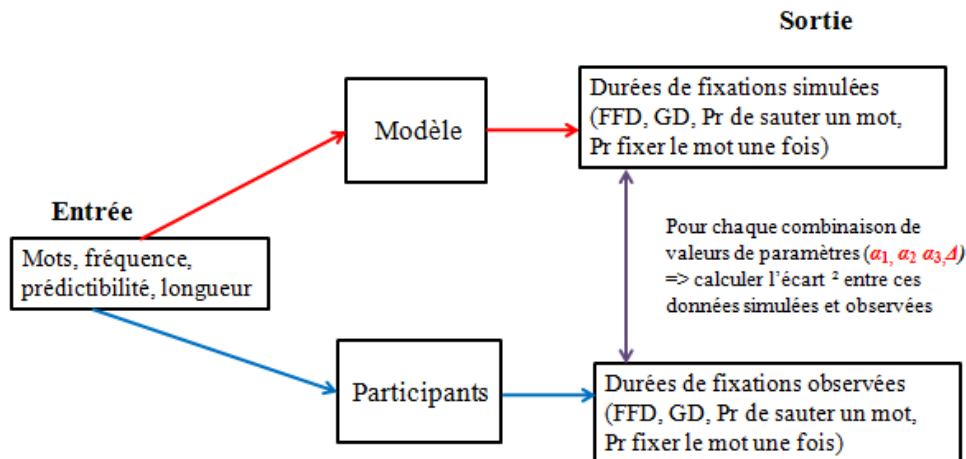


Figure 5-3 : Méthodologie générale des simulations

Par exemple, une valeur de α_1 inférieure à 100 ms ne serait pas plausible théoriquement. Afin de parcourir l'espace des paramètres, nous utilisons *un pas d'incrément*, différent pour chaque paramètre. Le pas d'incrément représente la quantité avec laquelle la valeur du paramètre va être augmentée à chaque itération. Les données simulées à chaque itération sont calculées en fonction d'une combinaison de valeurs de paramètre. A la fin de chaque itération, nous mesurons l'erreur du modèle pour cette combinaison de valeurs de paramètres. Nous avons utilisé comme mesure d'erreur, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, définie par :

$$EQM(b, c) = \frac{(\hat{\mu}(b, c) - \mu(b, c))^2}{\sigma(b, c)}$$

$$REQM_{total} = \sqrt{\frac{1}{B * C} \sum_i^B \sum_j^C EQM(b, c)_{i,j}}$$

avec b : mesures oculométriques, B : nombre de mesures oculométriques, c : classe de fréquence lexicale, C : nombre de classes de fréquence lexicale

Dans un premier temps, nous calculons l'écart au carré entre chaque moyenne $\hat{\mu}(b, c)$ de mesure observée et simulée $\mu(b, c)$ pour chaque classe de fréquence lexicale. Comme nous avons dit au début de ce paragraphe, pour calculer l'écart entre les données observées et simulées, nous avons choisi les mesures dépendantes suivantes : FFD, GD, la probabilité de

sauter un mot et la probabilité de fixer le mot une seule fois. Ces quatre mesures ont été calculées en fonction des cinq classes de fréquences lexicales, ce qui fait un total de 20 EQM calculées (4 mesures*5 classes de fréquence lexicale). La valeur de REQM totale représente la racine carrée de la moyenne des 20 EQM. Puisque nous calculons une moyenne d'EQM, et comme chaque mesure dépendante se situe à une échelle différente (ms pour les durées de fixations et probabilités), nous avons divisé l'écart mesuré ($\hat{\mu}(b, c) - \mu(b, c)$) par l'écart-type des données observées par classe de fréquence lexicale. La procédure décrite ci-dessus a été appliquée autant de fois que de combinaisons possibles entre les paramètres lexicaux (α_1 , α_2 , α_3 et Δ). Afin de reproduire la variabilité interindividuelle des sujets, nous utilisons un autre concept appelé *sujets statistiques*. Le nombre de sujets statistiques représente le nombre de fois que le modèle va calculer les mesures dépendantes pour chaque combinaison de valeurs de paramètres. Les données simulées finales pour une combinaison représentent la moyenne de toutes les mesures dépendantes que le modèle a calculées pour chaque sujet statistique. Enfin, pour définir quelle est le meilleur jeu de valeurs de paramètres nous avons pris la combinaison pour laquelle la REQM est minimale.

5.1.3 Simulations

Pour rappel, le but des simulations est de trouver quels sont paramètres lexicaux qu'il faudrait modifier pour rendre compte des comportements observés chez les enfants et les adultes. Ainsi, ces simulations pourraient expliquer quels sont les processus cognitifs qui diffèrent entre les adultes et les enfants ainsi que chez les enfants en difficulté. Nous avons effectué deux groupes de simulations : des simulations agrégées des adultes et des enfants reproduisant des comportements moyens et des simulations individuelles reproduisant des comportements individuels.

5.1.3.1 Simulations agrégées

Dans les simulations agrégées, nous avons simulé respectivement les données agrégées des adultes et des enfants. Ce premier groupe de simulation avait pour but de répliquer le résultat clé reporté dans l'étude de Reichle et al., (2013), discuté dans la section précédente, et d'expliquer les résultats reportés dans le § 4.4.5. De plus, la simulation représente un test important de la capacité de généralisation du modèle car nous utilisons des données oculométriques recueillies à partir d'un corpus français.

Nous avons utilisé la même méthodologie pour les deux simulations agrégées des adultes et des enfants. Dans les deux cas, nous avons procédé en faisant une recherche exhaustive

Chapitre 5 – Analyses des différences interindividuelles

globale et une recherche exhaustive locale. La première recherche permet de faire un sondage global dans l'espace des paramètres, et la deuxième de trouver les valeurs plus fines en fonction des résultats de la première. Pour les adultes, nous avons effectué deux recherches exhaustives tandis que pour les enfants trois recherches ont été réalisées. Pour chaque recherche, nous avons défini le nombre de sujets statistiques, les bornes de l'espace des paramètres et le pas d'incrément de chaque paramètre. Ces valeurs sont résumées dans le Tableau 15 dans la colonne intitulée « Simulations agrégées respectivement pour les adultes et les enfants ». A partir du Tableau 15 nous pouvons remarquer que nous sommes partis d'un grand espace de paramètres, d'un pas d'incrément grand et d'une quantité de sujets statiques faible pour arriver à un plus faible espace exploré avec des pas d'incrément, également plus faibles.

Recherche exhaustive	# de sujets statistiques	Simulation agrégées						Simulation individuelles				
		Adultes			Enfants			Enfants				
		Paramètre lexical	Espace de paramètre	Pas d'incrément	# de sujets statistiques	Paramètre lexical	Espace	Pas d'incrément	# de sujets statistiques	Paramètre lexical	Espace de paramètre	Pas d'incrément
1	100	α_1	100-150	10	100	α_1	100-200	10	1,000	α_1	100-180	5
		α_2	1-4	1		α_2	1-4	1		α_2	2-4	0.5
		α_3	10-40	10		α_3	10-40	10		α_3	10-40	5
2	1,000	Δ	0.2-0.6	0.1		Δ	0.2-0.6	0.1		Δ	0.2-0.4	0.05
		α_1	95-115	5	500	α_1	120-150	5		N/A		
		α_2	2-4	0.5		α_2	3-4	0.5				
		α_3	20-40	5		α_3	10-40	5				
3	N/A	Δ	0.2-0.4	0.05		Δ	0.2-0.4	0.05				
					1,000	α_1	140-150	1				
						α_2	3-4	0.25				
						α_3	20-40	2.5				
					Δ	0.2-0.3	0.025					

Tableau 15 : Nombre de sujets statistiques, intervalles des valeurs des paramètres, pas d'incrément du paramètre utilisé pour trouver la meilleure combinaison de valeurs de paramètres.

Pour sélectionner les bornes des intervalles des paramètres pour la recherche globale, nous avons fait référence aux bornes reportées dans l'étude de Reichle et al. (2013). Ensuite, nous avons calculé la valeur REQM moyenne pour chaque combinaison de valeurs de paramètre au travers du nombre d'itérations (le nombre de sujets statistiques). Ensuite nous avons sélectionné les valeurs des paramètres qui produisaient la plus petite valeur REQM. Ces valeurs, nous ont permis de définir les bornes de l'espace de paramètre pour la recherche exhaustive locale. Ensuite, nous avons répété la procédure décrite ci-dessus qui nous a permis de trouver la meilleure combinaison de paramètres respectivement pour les adultes et les enfants.

Ces valeurs nous ont permis de calculer les données oculométriques simulées et de les comparer avec nos données.

5.1.3.1.1 Résultats

Nous commencerons en commentant les meilleures valeurs des paramètres lexicaux estimés pour les données des adultes et ensuite pour les données des enfants. Pour la simulation qui concernait les caractéristiques oculaires des adultes, la mesure minimale d'erreur obtenue est égale à 0.214. Pour cette erreur, les meilleures valeurs des paramètres sont respectivement : 1) $\alpha_1 = 110$; (2) $\alpha_2 = 3.5$; (3) $\alpha_3 = 40$; et (4) $\Delta = 0.2$. Pour la simulation des caractéristiques oculaires des enfants, la mesure minimale d'erreur obtenue est égale à 0.285 avec les meilleures valeurs respectives des paramètres (1) $\alpha_1 = 147$; (2) $\alpha_2 = 4$; (3) $\alpha_3 = 22.5$; et (4) $\Delta = 0.2$. Les résultats des simulations pour les adultes et les enfants obtenus avec les meilleures valeurs des paramètres sont résumés à la Figure 5-4. Sur les figures A et C, nous avons tracé les durées de fixations (FFD, SFD, GD) calculées en fonction de la fréquence lexicale (1-10 ; 11-100 ; 101-1000 ; 1001-10000 ; 10001+) des mots dans le texte pour les adultes et les enfants respectivement. Les données observées sont tracées en trait plein tandis que les données simulées en trait pointillé. Sur la Figure 5-4, nous observons l'effet de la fréquence des mots sur les mouvements oculaires des enfants et des adultes que nous avons déjà discuté au §2.7.3. Plus un mot a une fréquence lexicale élevée, plus la durée de la fixation sur ce mot sera courte, que ce soit SFD, FFD ou GD. Nous retrouvons également un autre résultat discuté au §2.7.3: les enfants effectuent des fixations plus longues que les adultes et ceci quelle que soit la fréquence lexicale. Sur les figures B et D, nous avons tracé les probabilités de fixations : la probabilité de sauter un mot, la probabilité de fixer le mot une seule fois et la probabilité de le fixer deux fois. Comme pour les figures précédentes, nous observons que les courbes des données simulées sont proches des courbes des données observées. Nous pouvons remarquer un effet bien documenté également : les mots fréquents sont sautés plus souvent que les mots non-fréquents et ceci est vrai pour les enfants et les adultes. Ce résultat est en accord avec nos résultats présentés au §4.4.5: les enfants fixent plus souvent les mots deux fois et sautent les mots moins souvent.

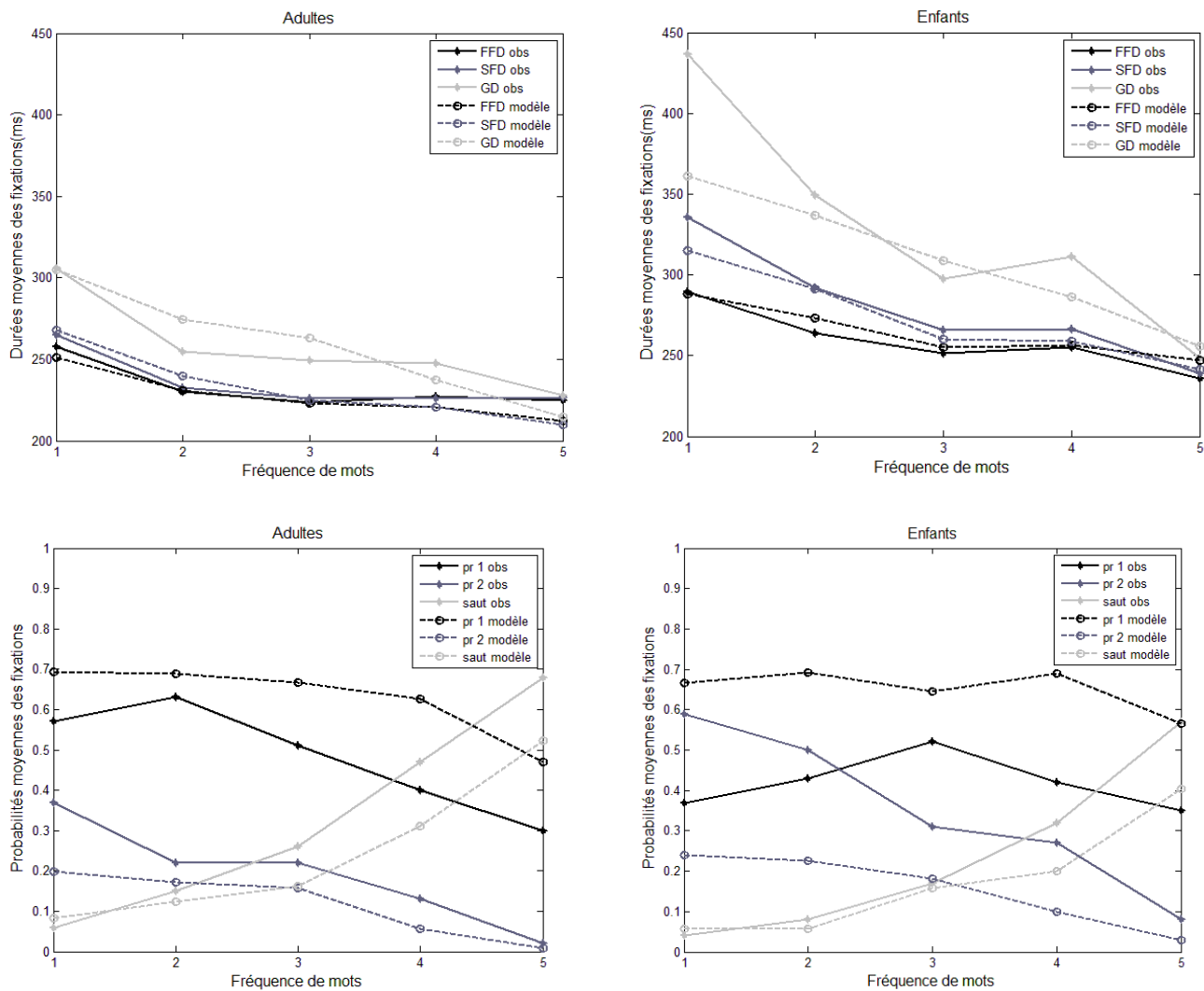


Figure 5-4 : Valeurs moyennes observées (traits pleins) et simulées (traits pointillés) : first-fixation duration (FFD), single-fixation duration (SFD), gaze durations (GD) et probabilité de sauter un mot, probabilité de fixer le mot une fois et probabilité de le fixer deux fois pour les adultes (1 et 3) et les enfants (2 et 4).

Les résultats des simulations sont en accord avec deux autres études : la première concerne la simulation des mouvements des yeux des adultes durant la lecture de textes en français (Miellet et al., 2007) et la seconde concerne les différences entre adultes et enfants pour la lecture de textes en anglais (Reichle et al., 2013). La valeur de REQM (0.214) reportée pour les adultes dans notre étude est plus faible que celle (0.452) reportée par Miellet et al., (2007). Ceci est probablement dû au fait que nous avons appliqué des techniques d'optimisation pour trouver les valeurs optimales des paramètres lexicaux tandis que Miellet et al., (2007) ont utilisé les valeurs par défaut du modèle. De plus, les auteurs ont utilisé une version plus

ancienne (*EZ-Reader 7*) tandis que nous avons employé *EZ-Reader 10*²⁹. Néanmoins, si nous comparons les allures des courbes pour les mesures dépendantes ainsi que les valeurs reportées par Mielliet et al. (2007), nous constatons une similarité entre leurs résultats et les nôtres.

De plus, les simulations répliquent les résultats indiqués dans les travaux de Reichle et al. (2013). Nos résultats ainsi que ceux de Reichle et al. (2013), suggèrent que les différences observées entre les adultes et les enfants au niveau des mouvements oculaires peuvent être expliquées par des différences dans l'expertise linguistique. En effet dans nos simulations, le paramètre qui contrôle la durée maximale du traitement lexical α_1 est égal à 110 pour les adultes³⁰ tandis que pour les enfants cette valeur est beaucoup plus élevée et est égale à 147. Etudions comment ces deux meilleures valeurs de paramètre affectent la durée du traitement lexical. En utilisant ces valeurs, le modèle prédit, par exemple, que les adultes ont besoin de 151 ms pour identifier un mot de trois lettres, fixé au centre avec une fréquence lexicale de 10,000 par million et une prédictibilité de 0 (151 ms = 50 ms de l'étape pré-attentive visuelle + 85 ms pour la vérification de la familiarité + 16 ms pour l'accès au lexique). Cependant, pour les enfants, le modèle prédit que le temps nécessaire d'identification du mot requiert 193 ms (193 ms = 50 ms de l'étape pré-attentive visuelle + 121 ms pour la vérification de la familiarité + 22 ms pour l'accès au lexique). Ces estimations sont consistantes avec les données neuropsychologiques reportées dans le §2.4.2.1 qui suggèrent que le traitement lexical pour les adultes dure en moyenne 147.6 ms et se situe dans l'intervalle 126.6 – 171.8 ms.

Avec ces deux premières simulations des données des mouvements oculaires des adultes et des enfants, nous avons montré que nous pouvions simuler les données oculométriques des adultes et des enfants durant la lecture en français avec une bonne précision. De plus, nous avons montré comment la fréquence lexicale module les comportements oculaires des adultes et des enfants et ceci également au niveau des données simulées. Enfin, les résultats de nos simulations ont répliqué les résultats de Mielliet et al. (2007) et de Reichle et al. (2013).

Nous avons discuté, dans le §3.1.5.2 les inconvénients de l'ajustement du modèle aux données agrégées et notamment la perte d'information en moyennant les données individuelles. Nous

²⁹ Le changement principal entre les deux versions se situe au niveau du calcul du $t(L_1)$ qui s'écrit comme suit : $t(L_1) = \{\alpha_1 - [\alpha_2 * \ln(\text{fréquence})]\} * (1 - 2 * \text{predictabilité})$.

³⁰ Dans l'étude de (Reichle et al., 2013), les valeurs reportées sont de $\alpha_1 = 104$ pour les adultes et $\alpha_1 = 208$ pour les enfants

avons discuté également les principaux avantages de l’ajustement du modèle aux données individuelles et notamment le fait que nous pouvions étudier en détails les relations entre les paramètres individuels et les aptitudes cognitives. Dans notre cas, ceci concerne les connaissances lexicales et l’intelligence générale mesurées au travers des différents tests succinctement discutés dans le chapitre 4. Par la suite, nous élargissons ce travail en simulant les données individuelles pour chaque enfant. Ensuite, nous tenterons d’apporter plus d’explications concernant les différences observées au niveau des mouvements oculaires en fonction des connaissances lexicales que nous avons discutées à la fin du chapitre 4. Plus précisément, nous nous intéresserons à savoir comment les différences interindividuelles au niveau du traitement lexical modulent les caractéristiques oculaires et comment les paramètres du traitement lexical du modèle *EZ-Reader* reflètent cette modulation.

5.1.3.2 Simulation individuelle

La simulation individuelle a pour but donc d’étudier les sources possibles de la variabilité interindividuelle des enfants au niveau des mouvements oculaires et ceci en fonction de leurs connaissances lexicales. Conformément aux prédictions du modèle, notre hypothèse de départ est que la variabilité dans les valeurs de α_1 devrait être reliée avec les connaissances lexicales mais pas avec la compréhension de textes et l’intelligence générale. De plus, pour étudier comment les mouvements oculaires sont modulés par les différences au niveau des connaissances lexicales, nous voulions explorer la relation entre les valeurs de α_1 et les connaissances orthographiques et phonologiques. Enfin, cette étude peut nous permettre également de mieux comprendre ce que la phase de la vérification de familiarité représente : (1) les processus orthographiques, (2) phonologiques ou (3) la combinaison des deux³¹.

5.1.3.2.1 Méthodologie

Nous avons utilisé la même méthodologie décrite dans le §5.1.2 et dans le §5.1.3.1. Afin de trouver les meilleures valeurs de paramètre pour chaque enfant, nous avons effectué une recherche exhaustive dans l’espace des paramètres (α_1 , α_2 , α_3 et Δ) pour chacun des 75 enfants individuellement. Le nombre des sujets statistiques, l’espace de paramètre ainsi que le pas d’incrémentation sont résumés au Tableau 15 dans la colonne « Simulation individuelles ». Afin de définir les bornes de l’espace des paramètres, nous nous sommes inspirés des valeurs de la recherche exhaustive globale des enfants. Ainsi, pour les simulations individuelles, nous

³¹Nous avons discuté dans le chapitre 3 § les différentes interprétations théoriques de la phase de la vérification de la familiarité.

avons effectué une seule recherche exhaustive mais avec des pas d'incrémentation plus petits³². Pour trouver la meilleure combinaison de valeurs de paramètres pour chaque enfant, nous avons utilisé le même critère que pour les simulations agrégées : le minimum du critère REQM. Ainsi, nous avons obtenu pour chaque enfant une combinaison des meilleures valeurs de paramètres. Une question importante qui peut se poser naturellement, est la fiabilité des valeurs des paramètres estimées car nous faisons un ajustement individuel sur une quantité faible de données. Dans ce cas, il serait possible que le modèle soit sur-ajusté aux données et donc que les paramètres estimés ne soient pas fiables.

5.1.3.2.2 Fiabilité des valeurs des paramètres

Pour répondre à la question de la fiabilité des paramètres optimaux pour chaque enfant, nous avons effectué trois analyses distinctes que nous décrivons maintenant. Dans un premier temps, nous avons vérifié si les meilleures valeurs de paramètres correspondent à un minimum du critère d'erreur sur chacune des dimensions dans l'espace des paramètres, car il est possible que le minimum global se trouve à l'extérieur des limites que nous avons définies. Pour chaque enfant, nous avons donc fixé les valeurs de trois paramètres à leurs valeurs optimales et nous avons ajusté les valeurs du quatrième paramètre à $\pm 10\%$, $\pm 20\%$, et $\pm 30\%$ (6 proportions) autour de sa valeur optimale. Au total, nous avons effectué 24 simulations supplémentaires (4 paramètres* 6 proportions). Ensuite, nous avons calculé la déviation relative³³ entre le critère REQM optimal et sa nouvelle valeur REQM calculée en fonction des six proportions résumées à la Figure 5-5. Nous pouvons observer que les valeurs optimales de α_1 et α_2 contribuent à la diminution des valeurs de REQM tandis que α_3 et Δ n'ont pas d'effet sur les valeurs de la REQM. Ce dernier résultat suggère qu'il faudrait être prudent avec l'interprétation des relations entre les valeurs de ces deux paramètres (α_3 et Δ) et les variables d'intérêt (les tests psychométriques dans notre cas). La seconde analyse consistait à effectuer une validation croisée (discutée en §3.1.4) pour s'assurer que les valeurs des paramètres ne sont pas issues d'un sur-ajustement du modèle aux données et, en l'occurrence, vérifier que ces valeurs permettent au modèle de généraliser. Nous avons évoqué

³² Pour les calculs de recherche exhaustive, nous avons utilisé les serveurs disponibles sur la plateforme IRIDIS à l'université de Southampton lors d'une visite de recherche. Pour donner une idée du temps de calcul requis pour un enfant et 4 paramètres à estimer, nous avons besoin de 3 heures de temps de calcul sur le serveur. C'est pour cette raison que nous avons effectué une seule recherche exhaustive.

³³ Nous avons calculé la moyenne du ratio entre les deux nouvelles valeurs de RMSD (une pour l'écart positif et une pour l'écart négatif) et la RMSD optimale et ceci pour chaque paramètre.

les problèmes de généralisation au §3.1.4. Nous avons utilisé la technique de validation croisée classique qui consiste à séparer les données en deux parties : (1) la partie d'apprentissage pour estimer les valeurs optimales des paramètres ; (2) la partie test qui a pour but d'évaluer la capacité de généralisation des valeurs des paramètres obtenues dans la phase d'apprentissage.

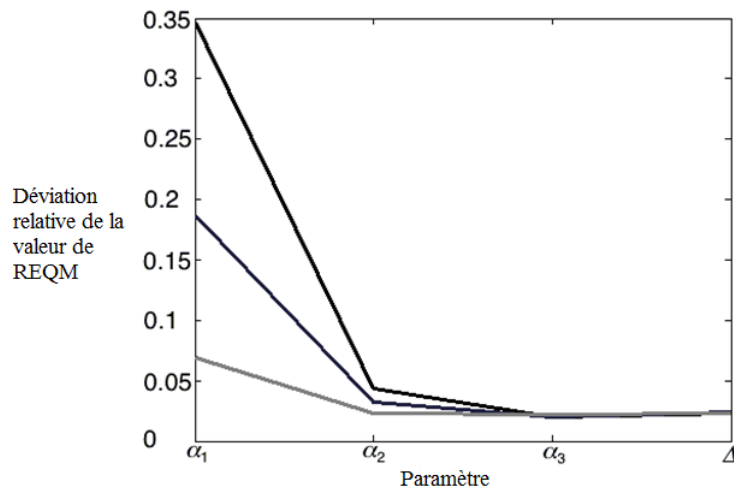


Figure 5-5 : Déviation relative entre la valeur optimale de la REQM et les valeurs de REQM obtenues en écartant la valeur optimale de chaque paramètre avec $\pm 10\%$ (bleu), $\pm 20\%$ (vert), and $\pm 30\%$ (rouge), les trois autres paramètres étant fixés à leur valeur optimale.

Afin de séparer les données en deux sous-parties, nous avons décidé de regrouper les séquences de fixations ligne par ligne et d'attribuer deux tiers des fixations regroupées en lignes à la phase d'apprentissage et un tiers à la phase test. Ainsi, nous respectons la séquentialité des fixations par rapport aux mots dans le texte, qui est un aspect très important dans les modèles de lecture en général et pour le modèle *EZ-Reader*. Comme pour les autres simulations, la recherche exhaustive a été effectuée sur 1000 sujets statistiques avec les combinaisons de valeurs des paramètres suivantes : (1) α_1 [90, 200], pas d'incrémentation = 10; (2) α_2 [2, 6], pas d'incrémentation = 1; (3) α_3 [10, 40], pas d'incrémentation = 10; et (4) Δ = [0.2, 0.4], pas d'incrémentation = 0.1. Ce processus de séparation des données en apprentissage et test a été répété dix fois afin d'obtenir des valeurs fiables de l'estimation de paramètres. Ensuite, nous avons calculé le critère REQM respectivement pour l'apprentissage et pour le test pour chaque enfant, ce qui fait un total de 2 valeurs de REQM (apprentissage et test) * 10 itérations * 75 enfants. Ensuite, nous avons calculé la moyenne et l'écart-type du critère REQM de la phase d'apprentissage (M = 0.42, ET = 0.11) et de la phase test (M = 0.70, ET = 0.27) pour tous les enfants. Ces résultats représentés par des boîtes à moustaches,

sont tracés à la Figure 5-6. La différence de moyenne de REQM entre les 10 itérations en phase d'apprentissage et en phase de test est significative (test de Student, $p < 0.001$). De plus, nous avons calculé la variabilité inter-individuelle des valeurs des paramètres dans la phase de test (c'est-à-dire l'écart-type de la moyenne des valeurs pour chaque paramètre et pour chaque enfant au travers des 10 exécutions de simulations). Nous avons également calculé la variabilité intra-individuelle des valeurs de paramètres dans la phase de test (la moyenne des écart-types des valeurs pour chaque paramètre et pour chaque enfant au travers des 10 exécutions de simulations). En prenant une heuristique simple, il est attendu une variabilité inter-individuelle plus grande que la variabilité intra-individuelle. Un ratio de $\sqrt{2} = 1.41$ serait un indicateur de la fiabilité des paramètres à estimer. Les ratios pour les paramètres sont : α_1 (ratio = 2.48), α_2 (ratio = 1.85), and Δ (ratio = 2.08). Ces valeurs de ratio suggèrent que les valeurs optimales de ces paramètres sont fiables. Cependant, la valeur de ratio pour $\alpha_3 = 0.395$, présente une variabilité inter-individuelle plus petite que la variabilité intra-individuelle. Ce résultat, indique encore une fois qu'il faudrait être prudent en interprétant les valeurs de ce paramètre.

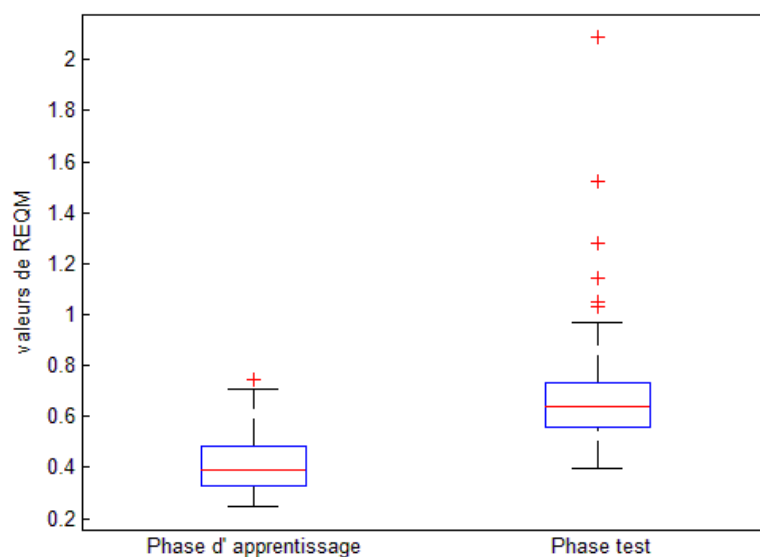


Figure 5-6 : Boîtes à moustaches représentant les valeurs moyennes de REQM, résultats de la validation croisée (au travers des 10 itérations de la phase d'apprentissage et de la phase de test).

Enfin, pour mieux comprendre comment les valeurs du critère REQM sont liées à chaque combinaison des meilleures valeurs de paramètres, nous avons étudié les positions de α_1 , α_2 , α_3 et Δ dans un espace à quatre dimensions en fonction du critère REQM. Les analyses

indiquent que lorsque la position des paramètres qui minimise le critère REQM est à l'intérieur de l'espace des paramètres que nous avons défini lors des simulations, les évolutions locales du critère en fonction des paramètres sont quadratiques. La Figure 5-7 montre un exemple de profil quadratique. Dans ce cas, il est possible de conclure que le minimum de la REQM a été atteint et que le paramètre a un effet sur l'évolution de la REQM. Cependant, pour 21 des 75 participants, le locus des valeurs de α_1 qui minimisent le critère, n'était pas à l'intérieur de l'espace de paramètres. La Figure 5-8 montre un exemple de ce profil. Ce résultat indique que la valeur optimale de α_1 a atteint la limite que nous avons définie pour l'espace des paramètres et que la valeur optimale pour ce paramètre n'était pas trouvée.

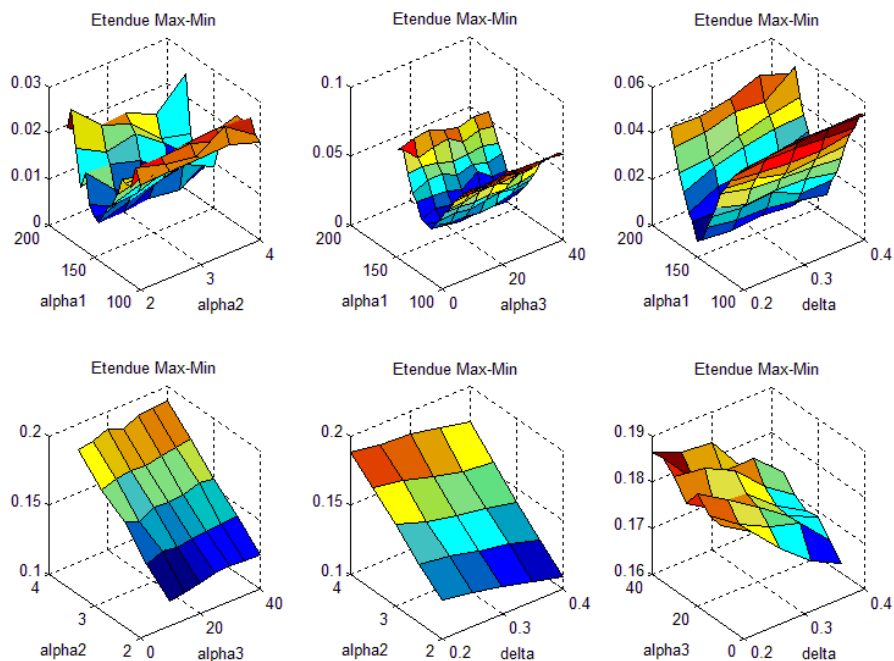


Figure 5-7 : Pour un sujet, exemple de profil avec un minimum en traçant l'évolution du critère en fonction de deux variables parmi quatre (6 possibilités)

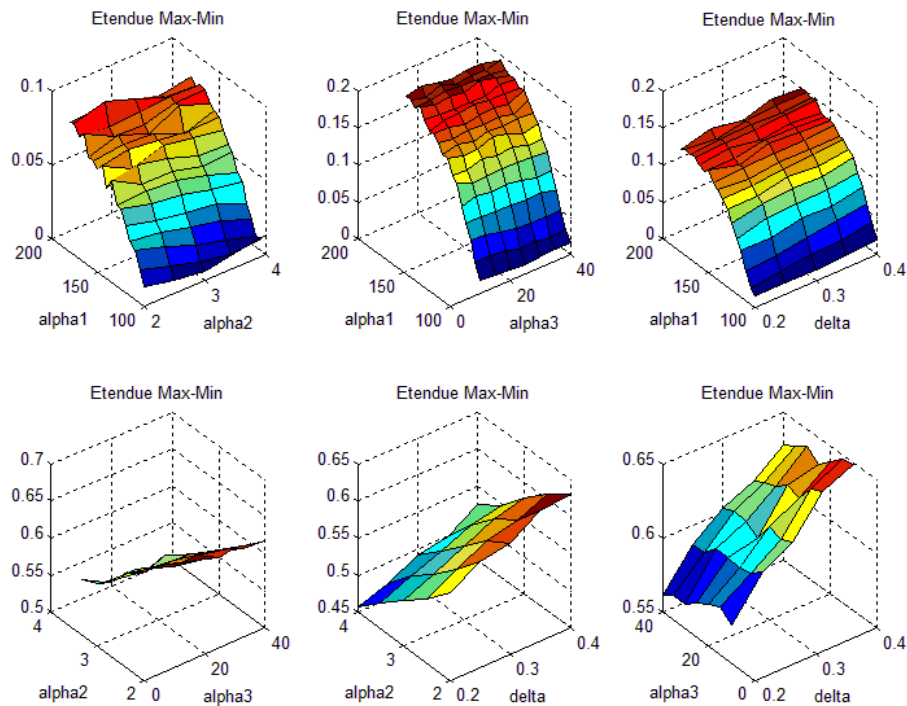


Figure 5-8 : Pour un sujet, exemple de profil sans minimum en traçant l'évolution du critère en fonction de deux variables parmi quatre (6 possibilités)

En conséquence, nous avons décidé d'étudier les relations entre les paramètres α_1 et α_2 du modèle, les durées de fixation et les résultats aux tests psychométriques uniquement pour les données des enfants qui correspondent aux profils quadratiques ($N=75-21=54$). Il est important de se rappeler que nous avons fixé les frontières des espaces des paramètres arbitrairement afin que ces valeurs soient conformes à nos connaissances a priori pour la durée du traitement lexical minimal et en fonction des bornes définies par Reichle et al. (2013).

5.1.3.2.3 Résultats

Pour rappel, nous avons effectué ces simulations au niveau individuel dans le but de mieux comprendre pourquoi nous observons des différences au niveau des comportements oculaires durant la lecture de texte des enfants alors que ceux-ci sont exposés aux mêmes stimuli (§4.4.7) Dans le 4.4.6 nous avons analysé comment les différences au niveau des connaissances lexicales modulent les mouvements oculaires des enfants. Ensuite, nous avons décidé de recourir à un modèle computationnel dans le but de mieux comprendre et d'apporter

de nouvelles explications aux phénomènes observés. Ceci a été opérationnalisé en effectuant un ajustement du modèle *EZ-Reader* aux données individuelles afin de trouver les valeurs optimales des paramètres α_1 , α_2 , α_3 et Δ pour les 75 enfants. Ensuite, nous avons mis en relation les valeurs optimales des paramètres pour les 54 (75-21) enfants avec trois ensembles de variables : (1) les durées et les probabilités de fixations observées ; (2) les résultats aux tests psychométriques ; (3) les résultats aux questions de compréhension du texte lu. Il est important de noter que nous n'avons pas analysé les relations entre les paramètres α_3 et Δ car les analyses des paramètres dans la section précédente ne sont pas concluantes sur leur fiabilité. La qualité d'ajustement du modèle aux données oculaires individuelles des enfants avait une grande variabilité avec ces valeurs du REQM : $M = 0.41$; $SD = 0.13$; min. = 0.21; max. = 0.84. Cette variabilité n'est pas très surprenante car notre texte comprenait 156 mots, ceci limitant le nombre d'observations par condition expérimentale. Le Tableau 16 résume les corrélations entre les meilleures valeurs des paramètres pour chaque enfant ainsi que les durées de fixation, les résultats aux tests psychométriques et les questions de compréhension. Tout d'abord, nous pouvons remarquer que les valeurs de α_1 et les durées de fixations FFDs ($r = 0.86$) et GDs ($r = 0.77$) sont corrélées positivement. Ce résultat suggère que lorsque la durée du traitement lexical augmente (ceci est traduit par une augmentation de la valeur de α_1), les mots reçoivent plus de fixations et elles durent plus longtemps. Si maintenant, nous considérons les valeurs de corrélation entre les valeurs de α_1 et les résultats aux tests psychométriques, nous pouvons remarquer que les valeurs de α_1 sont négativement corrélées avec les connaissances orthographiques ($r = -0.44$) et le test d'intelligence générale ($r = 0.27$). Nous n'avons pas observé une corrélation significative avec les résultats des tests de connaissances phonologiques ($r = -0.22$), de compréhension de phrases écrites ($r = -0.16$) et les questions de la compréhension de textes ($r = 0.13$).³⁴ Nous n'examinerons pas l'autre partie des corrélations (entre les tests psychométriques et les durées de fixations) car nous avons déjà discuté en détails ces corrélations dans le §4.4.6. Bien évidemment, les valeurs des corrélations changent car ici nous étudions ces corrélations pour les 54 enfants tandis que dans le chapitre 4, nous étudions ces corrélations pour les 75 enfants.

34 Les analyses de corrélations de l'ensemble total des données (N=75) ont révélé les mêmes résultats de corrélations, mais en plus, les résultats indiquaient que les connaissances phonologiques étaient significativement corrélées avec α_1 ($r = -0.36$; $p < 0.001$).

Variables		Paramètres du modèle		Durées de fixations		Résultats aux tests psychométriques				Compréhension texte
		α_1	α_2	FFD	GD	Orthographe	Phonologie	Compréhension	IQ	
Paramètres du modèle	α_1	1.0								
	α_2	-0.10	1.0							
Durées de fixations	FFD	0.86***	-0.17	1.0						
	GD	0.77***	0.30*	0.65***	1.0					
Résultats aux tests psychométriques	Orthographe	-0.44***	0.16	-0.26*	0.59***	1.0				
	Phonologie	-0.22	0.23	-0.17	-0.35**	0.62***	1.0			
	Compréhension	-0.16	0.03	-0.15	-0.29*	0.44***	0.36**	1.0		
	QI	-0.27*	0.19	-0.16	-0.32*	0.47***	0.43***	0.50***	1.0	
Compréhension texte		0.13	0.09	0.17	0.07	0.06	0.18	0.28*	0.27*	1.0

Tableau 16 : Corrélations entre les meilleures valeurs des paramètres estimées pour chaque enfant ($N = 54$) les valeurs respectives des mesures des fixations, les résultats aux tests psychométriques et aux questions de compréhension du texte lu. 1. FFD = first-fixation duration 2. GD = gaze duration 3. * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$.

Pour étudier plus en détails la relation entre le paramètre α_1 , les tests psychométriques et les durées de fixation, nous avons calculé les modèles de régression linéaire pour chaque mesure en fonction du prédicteur : α_1 sur la Figure 5-9. Nous avons calculé la variance expliquée par le modèle de régression en fonction de α_1 . Les variances expliquées pour les durées de fixation et pour les connaissances orthographiques étaient significatives ($R^2_{\text{FFD}} = 0.76$; $R^2_{\text{GD}} = 0.60$; $R^2_{\text{ORTHO}} = 0.20$) confirmant les résultats que nous avons observés au niveau de l'étude des corrélations discutées dans ce paragraphe.

En conclusion, la Figure 5-9 montre que les valeurs du paramètre α_1 sont reliées systématiquement aux résultats des tests d'orthographe ainsi qu'aux durées de fixation.

Chapitre 5 – Analyses des différences interindividuelles

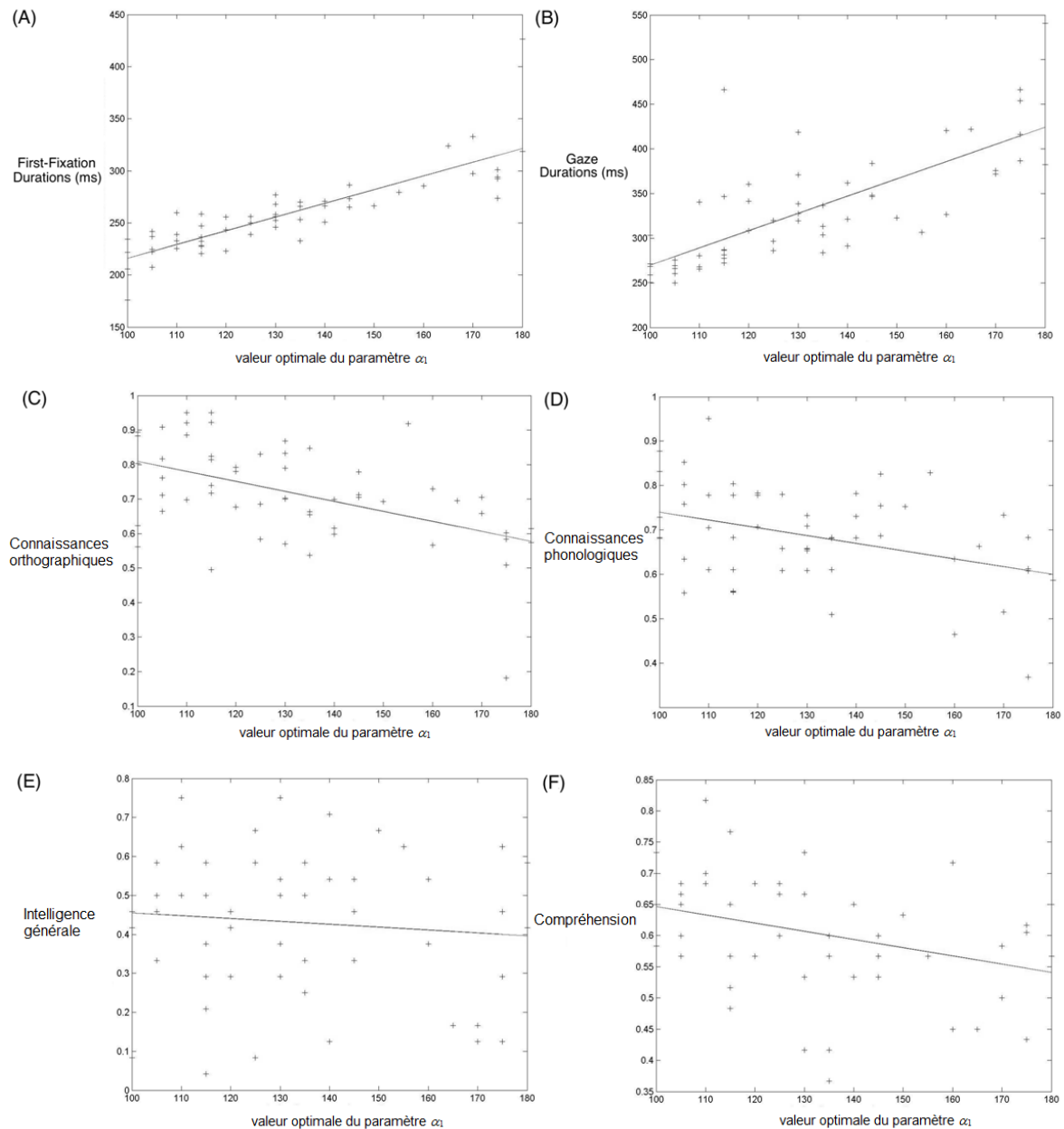


Figure 5-9 : Régression linéaire montrant les relations entre les valeurs individuelles de α_1 pour chacun des 54 enfants et (A) FFDs ; (B) GDs ; (C) connaissances orthographiques ; (D) connaissances phonologiques ; (E) compréhension de phrases écrites ; et (F) l'intelligence générale.

En résumé, les résultats de la première simulation ont montré que nous pouvons simuler et rendre compte des différences au niveau des mouvements oculaires entre les enfants et les adultes avec un modèle computationnel tel qu'*EZ-Reader*. Nous avons trouvé que

l'ajustement du paramètre qui contrôle la durée de traitement lexical α_1 , permet de simuler les différences dans le comportement oculomoteur des enfants et des adultes. Ces résultats pourraient s'interpréter dans le sens de l'hypothèse de l'expertise linguistique (discutée dans le §2.7.2.2). En effet, les changements développementaux des mouvements des yeux pourraient être une conséquence comportementale de l'amélioration des capacités en lecture. Dans ce cas, les changements dans les mouvements des yeux peuvent refléter la diminution de la charge cognitive associée à l'identification et à la compréhension des mots lus. De plus, nous observons les mêmes résultats au niveau des simulations individuelles : le paramètre α_1 est le plus fiable de tous les paramètres lexicaux étudiés. Il est négativement corrélé avec les performances aux tests orthographiques qui mesurent la capacité d'identification des mots et positivement corrélé avec les durées des fixations. Ces résultats impliquent que les enfants qui sont plus lents avec le traitement lexical (des valeurs de α_1 élevées), ont des performances en identification de mots plus faibles et nécessitent plus de temps afin d'identifier les mots et d'accéder à leur signification.

5.2 Analyses des relations entre les données psychométriques et les mouvements oculaires

Dans cette partie, nous élargissons l'étude des différences interindividuelles décrite dans le chapitre 4, en examinant les liens entre les connaissances lexicales et les mesures oculométriques grâce à des techniques de régression linéaire simple, puis multiple.

Les résultats discutés précédemment sont conformes avec l'idée que les individus se différencient au niveau des connaissances lexicales et ceci peut s'expliquer par le fait qu'ils ont appris les mots différemment (Kupermann & Dyke, 2011). Cependant, très peu de travaux ont étudié comment la variabilité interindividuelle au niveau des connaissances lexicales affecte les mouvements des yeux. Dans leur étude, Eden et al., (1994) ont étudié les performances aux tests de conscience phonologique comme prédicteurs des caractéristiques oculaires. Ils ont trouvé une corrélation entre les faibles performances aux tests et les difficultés de la planification de la saccade. Deux autres études (Ashby et al., 2005 ; Chace et al., 2005) se sont intéressées à la compréhension de textes comme prédicteur des différences au niveau des mouvements oculaires. Dans la première étude, les auteurs ont trouvé que les participants du groupe ayant une faible performance aux tests de compréhension avaient des durées de fixation plus longues que les lecteurs ayant une meilleure performance aux tests.

Dans la seconde étude, Chace et al. (2005) ont trouvé que les mauvais compreneurs exploitaient moins d'information parafovéale que les bons compreneurs. A notre connaissance, l'unique étude qui s'est intéressée simultanément à l'effet des connaissances orthographiques, phonologiques et de compréhension de textes sur les caractéristiques oculaires est celle de Kupermann & Dyke (2011). Dans nos travaux, nous nous sommes largement inspirés des résultats de cette étude. Les différences entre cette étude et la nôtre se situent au niveau de l'âge de la population, des tests utilisés pour la mesure des connaissances lexicales et de la langue parlée. Dans l'étude de Kupermann & Dyke (2011) les participants étaient de langue maternelle anglaise et âgés entre 16 et 24 ans alors que dans la nôtre, ils étaient de langue maternelle française et âgés entre 10 et 12 ans. Notre étude a deux objectifs principaux : (1) vérifier si nous obtenons les mêmes résultats que dans l'étude de Kupermann & Dyke (2011) et notamment que le prédicteur qui explique le plus la variance des caractéristiques oculaires est la capacité d'identification de mots c'est-à-dire les connaissances orthographiques; (2) compléter les explications des résultats présentés dans les sections précédentes, en particulier le fait que les connaissances orthographiques sont systématiquement reliées avec les valeurs du paramètre qui contrôle le traitement lexical.

5.2.1 Régression linéaire

Notre objectif principal est de comprendre comment les différences interindividuelles de connaissances linguistiques affectent les caractéristiques oculaires. Comme nous disposons de données multidimensionnelles, nous avons étudié, dans un premier temps, les effets individuellement par dimension et ensuite conjointement. Pour étudier les relations entre les variables, nous avons utilisé l'outil statistique classique de la régression linéaire simple et sa version généralisée avec la régression linéaire multiple. Dans le modèle de régression linéaire multiple, une variable quantitative Y (encore appelée variable dépendante) est expliquée par plusieurs variables quantitatives x_i ($i = 1 \dots p$) appelées prédicteurs (variables indépendantes). Dans notre cas, nous voulons expliquer les variables oculométriques définies dans le §4.4.4 en fonction des résultats aux tests psychométriques des enfants (qui seront les prédicteurs dans notre modèle de régression multiple). Le modèle de régression s'écrit comme ceci :

$$\hat{y} = \sum_i \beta_i x_i + a_0 + \varepsilon$$

Conditionnellement à la connaissance des variables x_i ($i = 1, \dots, p$), les paramètres inconnus du modèle, à savoir a_0, β_i ($i=1..p$) et σ^2 (la variance des erreurs, ε), sont estimés par la technique des moindres carrés qui consiste à minimiser l'écart entre les valeurs prédites par le modèle et les valeurs observées. L'erreur du modèle (ε) représente l'information manquante dans l'explication de la variable Y par les variables prédictives X_i ($i = 1, \dots, p$). Pour évaluer le pouvoir prédictif d'un modèle donné, le *coefficient de détermination* (R^2) est calculé. Ce coefficient représente la part de la variation de Y expliquée par le modèle de régression. Les formules mathématiques du calcul du coefficient R^2 sont définies ci-dessous :

$$SCT = SCE + SCR$$

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT}$$

$$SCE = \sum_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2$$

$$SCR = \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2$$

$$SCT = \sum_i (y_i - \bar{y})^2$$

La somme des carrés expliqués (SCE) représente la variabilité expliquée par le modèle. En effet, c'est la somme des écarts au carré entre les y_i estimés (\hat{y}_i) et la moyenne des y observés (\bar{y}). La somme des carrés résiduels (SCR) est la variabilité non-expliquée par le modèle qui est représentée par la somme des écarts au carré entre les y_i observés (y_i) et les y_i estimés (\hat{y}_i). La somme des carrés totaux (SCT) traduit la variabilité totale observée qui est la somme des écarts au carré entre les y_i observés (y_i) et la moyenne des y_i observés (\bar{y}).

5.2.2 Transformation de variables

Afin de rendre les différentes variables explicatives comparables (utilisant la même échelle et la même unité), nous avons transformé ces variables en variables centré-réduites. Pour chaque variable, nous avons soustrait la moyenne et nous avons divisé le résultat par son écart-type. Il faut noter que l'une des conditions pour appliquer la régression linéaire multiple est de ne pas observer de colinéarité entre les prédicteurs. Cependant, comme nous avons vu dans le §4.3.5, les quatre prédicteurs sont fortement corrélés. Les bonnes pratiques dans ce cas indiquent de transformer les variables afin de les rendre indépendantes, par exemple avec une analyse en

composantes principales. Le problème avec cette solution est que les résultats sont plus difficilement interprétables. Nous avons donc pris la décision de ne pas faire une telle transformation qui nous empêcherait d'interpréter directement les résultats de la régression linéaire multiple.

5.2.3 Modèle de régression linéaire simple

Avant d'étudier la contribution relative des quatre variables explicatives (les tests psychométriques) par rapport aux variables dépendantes (les mesures oculométriques), nous avons calculé la contribution unique de chaque variable indépendante pour chaque variable dépendante. Le Tableau 17 résume les coefficients R^2 et la variation de chaque mesure oculométrique expliquée par le modèle de régression à une seule variable. Les nuages de points ainsi que la droite de régression linéaire sont reportés dans l'annexe F. Les résultats reportés dans le tableau ci-dessous sont en accord avec les résultats discutés dans le §4.4.6. Nous observons que les variations dans la plupart des mesures oculométriques sont expliquées par les connaissances en orthographe des enfants. Nous pouvons remarquer également que les connaissances phonologiques contribuent à l'explication de la variance au niveau des durées des fixations. La probabilité de régression et la progression au mot suivant ainsi que la longueur des saccades régressives ne sont pas expliquées par les performances aux tests psychométriques, suggérant, en accord avec les résultats du §4.4.6 que d'autres variables expliquent leurs variations.

5.2.4 Sélection de modèle

Pour étudier les relations entre les tests psychométriques et les mesures oculométriques, nous avons analysé la prédiction par la combinaison des variables indépendantes en utilisant une régression linéaire multiple. Le nombre de combinaisons possibles des variables X_i est 2^p (chaque X_i peut être dans le modèle ou pas et il y a p X_i). Dans notre cas, nous avons $2^4 = 16$ combinaisons possibles de variables indépendantes qui peuvent être potentiellement étudiées. Pour évaluer quelle est la meilleure combinaison de variables, nous avons appliqué une technique de sélection de modèle. Le but de la sélection de modèle est de trouver le sous-ensemble de X_1, \dots, X_p le plus parcimonieux tout en gardant le pouvoir prédictif du modèle (représenté par le critère SCE).

Mesure oculaire	Orthographe	Phonologie	Intelligence générale	Compréhension
<i>Single fixation duration</i>	0,23	0,16	0,04	0,01
<i>First fixation duration</i>	0,15	0,11	0,03	0,01
<i>Gaze duration</i>	0,35	0,18	0,08	0,04
<i>Total reading time</i>	0,44	0,17	0,15	0,04
<i>Probabilité de sauter un mot</i>	0,21	0,02	0,04	0,00
<i>Probabilité de fixer un mot une fois</i>	0,15	0,04	0,07	0,02
<i>Probabilité de fixer un mot deux fois</i>	0,28	0,05	0,08	0,01
<i>Durée moyenne de la fixation</i>	0,15	0,10	0,04	0,01
<i># fixations par rapport au #total mots</i>	0,31	0,06	0,09	0,01
<i># fixations par rapport au #total mots fixés</i>	0,32	0,07	0,11	0,03
<i>Probabilité de refixer un mot</i>	0,25	0,07	0,03	0,06
<i>Probabilité de régression - 1</i>	0,01	0,00	0,00	0,01
<i>Probabilité de régression - n</i>	0,00	0,00	0,07	0,02
<i>Probabilité de régression totale</i>	0,01	0,00	0,03	0,00
<i>Probabilité de progression + 1</i>	0,00	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de progression + n</i>	0,39	0,07	0,09	0,04
<i>Probabilité de progression totale</i>	0,24	0,04	0,06	0,04
<i>Longueur de la saccade régressive</i>	0,00	0,00	0,01	0,02
<i>Longueur de la saccade progressive</i>	0,32	0,05	0,07	0,03
<i>Longueur moyenne de la saccade</i>	0,19	0,01	0,02	0,00

Tableau 17 : Coefficient R^2 pour la régression linéaire simple entre chaque test psychométrique et chaque mesure oculométrique. La couleur rouge montre que les valeurs du coefficient R^2 sont significatives.

Chaque sous-ensemble X_1, \dots, X_p va être utilisé pour l’ajustement d’un modèle particulier, M , afin d’étudier la relation entre Y et X_1, \dots, X_p de manière à choisir le meilleur sous-ensemble de X_1, \dots, X_p . Il existe plusieurs méthodes pour effectuer la sélection de modèles, nous avons utilisé la sélection de tous les sous-ensembles possibles car nous disposons d’une faible quantité de variables indépendantes et donc de 16 sous-ensembles à calculer pour chaque Y . Comme il y a 20 paramètres oculomoteurs, nous avons au total calculé 16×20 modèles de régression. Pour choisir le meilleur modèle, nous avons décidé d’utiliser le critère Bayésien d’information (BIC). Comme nous l’avons mentionné dans le § 3.1.4, ce critère cherche la solution la plus parcimonieuse en gardant une complexité raisonnable et en maximisant la

vraisemblance du modèle par rapport aux données observées. Dans le cas de la régression linéaire, la vraisemblance est l'erreur de la prédiction du modèle, le critère BIC s'écrit comme suit :

$$C(k) = 2 * \ln\left(\frac{SCR}{n}\right) + k * \ln(n)$$

k : le nombre de paramètres dans le modèle, *n* : le nombre d'observations

Pour sélectionner le meilleur modèle parmi les 16 possibles, nous avons pris celui pour lequel le minimum du critère BIC a été trouvé. Le Tableau 18 résume les poids β_p des variables sélectionnées par le modèle optimal pour chaque mesure oculométrique. Nous pouvons remarquer que les modèles optimaux sélectionnés par le critère BIC ne comportent qu'une seule variable explicative. Ces résultats pourraient s'expliquer en partie par le fait que le critère BIC cherche la solution la plus parcimonieuse qui implique un nombre minimal de paramètres à inclure dans le modèle. De plus dans le paragraphe précédent, nous avons évoqué la question de la corrélation entre les prédicteurs ce qui expliquerait également la sélection d'un seul prédicteur dans le modèle optimal. En effet, comme les prédicteurs sont corrélés, un seul suffirait pour le modèle sélectionné par le critère BIC. Nous observons que les connaissances orthographiques sont la variable qui prédit le mieux les durées de fixation, les probabilités de fixer le mot une fois, deux fois, de le sauter et de le refixer, la probabilité de progression, la longueur de la saccade progressive et moyenne, le nombre total de fixations par rapport au nombre total de mots dans le texte. L'intelligence générale expliquerait la probabilité de régression -n et la probabilité de régression totale. La compréhension de texte semble expliquer le mieux la probabilité de régression -1 et la longueur de la saccade régressive. Cependant, il faut être attentif avec l'interprétation de ces résultats. Si nous revenons aux résultats du Tableau 17 et si nous regardons les valeurs de la variance expliquée pour chaque prédicteur, nous pouvons remarquer que seule la variance expliquée par les connaissances orthographiques est suffisamment élevée.

En conclusion, ces résultats montrent une convergence attendue avec les résultats présentés dans le Tableau 17 et les tableaux de corrélations reportés dans le chapitre 4. Au travers de ces différentes méthodes, on note que les connaissances orthographiques sont le prédicteur qui permet d'expliquer le plus la variance de l'ensemble des comportements oculométriques. De plus, ces résultats répliquent les résultats reportés par Kupermann & Dyke (2011) suggérant

Chapitre 5 – Analyses des différences interindividuelles

que les deux prédicteurs les plus robustes des mesures oculométriques sont l'identification des mots et la dénomination rapide des lettres (*rapid naming letter*).

Mesure oculaire	Constante	Orthographe	Phonologie	Intelligence générale	Compréhension
<i>Single fixation duration</i>	412,04	-186,25*	0,00	0,00	0,00
<i>First fixation duration</i>	347,40	-124,16*	0,00	0,00	0,00
<i>Gaze duration</i>	527,97	-280,29*	0,00	0,00	0,00
<i>Total reading time</i>	827,18	-561,56*	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de sauter un mot</i>	0,04	0,28*	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de fixer un mot une fois</i>	0,27	0,20*	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de fixer un mot deux fois</i>	0,69	-0,48*	0,00	0,00	0,00
<i>Durée moyenne de la fixation</i>	351,71	-133,14*	0,00	0,00	0,00
<i># fixations par rapport au #total mots</i>	2,40	-1,54*	0,00	0,00	0,00
<i># fixations v par rapport au #total mots fixés</i>	2,69	-1,37*	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de refixer un mot</i>	0,45	-0,26*	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de régression - 1</i>	0,10	0,00	0,00	0,00	0,03
<i>Probabilité de régression - n</i>	0,11	0,00	0,00	-0,07	0,00
<i>Probabilité de régression totale</i>	0,23	0,00	0,00	-0,09	0,00
<i>Probabilité de progression + 1</i>	0,32	-0,02	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de progression + n</i>	0,02	0,32*	0,00	0,00	0,00
<i>Probabilité de progression totale</i>	0,35	0,30	0,00	0,00	0,00
<i>Longueur de la saccade régressive</i>	137,97	0,00	0,00	0,00	-27,58
<i>Longueur de la saccade progressive</i>	66,67	63,00*	0,00	0,00	0,00
<i>Longueur moyenne de la saccade</i>	81,47	46,05*	0,00	0,00	0,00

Tableau 18 : Les poids β_p estimés pour chaque modèle de régression optimal.

Ensuite, nous avons voulu examiner quelle est la part de la variance expliquée par le modèle optimal par rapport à la variance expliquée par le modèle exhaustif (incluant tous les prédicteurs), donc le maximum de variance dont nos prédicteurs peuvent rendre compte. La

Figure 5-10 montre la variance expliquée par le modèle de régression optimal (en bleu) et exhaustif (en vert) pour chaque mesure oculométrique. A partir de la Figure 5-10, nous pouvons remarquer que la variance expliquée par le modèle optimal se rapproche beaucoup de la variance expliquée par le modèle exhaustif. Ces résultats pourraient s'expliquer en partie par le fait que les prédicteurs sont corrélés : un seul d'entre eux représente également les autres. Ces résultats suggèrent que nous pouvons considérer les variables retenues dans le modèle optimal comme uniques contributeurs dans la variance expliquée des mesures oculométriques. Nous ne retenons pas les variables pour lesquelles la variance expliquée est faible : l'intelligence générale et la compréhension de textes.

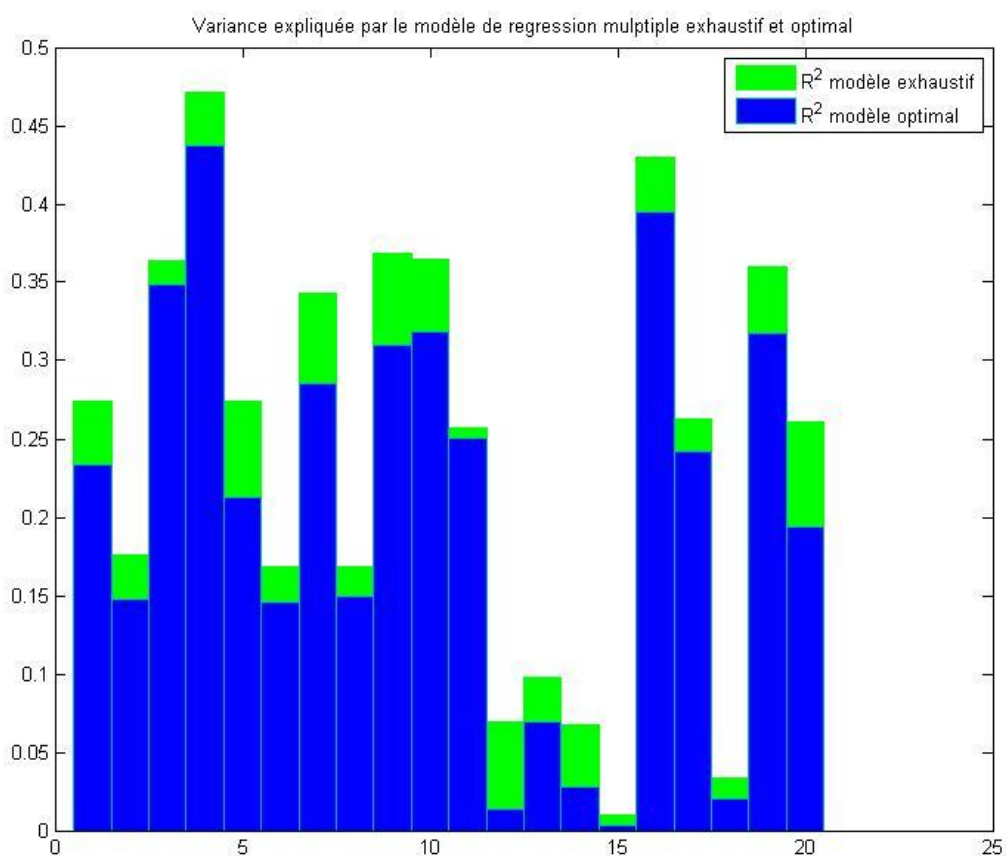


Figure 5-10 : Variance expliquée par le modèle exhaustif en comparaison du modèle optimal pour les 20 mesures oculométriques.

Enfin, une question importante que nous nous sommes posée, est celle de la sensibilité du modèle de régression optimal incluant les 75 enfants, en fonction de la population de lecteurs que nous avons définie dans le chapitre 4 (faible, moyen, bon). Nous avons 4 prédicteurs * 3

groupes, donc 12 sous-échantillons pour chaque mesure dépendante ($N = 20$), et donc un total de 240 modèles optimaux à calculer. Il est très difficile de synthétiser et de représenter cette information de 240 modèles : nous avons donc décidé de ne pas reporter ces résultats qui sont aussi difficilement interprétables. La conclusion générale à partir de ces modèles optimaux est qu'en fonction de chaque sous-échantillon, les prédicteurs diffèrent énormément du modèle optimal général. La capacité de généralisation de notre modèle optimal semble trouver un compromis entre les différentes sous-populations de lecteur au sein de notre échantillon. Ainsi, nous avons évalué la capacité de généralisation du modèle optimal de régression en fonction du groupe de lecteur (faible, moyen, bon) pour chaque test et pour chaque mesure oculométrique. De cette manière, nous pouvons déterminer si le modèle optimal représente plus une sous-population d'enfants qu'une autre. Pour atteindre cet objectif, nous avons calculé l'erreur quadratique moyenne définie dans le §3.1.4, pour chaque sous-population et pour chaque mesure oculométrique. Bien évidemment, nous sélectionnons le sous-échantillon pour lequel cette valeur est la plus petite. Pour calculer les valeurs prédites pour chaque groupe, nous avons utilisé les coefficients β_p estimés à partir du modèle optimal mais appliqués à une sous-population donnée. Le résultat global est que parfois le sous-groupe pour lequel l'erreur est plus petite est différent de celui qui est pris en compte par le modèle optimal. Encore une fois, il est difficile de conclure car les prédicteurs sont corrélés et un prédicteur peut représenter en partie un autre.

En conclusion, comme dans l'étude de Kuperman & Dyke (2013), il semble que la variabilité interindividuelle affecte fortement les comportements en lecture des enfants. Cette variabilité rend difficile l'explication des variables oculométriques par un modèle de régression multiple. Cependant, à l'aide des analyses que nous avons effectuées, nous avons identifié un prédicteur robuste, les connaissances orthographiques, qui prédit significativement les comportements oculomoteurs tels que les durées de fixations, les probabilités de fixer le mot une fois, deux fois, de le sauter et de le refixer, la probabilité de progression, la longueur de la saccade progressive et moyenne et le nombre total de fixations par rapport au nombre total de mots dans le texte. Néanmoins, nous n'avons pas pu trouver un prédicteur significatif pour les probabilités de régression, de progression+1 et la longueur de la saccade régressive. Ces derniers résultats suggèrent, comme dans le chapitre 4, que ces variables s'expliqueraient par des phénomènes que nous n'avons pas observés.

Enfin, nous observons une convergence remarquable entre les résultats de ces deux analyses décrites dans ce chapitre, qui montrent que les différences observées des comportements en

Chapitre 5 – Analyses des différences interindividuelles

lecture reflètent en grande partie la variabilité interindividuelle des connaissances lexicales et notamment au niveau des connaissances orthographiques. Cette dernière conclusion rejoint la conclusion du chapitre 4 selon laquelle l'activation orthographique est plus importante que l'activation phonologique.

6 Conclusion et perspectives

Dans l'introduction, nous avons posé un certain nombre de questions auxquelles nous avons tenté de répondre au fil de ce manuscrit. L'objectif de ces travaux était de développer une compréhension détaillée des comportements en lecture des enfants normo-lecteurs et en difficulté qui pourrait (comme objectif à plus long terme) suggérer de nouvelles solutions pédagogiques afin d'aider les enfants en difficulté. Pour ce faire, nous avons utilisé conjointement trois méthodes différentes : deux études comportementales (l'étude des mouvements oculaires et les expériences psychométriques) et la modélisation computationnelle.

Nous avons collaboré avec des chercheurs nationaux et internationaux afin de mener à bien ces travaux. Le recueil des données ainsi que les interprétations des résultats concernant les tests psychométriques ont été effectués en collaboration avec Sylviane Valdois. Les simulations et l'interprétation des résultats du modèle *EZ-Reader* ont été réalisées en collaboration avec Erik Reichle à l'université de Southampton.

Comme nous en avons discuté dans le chapitre 2, très peu d'études oculométriques et computationnelles se sont intéressées à l'explication des difficultés de lecture des enfants. A notre connaissance, aucune étude n'a utilisé les trois méthodes conjointement sur trois populations de lecteurs : des adultes, des enfants normo-lecteurs et en difficulté.

Ainsi, les principales contributions de ces travaux sont :

- Mise au point d'une expérience oculométrique (conception, design expérimental et passation)
- Analyses de données
 - Analyse des données oculométriques (des adultes et des enfants) en vue d'explication des différences observées au niveau des comportements en lecture chez ces deux groupes de lecteurs.
 - Analyse exploratoire des relations entre les données oculométriques et les tests psychométriques.

Conclusions et perspectives

- Analyse des différences interindividuelles observées chez les enfants au travers des données oculométriques et psychométriques.
- Identification du meilleur prédicteur parmi les tests psychométriques, des comportements oculomoteurs en lecture pour les enfants de langue maternelle française.
- Simulations avec le modèle *EZ-Reader* en ajustant les paramètres lexicaux de ce modèle
 - Simulation avec les données agrégées des adultes et des enfants de langue maternelle française.
 - Simulation avec les données individuelles des enfants.
 - Mise au point d'une méthodologie pour l'adaptation des paramètres du modèle aux données expérimentales et pour l'analyse de la fiabilité des paramètres ainsi estimés.

Nous avons vu à l'aide des analyses statistiques des données oculométriques que les comportements en lecture des adultes et des enfants se différenciaient au niveau de presque toutes les mesures que nous avons définies (à part les probabilités de régression totale, de progression vers le mot suivant et de la longueur de la saccade régressive). L'explication de ces observations est fondée sur les interprétations des résultats des simulations agrégées des adultes et des enfants avec le modèle *EZ-Reader*. Nous avons trouvé que les différences observées chez les adultes et les enfants pourraient s'expliquer par des différences au niveau de l'expertise linguistique. Les changements des comportements en lecture entre les adultes et les enfants seraient une conséquence de l'amélioration des capacités lexicales. Ils reflèteraient la diminution de la charge cognitive associée à l'identification et à la compréhension des mots lus.

Nous nous sommes intéressés ensuite aux différences interindividuelles chez les enfants et notamment pourquoi nous observons des difficultés en lecture chez certains d'entre eux alors que nous leur avons présenté le même texte. Pour répondre à cette question, nous avons analysé les relations entre les connaissances lexicales, la compréhension de texte, l'intelligence générale et les comportements oculométriques. Tout d'abord, nous avons trouvé que les comportements oculaires varient significativement en fonction des connaissances lexicales des enfants. Nous avons trouvé que parmi les mesures psychométriques, les mesures reflétant les connaissances orthographiques sont les plus corrélées avec les données oculaires. Nous avons trouvé un résultat similaire quand nous avons effectué l'étude différentielle entre

Conclusions et perspectives

les trois groupes de lecteurs (faibles, moyens et bons). Plus un enfant a de bonnes connaissances en orthographe, plus l'identification des mots sera efficace ce qui se traduit par des durées de fixation plus courtes et un nombre de fixations plus faible, pour un même texte. Afin d'approfondir les analyses des différences interindividuelles, nous avons effectué des simulations individuelles avec *EZ-Reader*. Les conclusions de ces simulations sont similaires à celles pour les simulations agrégées. Les enfants qui sont plus lents avec le traitement lexical (des valeurs élevées de α_1) ont besoin de plus de temps pour identifier les mots et accéder à leur signification, et cela s'exprime par des différences au niveau des comportements oculaires. Ces résultats montrent que la difficulté de traitement du texte affecte les mouvements des yeux. De plus, la dernière analyse que nous avons effectuée –la régression multiple, confirme nos conclusions. Parmi les tests psychométriques, les connaissances orthographiques représentent le meilleur prédicteur des comportements oculaires. Ces résultats suggéreraient que les « décisions » pour décider « quand » bouger les yeux vers le mot suivant seraient plus influencées par le traitement orthographique que phonologique.

Ensemble ces conclusions expliqueraient les différences observées en lecture chez les adultes, les enfants normo-lecteurs et en difficulté, par une différence au niveau de l'expertise linguistique.

Perspectives

Il est important aussi de noter que l'expertise dans le traitement lexical n'est pas l'unique facteur qui expliquerait les différences dans les comportements en lecture. Plusieurs études ont reporté que les difficultés de compréhension impactent également les comportements oculomoteurs des lecteurs. Les mesures oculométriques plus « tardives » tels que les mesures de *gaze duration*, de *total reading time* et les probabilités de régression refléteraient ces difficultés de compréhension. Dans notre étude, nous n'avons pas trouvé des corrélations entre ces mesures, les performances des enfants au test de compréhension et les paramètres de traitement lexical du modèle. D'autres études plus détaillées seront nécessaires afin d'identifier comment les difficultés de compréhension de textes modulent les mouvements oculaires des lecteurs.

Nous voulons aussi attirer l'attention du lecteur sur le fait que nous sommes conscients que ces travaux de recherche comportent des limites. Tout d'abord, nous avons utilisé uniquement

Conclusions et perspectives

quatre tests de traitement lexical et un test de compréhension de texte. Une batterie de tests plus détaillée serait nécessaire afin de mieux répondre à la question de la modulation des mouvements oculaires des enfants par les traitements orthographiques, phonologiques et de compréhension de texte. Nos résultats fournissent une explication partielle des différences observées chez les enfants car les six tests que nous avons utilisés pour les expliquer sont inter-corrélés et notamment les tests de traitement lexical.

Concernant les simulations, nous avons ajusté le modèle aux données en faisant varier uniquement les paramètres du traitement lexical. Une étude des relations de tous les paramètres libres du modèle et des caractéristiques oculaires apporterait une meilleure compréhension quant à la contribution des processus lexicaux et oculomoteurs dans la lecture de textes.

A long terme, ces conclusions sont aussi consistantes avec l'implémentation possible d'un modèle de la lecture qui unifierait plusieurs processus de la lecture. Par exemple, le modèle *EZ-Reader* pourrait être connecté à un modèle d'identification de mots. Un tel modèle pourrait spécifier comment les processus d'identification des mots vont déclencher l'initiation de la programmation de la saccade du mot courant vers le mot suivant. Par exemple, les hypothèses du modèle de traces mnésiques multiples (multi trace memory model) d'Ans et al. (1998), pourraient être implémentées dans le cadre du modèle *EZ-Reader*. Dans ce modèle, les mots sont représentés par des traces mnésiques qui peuvent être récupérées en fonction de la similarité entre la forme orthographique du mot écrit et la représentation en mémoire de ce mot. Ces processus de récupération fournissent une indication sur la familiarité des mots (combien de fois le mot a été encodé en mémoire). Cet indice de familiarité peut initier la vérification de la familiarité dans le modèle *EZ-Reader*. Les mots qui sont fréquents vont déclencher la vérification de la familiarité plus rapidement que les mots peu fréquents. Enfin, ce modèle hybride pourrait être intégré à un modèle de compréhension de textes et ensemble ces modèles formeraient un cadre de travail qui permettrait de simuler les processus de la lecture dans sa totalité pour une meilleure compréhension des différences interindividuelles et des difficultés en lecture.

7 Annexes

A. Texte Expérimental

C'était une magnifique journée ensoleillée pourtant la neige sur l'extrémité du chemin n'avait pas fondu et l'air était encore glacial. Guillaume ajusta son col et remit son casque correctement. L'adolescent avait décidé d'aller à la campagne pour le week-end. Le chemin était superbe et Guillaume roulait tranquillement. Brusquement, un marcassin surgit au milieu de la route. La bête, effrayée, s'arrêta net. Guillaume appuya de toutes ses forces sur la pédale de frein et put éviter la bête. Il tourna violemment le guidon sur la droite et eut à peine le temps de voir le tronc du châtaignier abattu au milieu des fougères.

Quand Guillaume se réveilla, il sentait son œil droit extrêmement douloureux qui paraissait enflé. Reprenant doucement ses esprits, comme derrière un voile opaque, l'adolescent découvrait l'emplacement où il se trouvait: c'était une immense chambre blanche. Un tuyau était accroché à son bras gauche. Des appareils, certains bruyants, étaient installés autour de son lit. Une migraine le faisait souffrir terriblement. Soudainement, une jeune femme entra dans la chambre. Elle rassura Guillaume et lui expliqua ce qui était arrivé. Elle l'informa également qu'il devrait rester ici encore plusieurs jours. La jeune femme administra à Guillaume deux comprimés qui l'aideraient à dormir et à calmer la douleur. L'adolescent les avala et s'endormit aussitôt.

B. Questions suite au texte

1- Quel temps fait-il au début de l'histoire?	Beau et chaud.
	Soleil et frais.
	Froid et pluie.
2- Qu'est-ce qui surgit soudain sur la route ?	De la neige.
	Un arbre.
	Un marcassin.
3- Avec quel type de véhicule Guillaume roule-t-il au début de l'histoire ?	Un vélo.
	Une moto.
	Une voiture.
4- Où Guillaume va-t-il passer le week-end ?	A la montagne.
	A la campagne.
	A la mer.
5- Qu'avale Guillaume à la fin de l'histoire ?	De l'eau.
	Des comprimés.
	Des bonbons.
6- Sur quelle pédale Guillaume appuie-t-il de toutes ses forces?	Sur l'accélérateur.
	Sur le klaxon.
	Sur le frein.
7- Qu'est-il arrivé à Guillaume ?	Il a glissé sur la neige.
	Il a blessé le marcassin.
	Il a heurté un tronc du châtaignier.

Annexes

8- Où se trouve Guillaume à la fin de l'histoire ?	Chez lui.
	A l'hôpital.
	Chez une amie.

9- Qui s'arrête au milieu de la route ?	Guillaume.
	Le marassin.
	La jeune femme.

10- Pourquoi Guillaume s'endort ?	Parce que la jeune femme lui dit des mots rassurants.
	Parce qu'il prend des comprimés.
	Parce qu'il est fatigué.

11- Qui est la jeune femme à la fin de l'histoire ?	Une amie de Guillaume.
	La maman de Guillaume.
	Une infirmière.

12- Pourquoi Guillaume a-t-il un œil douloureux ?	Parce qu'il fait trop de soleil.
	Parce qu'il a eu un accident.
	Parce qu'il a pris un insecte dans l'œil.

C. Algorithme de recalage de fixations

Pour effectuer les analyses statistiques sur les données oculaires en lecture, nous avons besoin de savoir quel mot était fixé. Les données de sortie de l'oculomètre représentent les coordonnées x et y des fixations. Du fait de l'imprécision de l'oculomètre, des erreurs de calibration, de la mobilité des participants et aussi de la variabilité du système oculomoteur des lecteurs, les coordonnées des fixations ne correspondaient pas exactement aux coordonnées des mots comme illustré dans la Figure 4-6. Pour remédier à ce problème, nous avons créé, en collaboration avec l'ingénieur de recherche Gelu Ionescu au GIPSA-lab, un algorithme qui attribue de manière semi-automatique les fixations aux mots. L'objectif est de mettre en correspondance les fixations des participants avec les mots du texte. Pour cela, nous avons utilisé une procédure de minimisation des distances entre le modèle et les fixations des participants, méthode itérative de Levenberg-Marquardt (Levenberg, 1944). Ainsi, l'algorithme est découpé en trois étapes principales : (1) calcul des coordonnées des rectangles englobant les mots, à partir de l'image du texte ; (2) partie manuelle permettant de sélectionner une partie des fixations, qui seront recalées par rapport aux mots dans le texte ; (3) partie automatique permettant d'attribuer les fixations sélectionnées à l'étape précédente aux mots du texte.

La première étape consiste à segmenter le texte afin de trouver les coordonnées des mots dans le texte³⁵. L'image du texte en RGB est transformée en image binaire. Ensuite, cette image binaire est utilisée pour calculer les coordonnées des mots dans le texte. La phase de segmentation des mots est découpée en plusieurs sous-étapes :

1. Segmentation en lignes: Nous utilisons un principe d'accumulateur c'est-à-dire que nous faisons la somme des pixels ligne par ligne de l'image binaire³⁶. En sortie, nous obtenons un signal 1D³⁷ qui nous permet de segmenter les lignes. En effet, nous cherchons les valeurs nulles du signal car elles indiquent l'absence d'information sur l'image (les espaces entre les lignes). Ainsi, cette technique nous permet de définir les coordonnées verticales de chaque ligne, de compter le nombre de lignes et de trouver la séparation médiane entre deux lignes. Nous expliquerons par la suite pourquoi nous avons besoin de cette information.

³⁵Dans notre cas le texte est séparé en deux paragraphes.

³⁶L'image est représentée par une matrice binaire 2D.

³⁷Sa taille est égale à la hauteur de l'image.

2. Segmentation en paragraphes : Nous appliquons exactement le même principe que dans le point précédent à l'exception du fait que nous calculons la somme des pixels colonne par colonne. Ainsi, nous obtenons les coordonnées en horizontale de chaque paragraphe et de chaque ligne respectivement.
3. Segmentation en mots: Une fois que nous obtenons les coordonnées des lignes dans le texte, nous allons calculer les coordonnées pour chaque mot. Les étapes pour segmenter les mots sont les suivantes:
 - a. Extraction des lignes par paragraphe en utilisant les coordonnées des lignes obtenues précédemment. Cette étape est nécessaire car notre texte comporte deux colonnes et nous voulions obtenir les coordonnées de chaque ligne pour chaque colonne.
 - b. Pour chaque ligne, qui est une sous-image de l'image principale, nous appliquons la règle 2 afin d'obtenir les coordonnées des mots. Nous obtenons également un signal 1D qui possède de valeurs nulles. Le problème avec cette solution est que notre algorithme doit détecter si les endroits dans le signal avec des valeurs nulles sont des espaces entre les caractères des mots ou des espaces entre les mots. L'étape 4 décrit comment nous avons procédé afin de parvenir à faire cette distinction entre les deux types d'espaces.
4. Identification des séparateurs : Les séparateurs (les espaces entre les lettres ou entre les mots) sont définis par des zones de zéros dans le signal calculé à l'étape 3b. Pour déterminer si les espaces sont entre les caractères ou entre les mots, nous avons calculé un histogramme moyen cumulé pour tous les segments de séparations détectés dans les lignes. Le résultat est un histogramme bimodal. Le maximum du premier mode dans l'histogramme représente la distance typique entre les lettres, le maximum du second mode représente la distance typique entre les mots. Ainsi, cette distance est utilisée pour segmenter les mots à partir du signal obtenu à l'étape 3b et trouver les coordonnées x et y de chaque mot. De plus, nous pouvons segmenter les points dans les phrases et donc attribuer les mots à une phrase donnée.
5. Zone d'influence de chaque mot : Quand une fixation se trouve à l'intérieur de la zone d'influence du mot, nous l'attribuons au mot englobé. La zone d'influence est représentée par un rectangle englobant le mot. Les coordonnées des côtés verticaux du rectangle sont les lignes médianes séparatrices des mots tandis que les coordonnées des côtés horizontaux sont les lignes médianes séparatrices des lignes.

6. Carte de distance: Cette matrice de distances va nous servir dans les étapes suivantes. Afin d'avoir une représentation graduelle des distances, nous avons choisi de représenter un mot par un segment de droite. Les extrémités du segment en abscisse sont calculées en fonction des coordonnées du début et de la moitié du mot et, en ordonnée, la ligne médiane du mot. Tous ces segments de droite seront utilisés pour générer la carte de distance du texte.

La partie manuelle consiste à sélectionner une fenêtre englobant les fixations que nous souhaitons recaler pour chacune des colonnes du texte. Le rôle de cette partie est de séparer les fixations des deux colonnes de notre texte et d'éliminer les fixations qui nous semblent aberrantes (Figure 7-1). Par exemple, les fixations à la fin de la lecture du texte sont des fixations aberrantes. Pour chaque colonne, nous définissons avec la souris : (1) un polygone englobant les fixations que nous voulons recaler³⁸ ; (2) la première et la dernière ligne de texte qui correspondent à la fenêtre englobante. Les fixations qui ne sont pas sélectionnées sont considérées comme des *outliers* (Figure 7-1). Les fixations sélectionnées sont utilisées comme entrées dans l'étape automatique.

La partie automatique consiste en deux étapes : (1) attribution des fixations à une ligne du paragraphe dans le texte; (2) ajustement des coordonnées des fixations par rapport aux coordonnées des mots de la ligne.

- a. Attribution des fixations par ligne : Afin d'attribuer les fixations à une ligne, nous avons utilisé les enchaînements continus des fixations. En effet, une ligne de scanpath peut être composée de plusieurs segments (Figure 7-2). Ainsi, l'information sur les scanpath dans le sens de la lecture, nous permet de définir des segments de fixations. Ces segments sont unifiés ensuite dans un segment qui représente l'enchaînement des fixations sur une ligne du texte (Figure 7-3). Afin de réunir des segments qui appartiennent à la même ligne, nous avons défini trois conditions principales de tolérance pour que deux segments soient considérés comme contigus : (1) l'angle (nous avons choisi la valeur par défaut à 30°), (2) le nombre minimum de fixations qui composent un segment doit être égale à 2, (3) la distance entre deux segments. Nous faisons la fusion entre

³⁸Les fixations sélectionnées peuvent concerner uniquement une partie du texte.

deux segments en prenant les critères de distance et d'angle. De plus, les deux segments fusionnés ne doivent pas être superposés. Cette étape de division/fusion est appliquée itérativement jusqu'au moment où le nombre de segments est égal au nombre des lignes, calculés à partir de la sélection de la ligne de début et de fin à l'étape manuelle. Une fois que nous avons identifié les fixations qui appartiennent à une ligne, nous voulons savoir quel mot de la ligne a été fixé. Pour cela, nous appliquons la procédure de minimisation qui va ajuster le segment de fixations à la ligne correspondante.

- b. Minimisation de la distance entre les coordonnées des mots dans le texte et les segments des fixations. L'algorithme déplace les fixations d'un segment vers la ligne de texte attribuée à l'étape précédente. Ensuite, il calcule les paramètres de rotation, de translation et de facteur d'échelle en ordonnée afin de minimiser la distance entre les fixations des segments et les mots dans les lignes. Le résultat final est affiché dans la Figure 7-4 qui représente les fixations recallées sur la carte de distances.

La sortie de l'algorithme contient les nouvelles coordonnées des points de fixations, la durée de la fixation donnée, l'identifiant du mot concernée et si la fixation est un *outlier*.



Figure 7-1 : Sélection manuelle des zones fixations que nous souhaitons recalculer

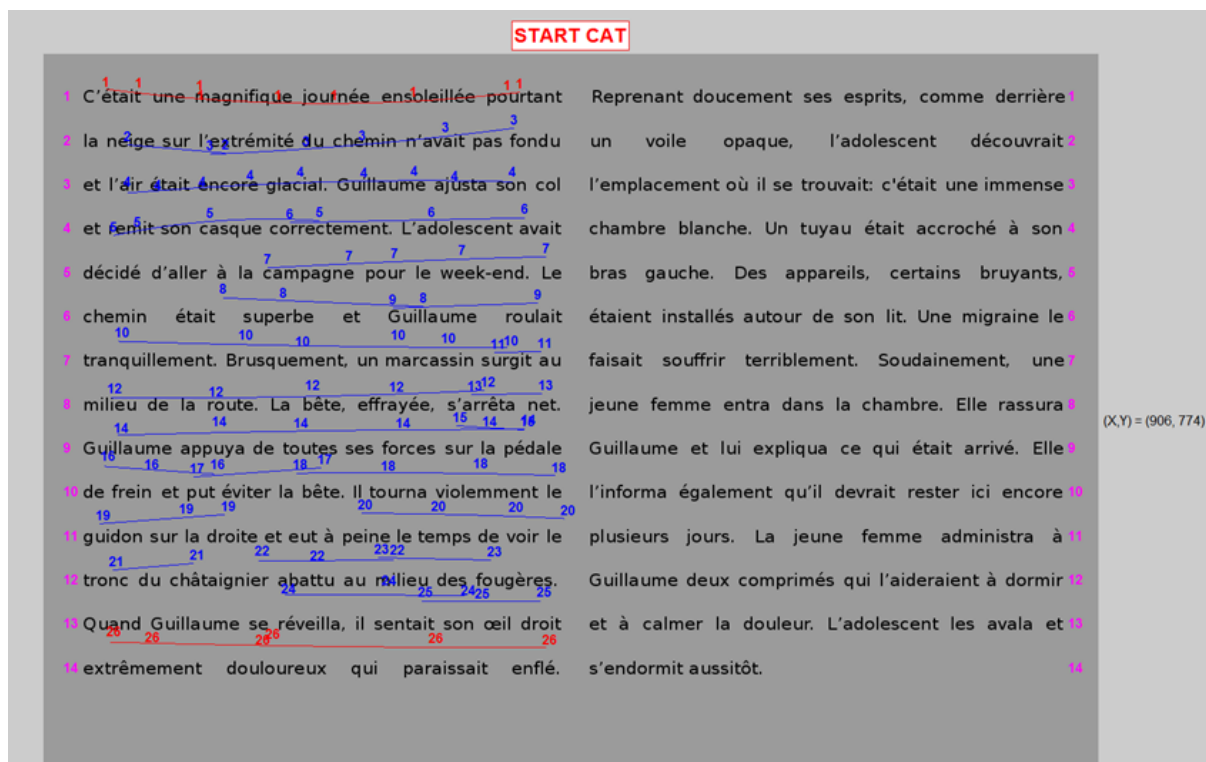


Figure 7-2 : Identification automatique des segments de scanpaths

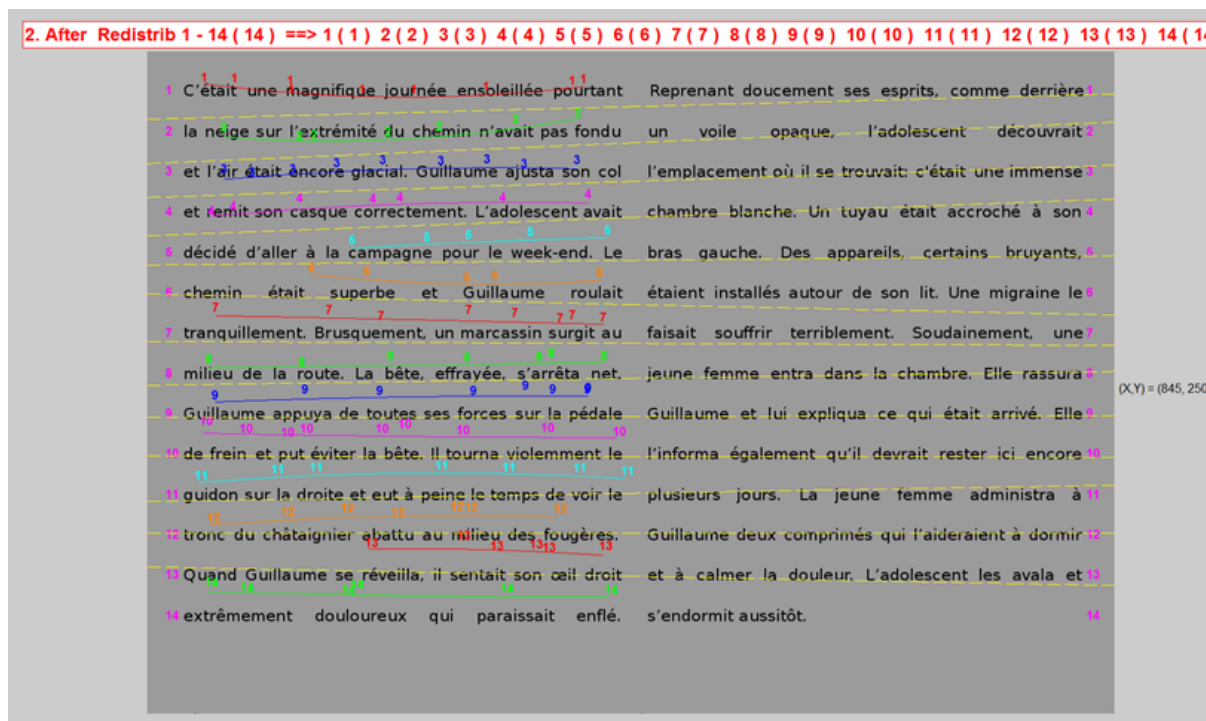
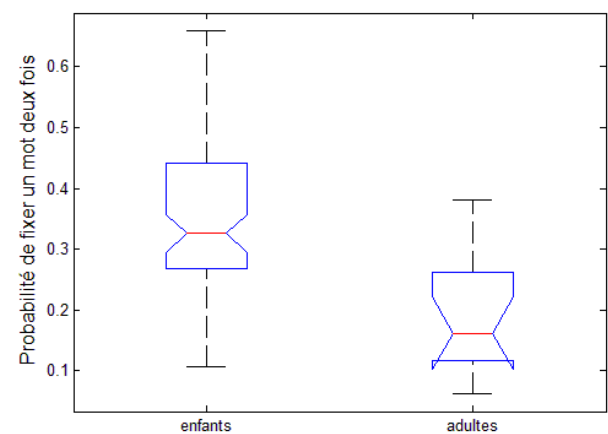
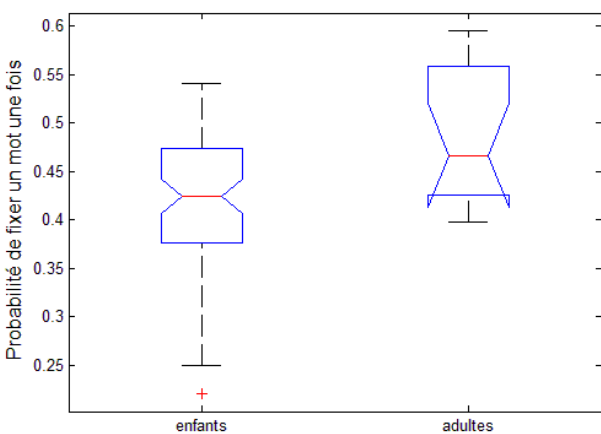
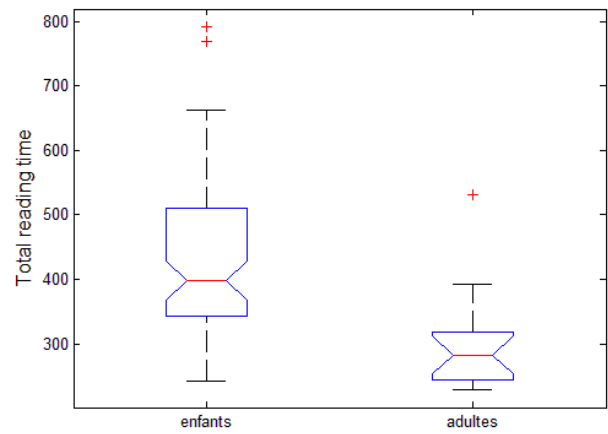
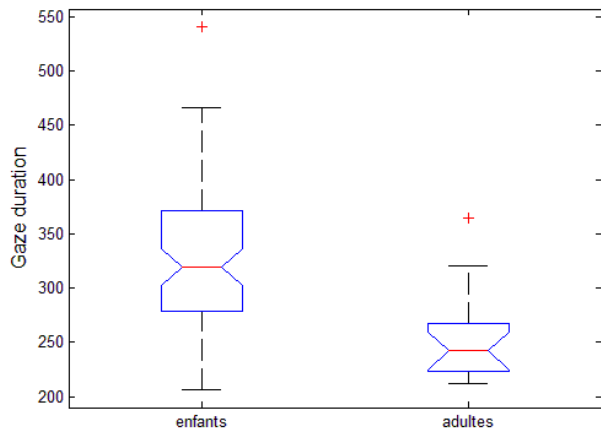
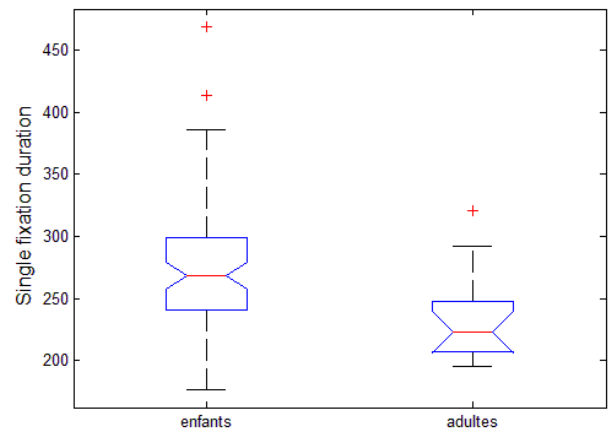
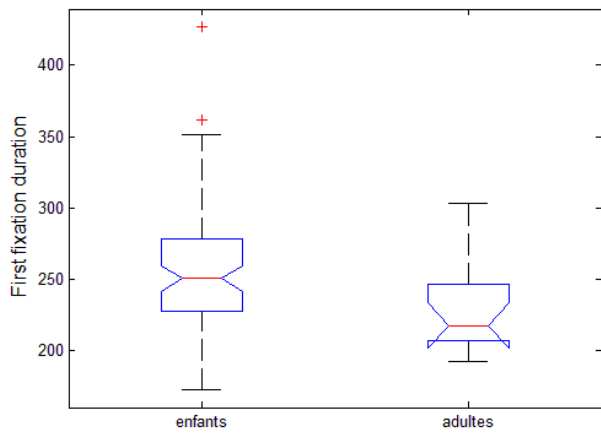


Figure 7-3 : Attribution automatique des segments de scanpath à une ligne

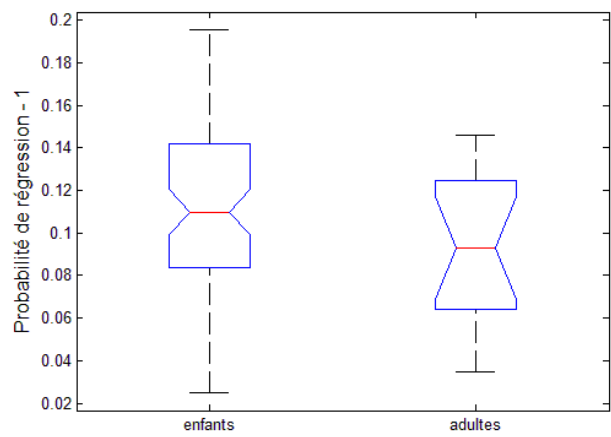
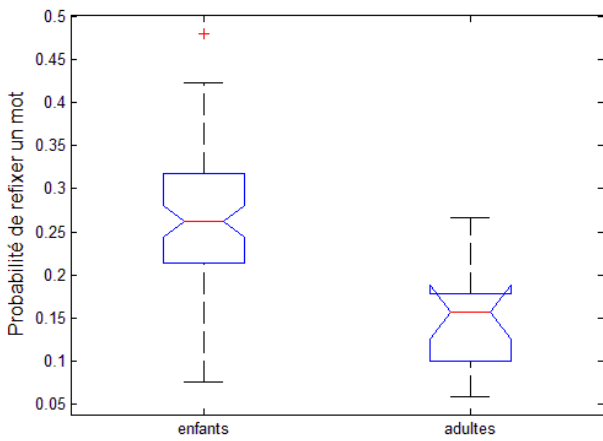
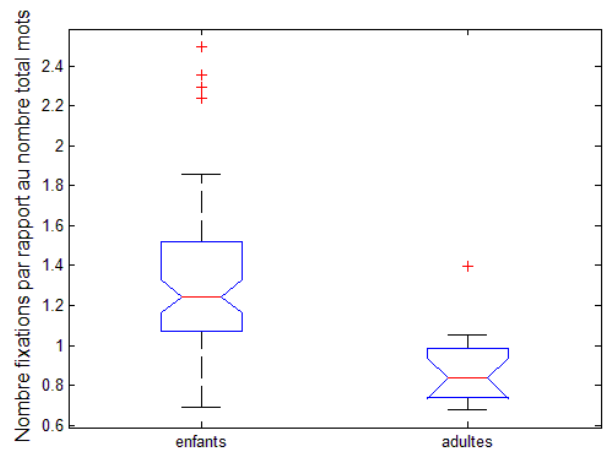
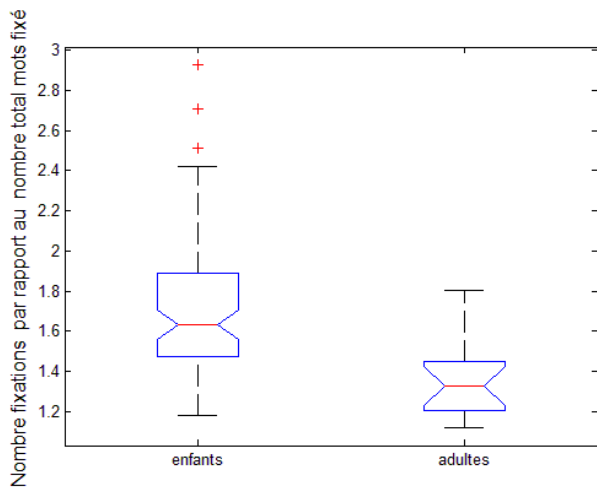
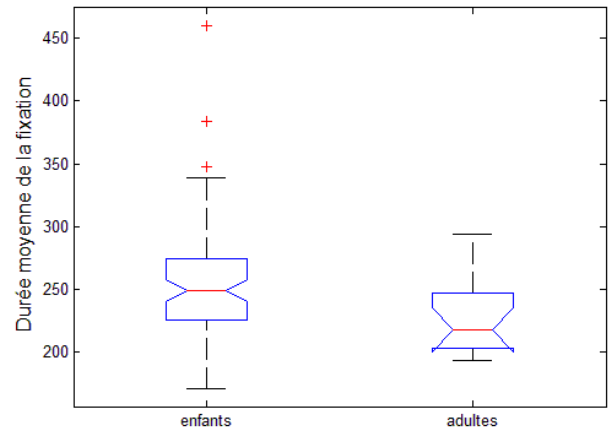
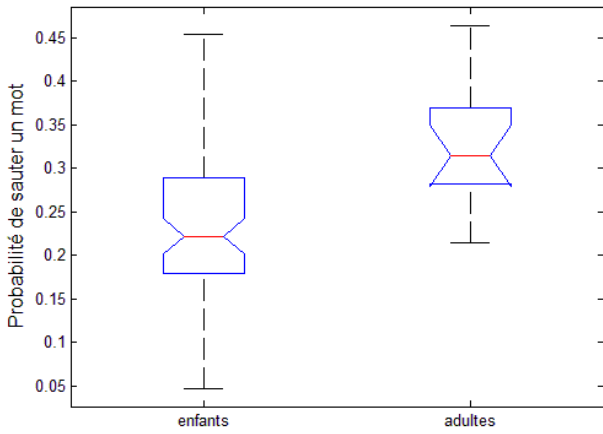


Figure 7-4 : Les fixations recalées affichées sur la carte de distance

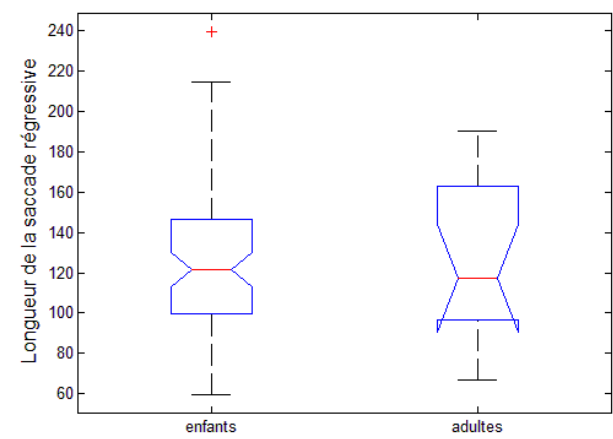
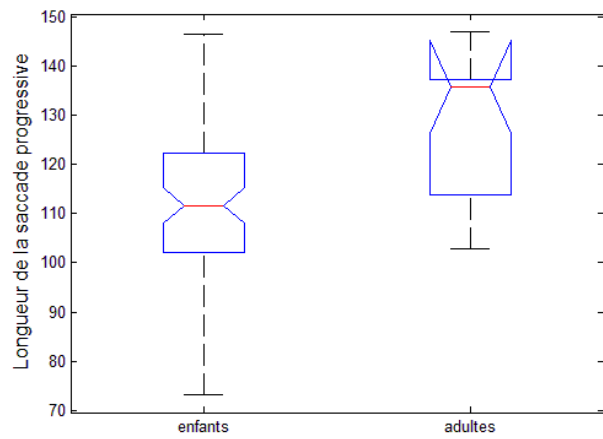
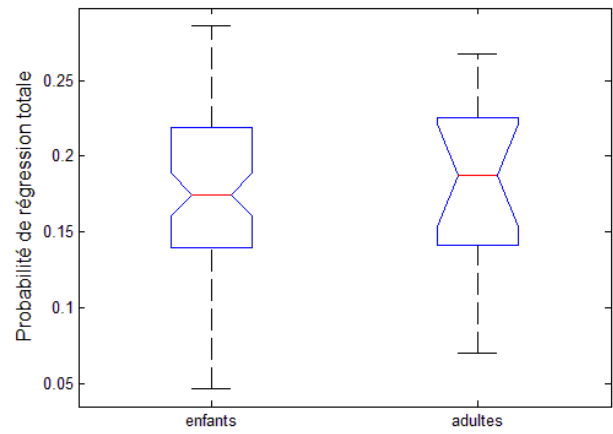
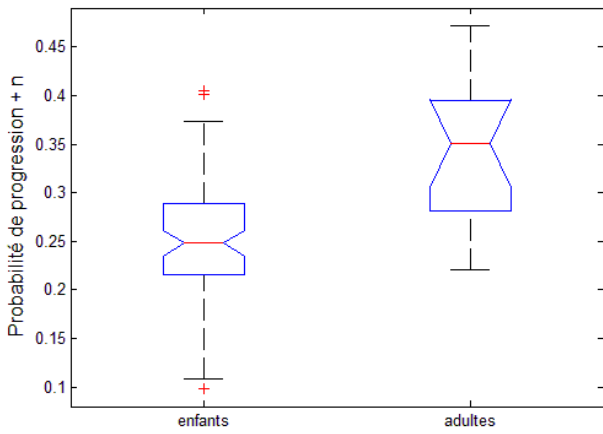
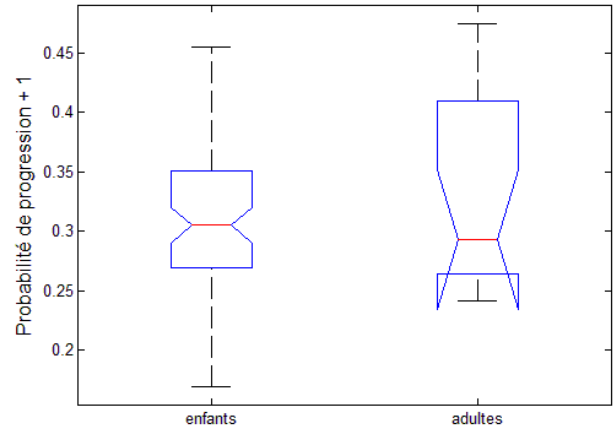
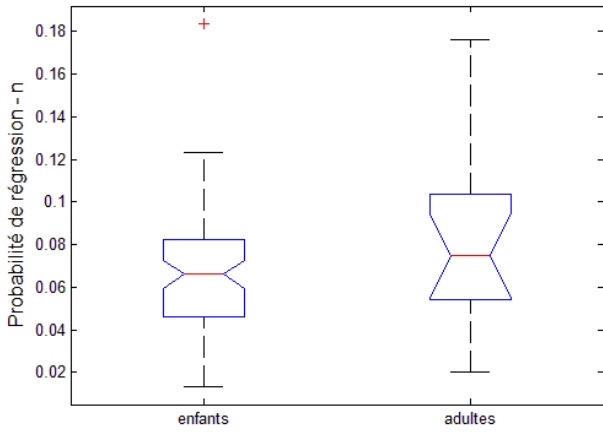
D. Boîtes à moustache de la comparaison des moyennes des adultes et des enfants pour toutes les mesures oculométriques



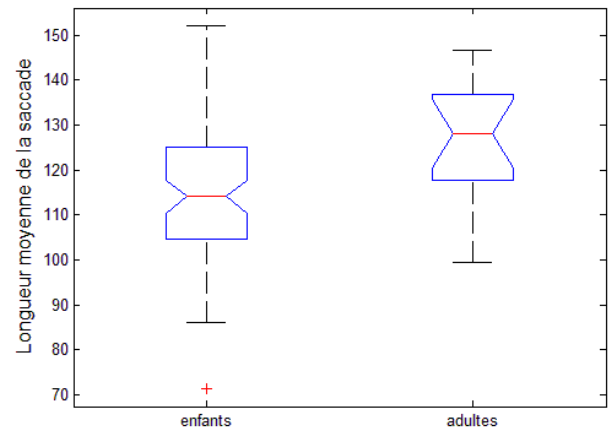
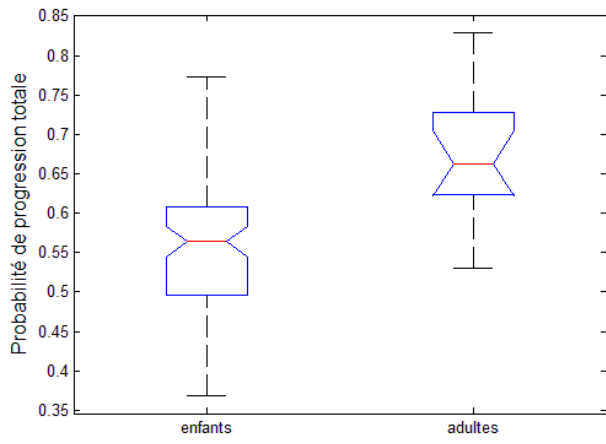
Annexes



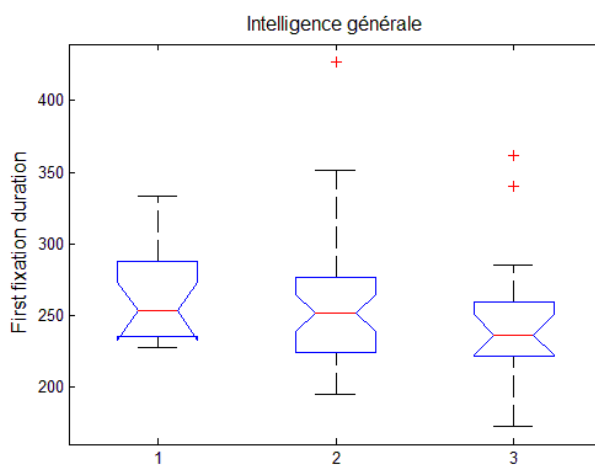
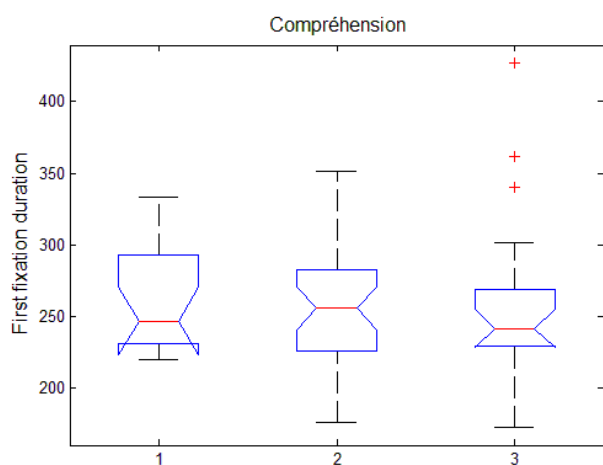
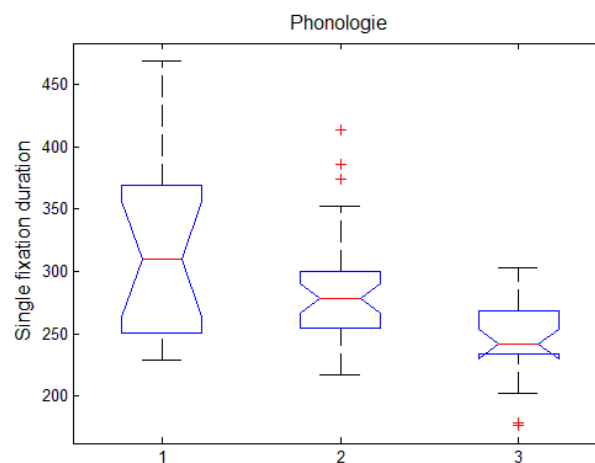
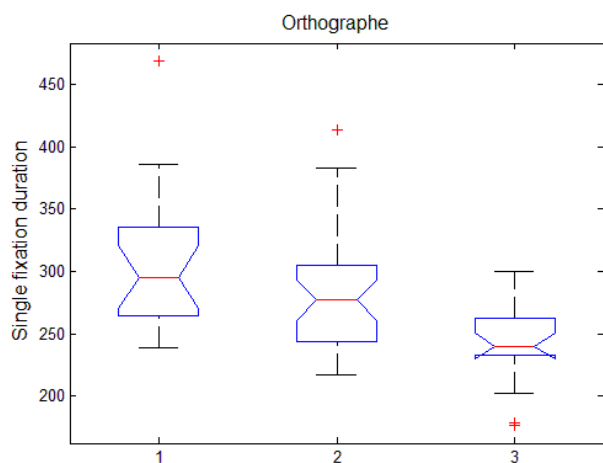
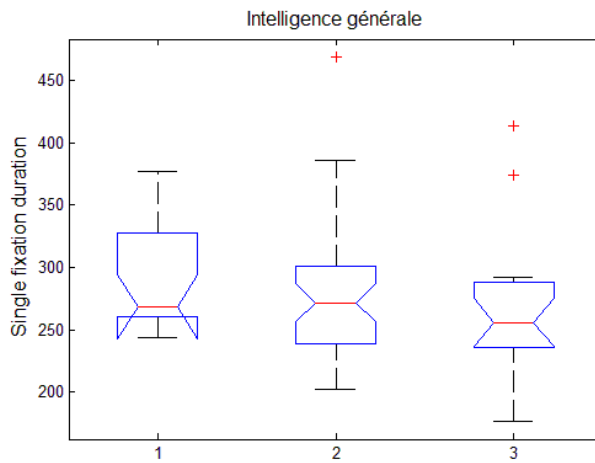
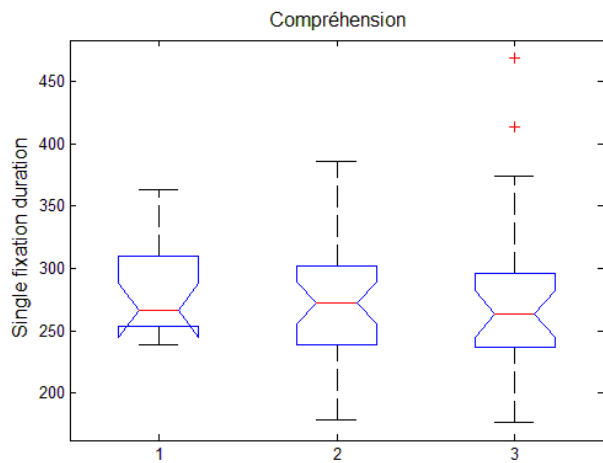
Annexes



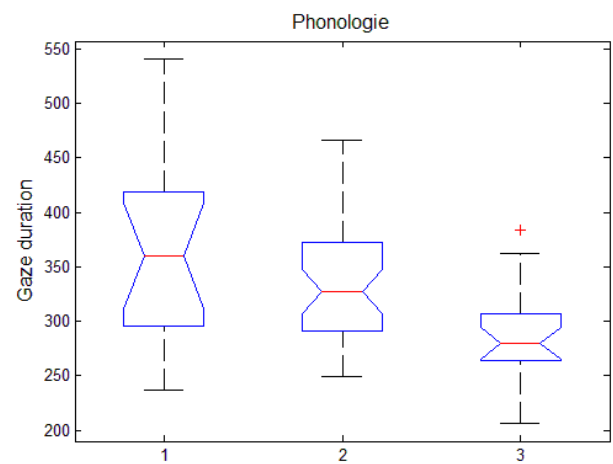
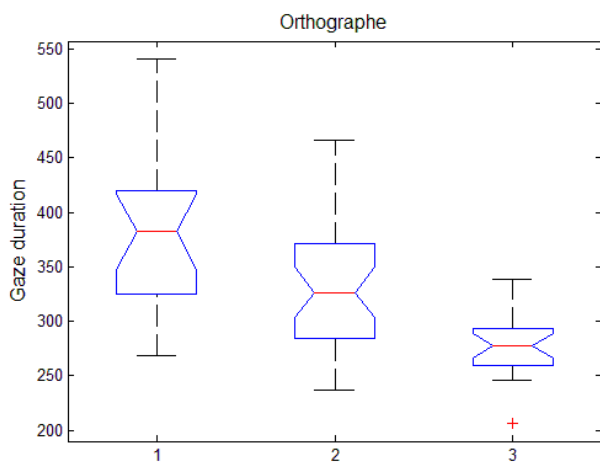
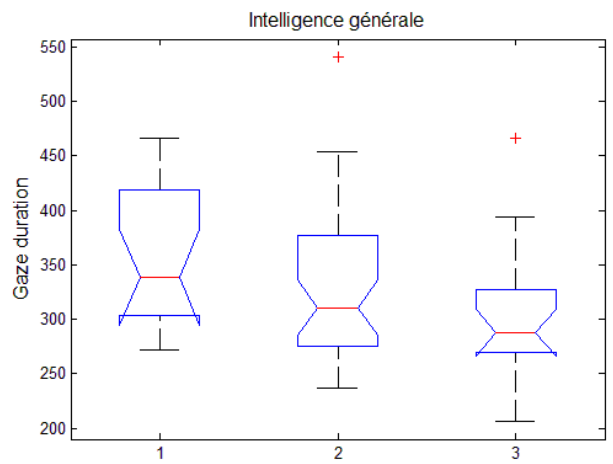
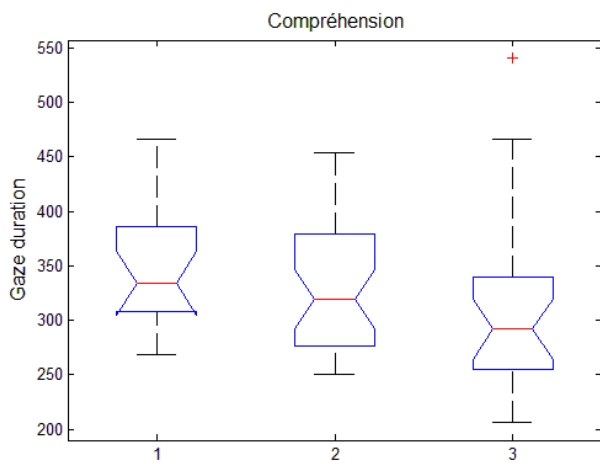
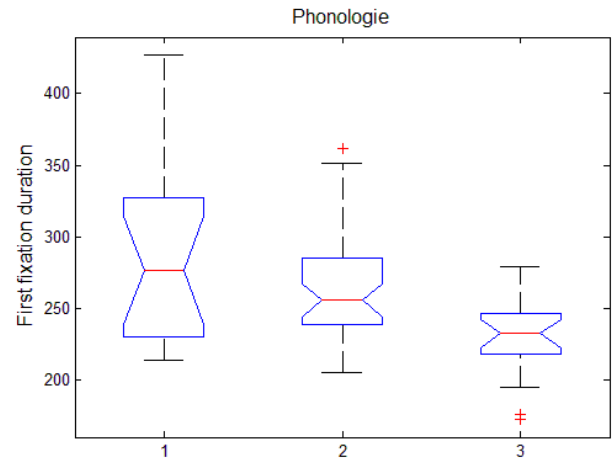
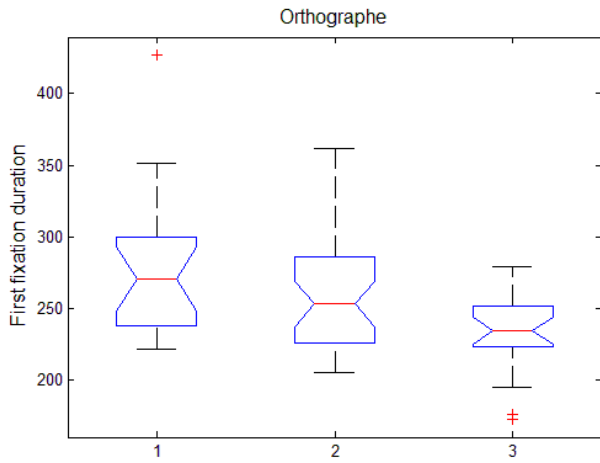
Annexes



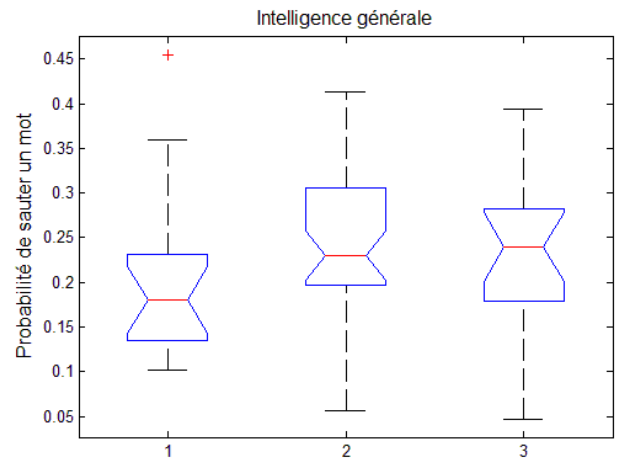
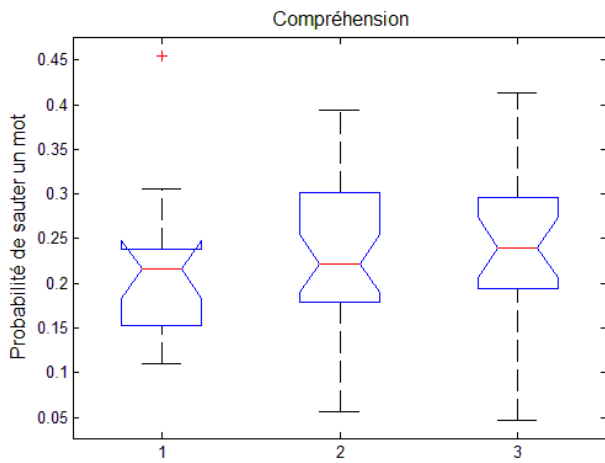
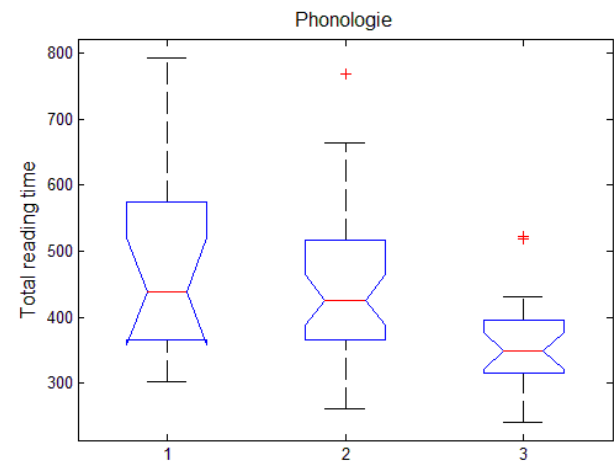
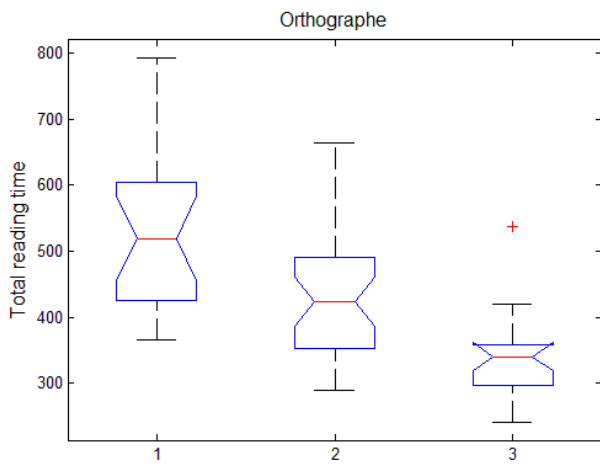
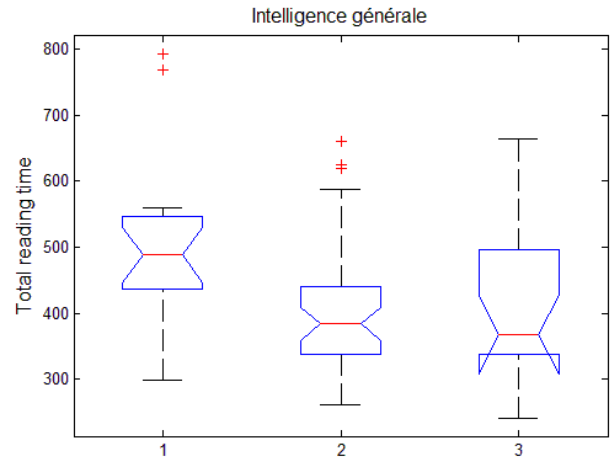
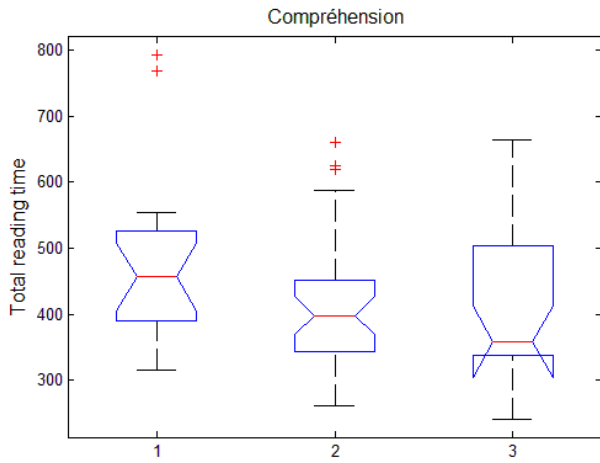
E. Boites à moustaches de la comparaison des moyennes des groupes des enfants : faible, moyen et bon en fonction de tous les tests orthographiques pour toutes les mesures oculométriques



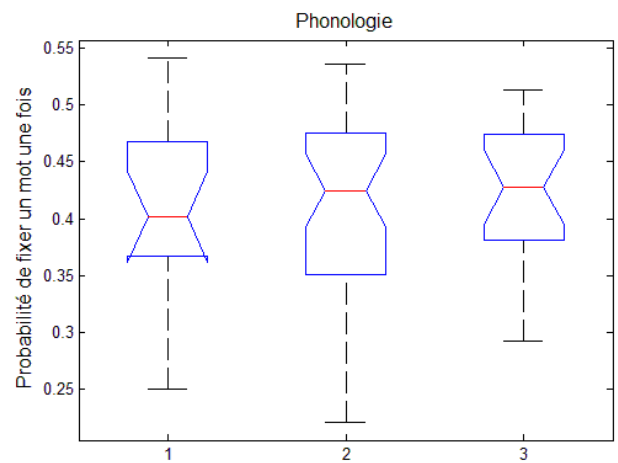
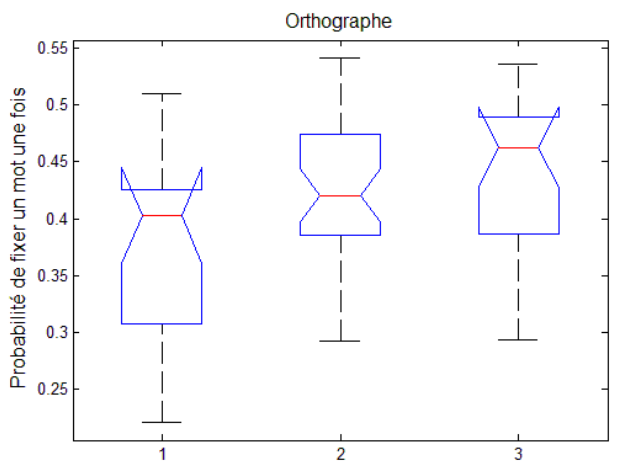
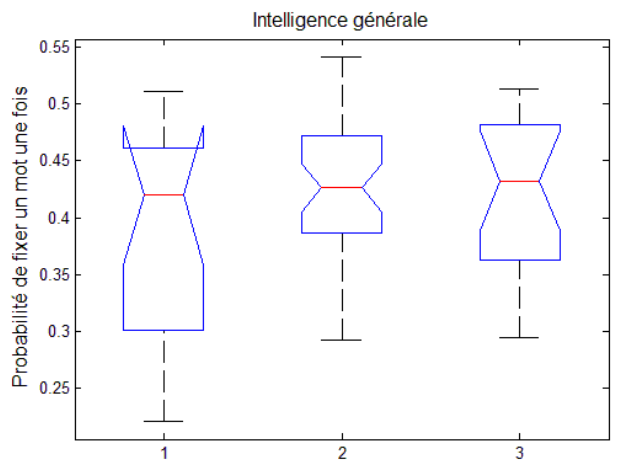
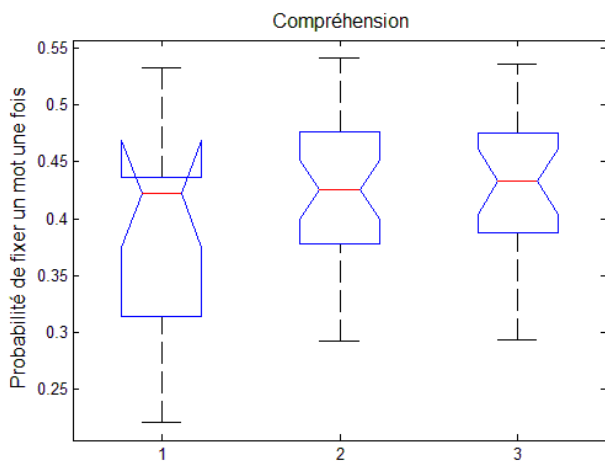
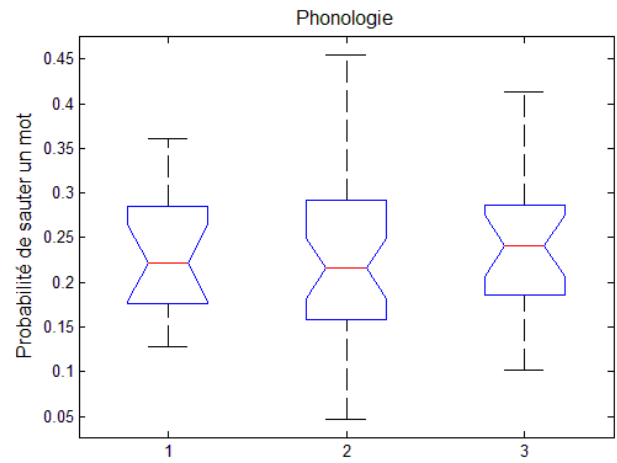
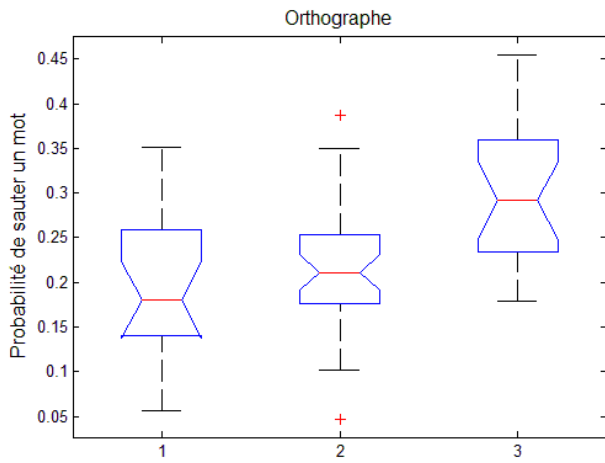
Annexes



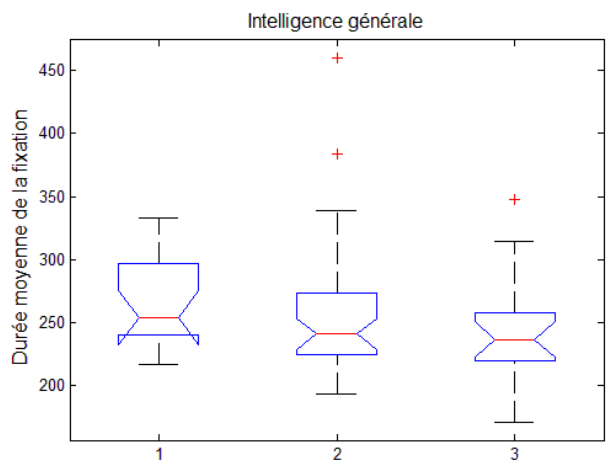
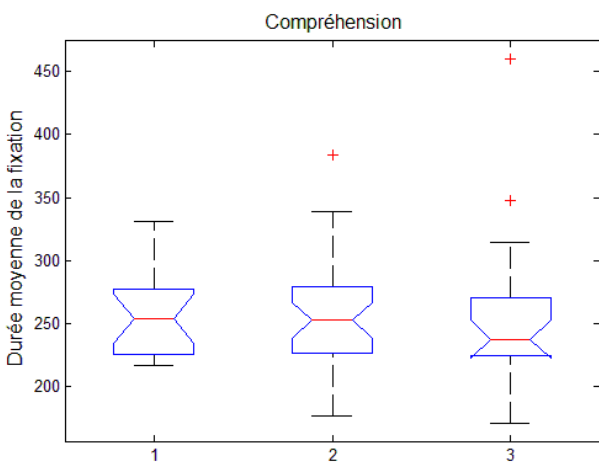
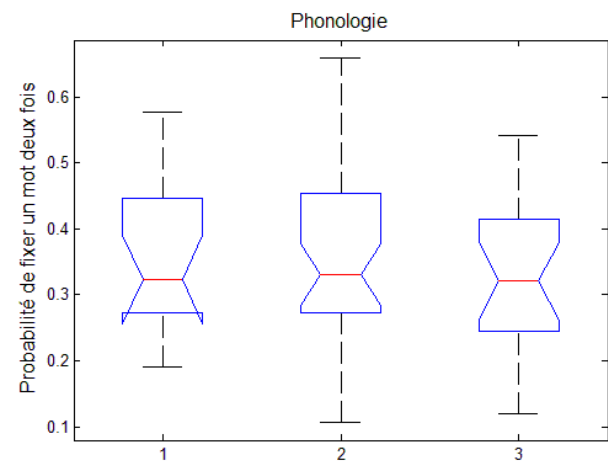
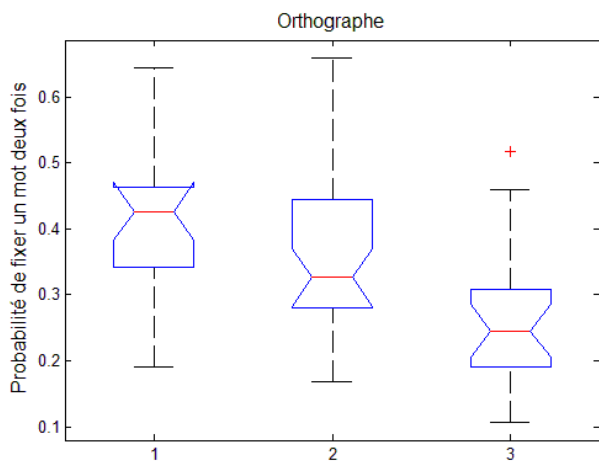
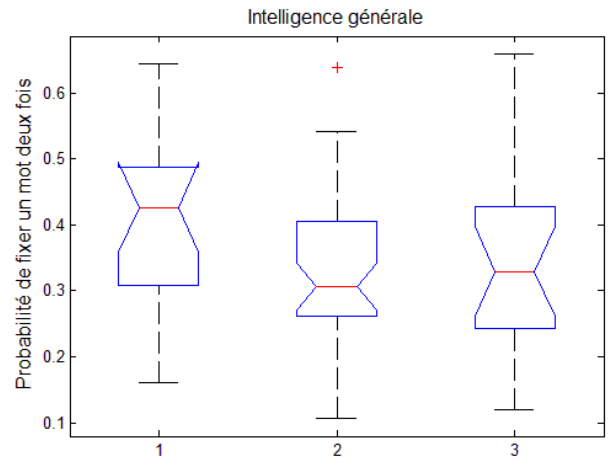
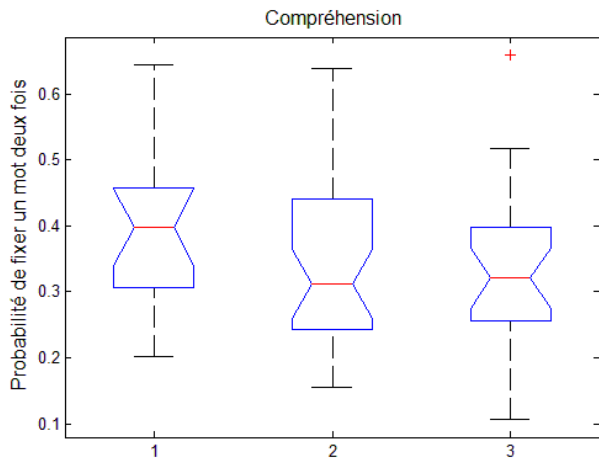
Annexes



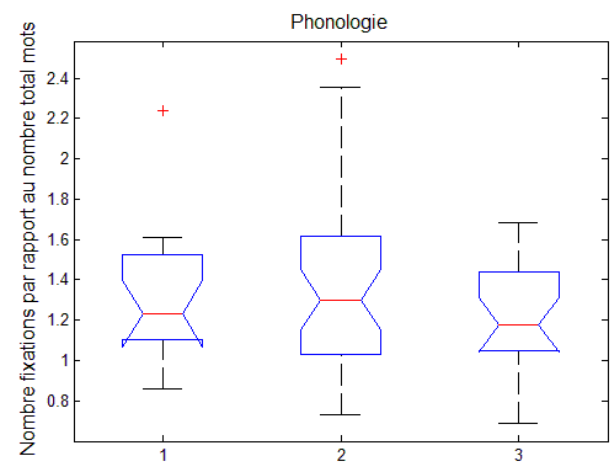
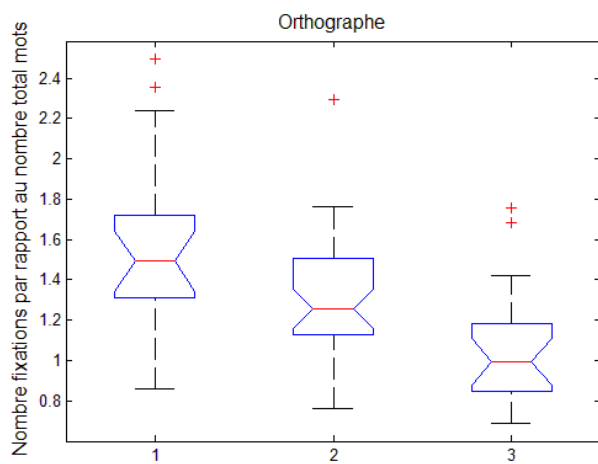
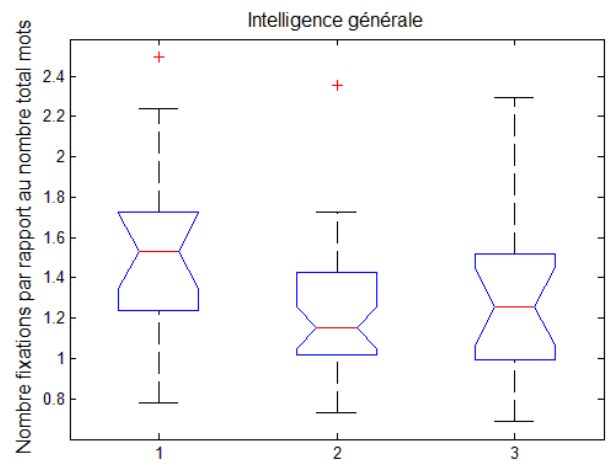
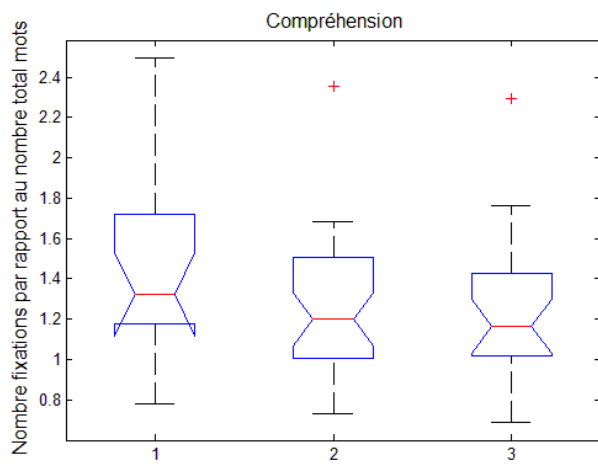
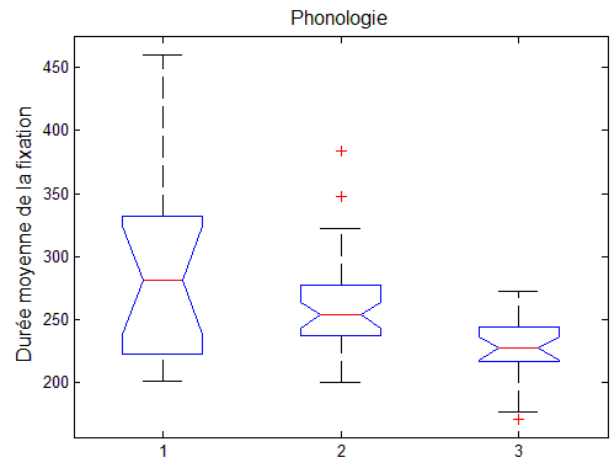
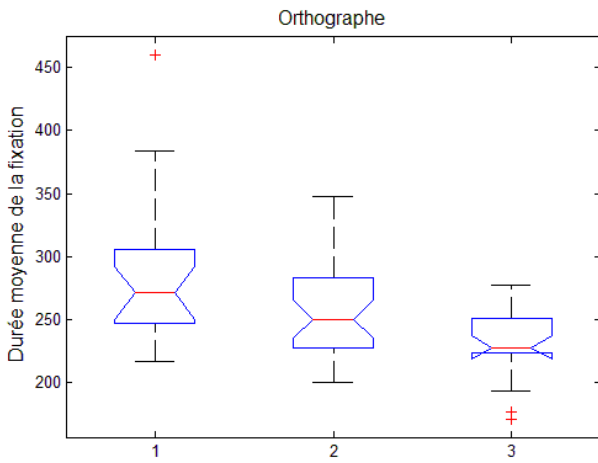
Annexes



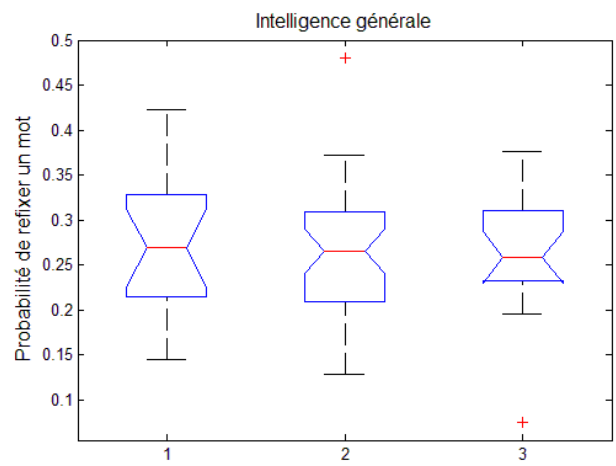
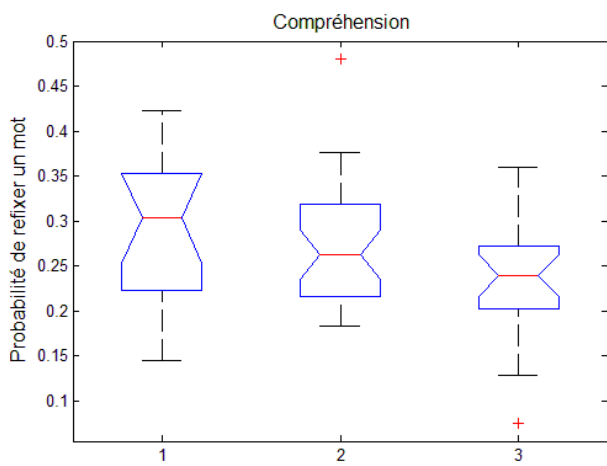
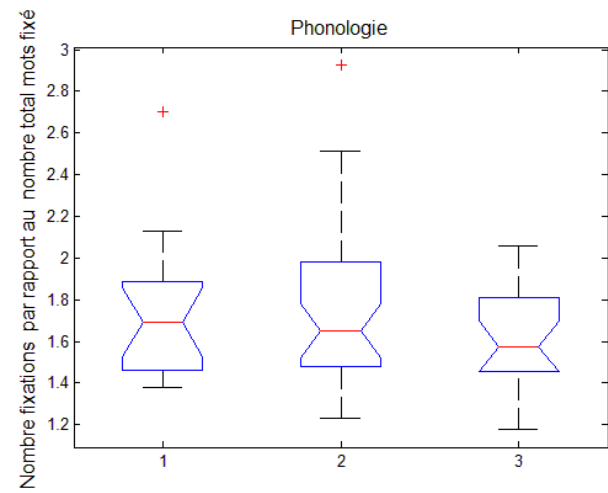
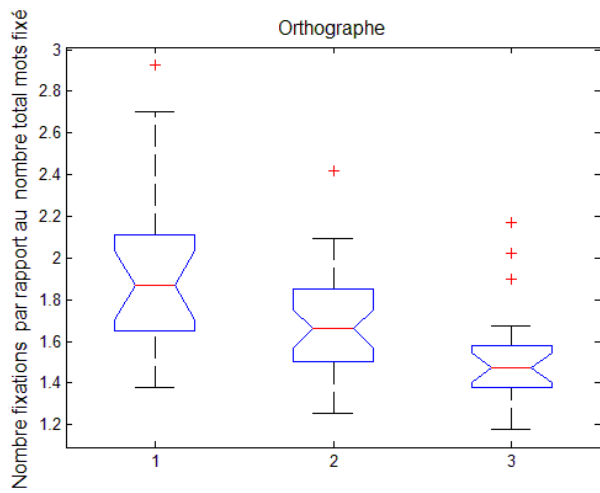
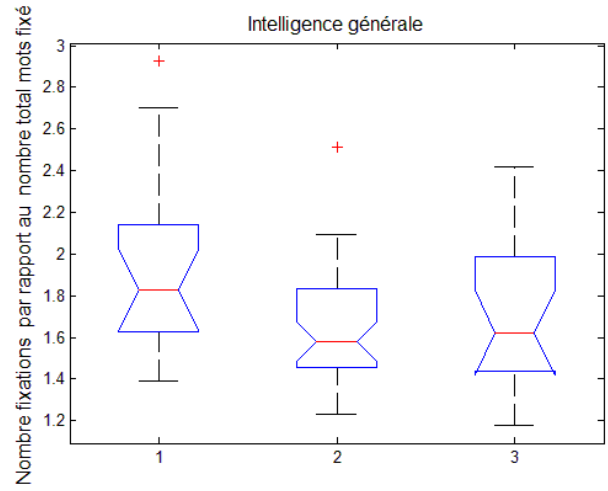
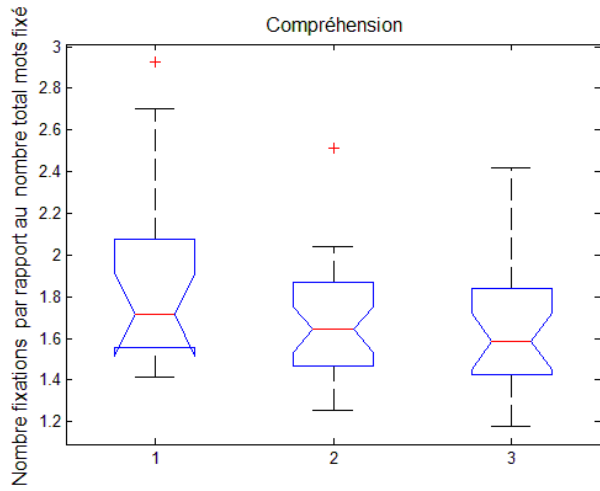
Annexes



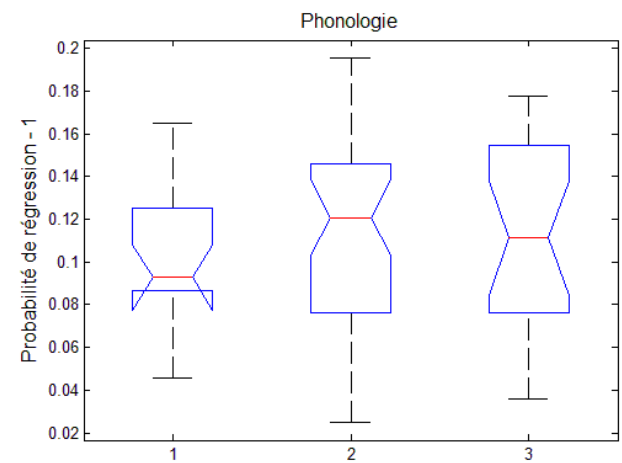
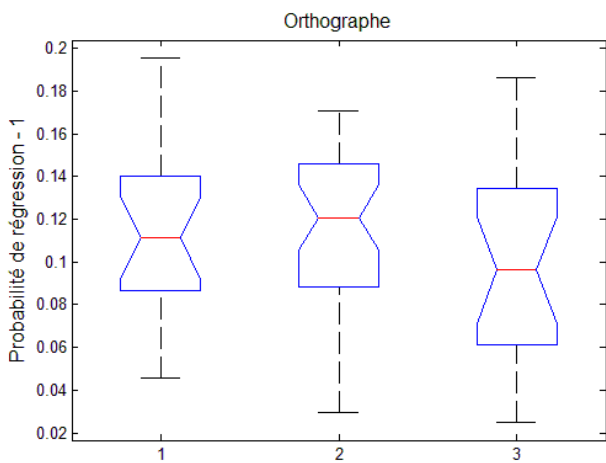
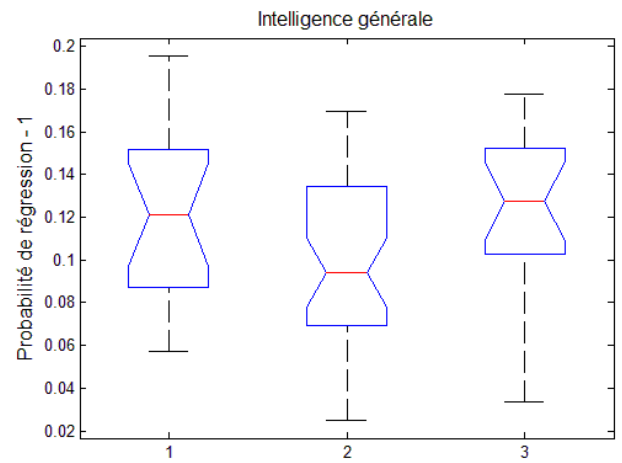
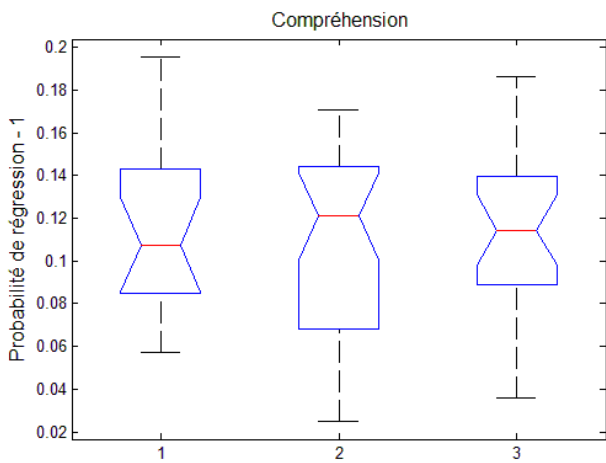
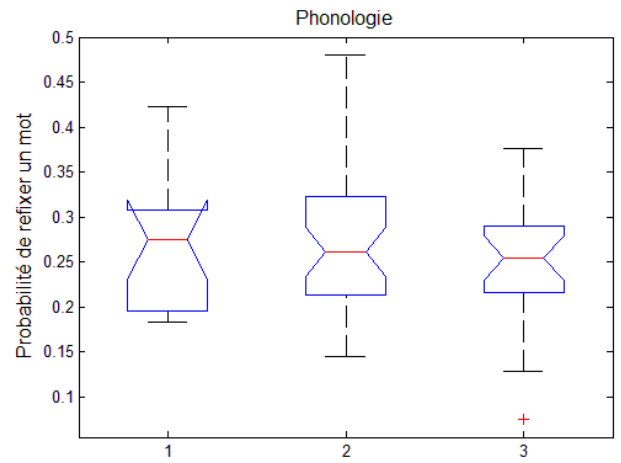
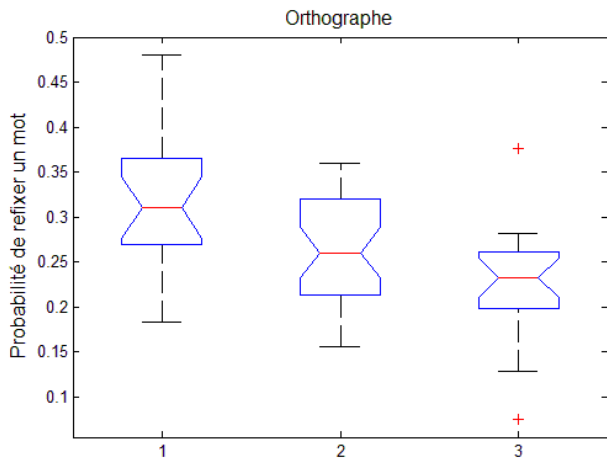
Annexes



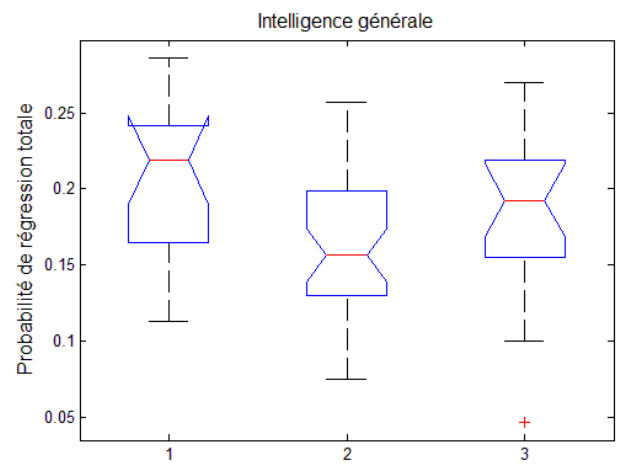
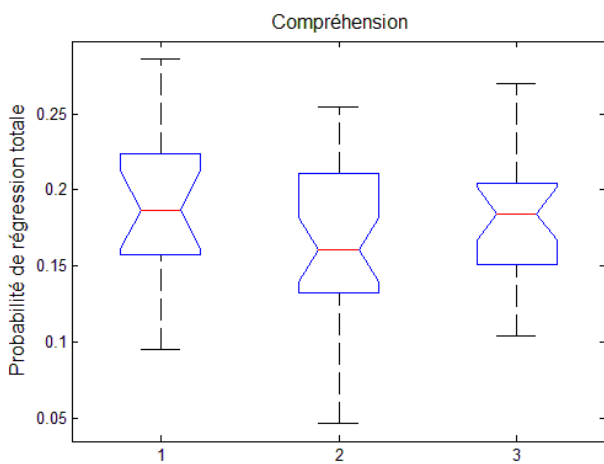
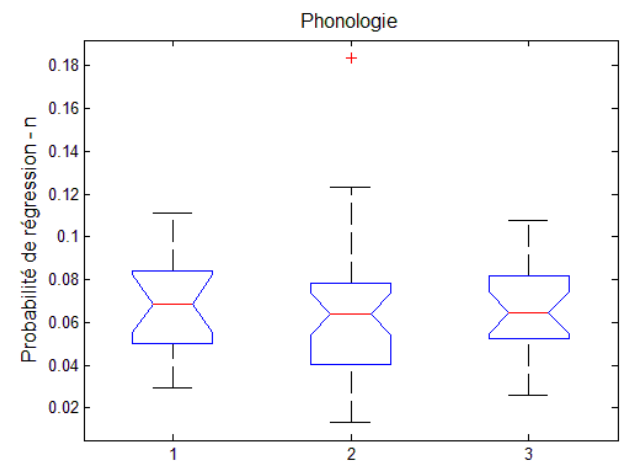
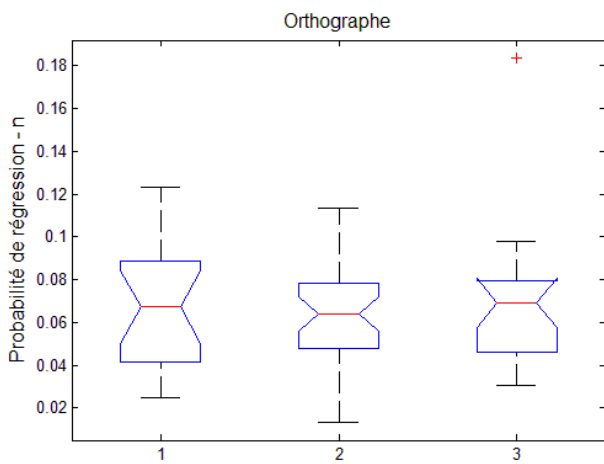
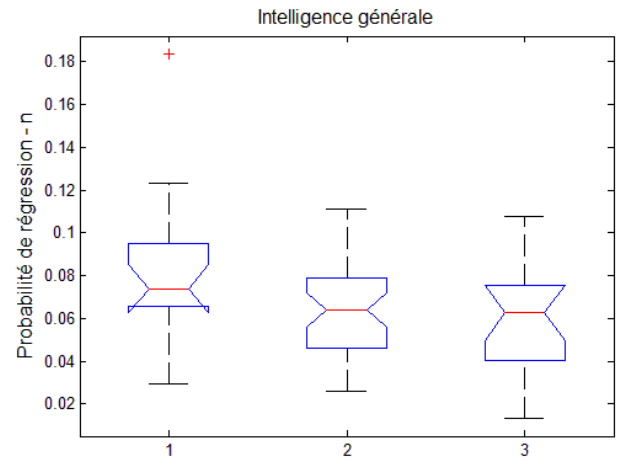
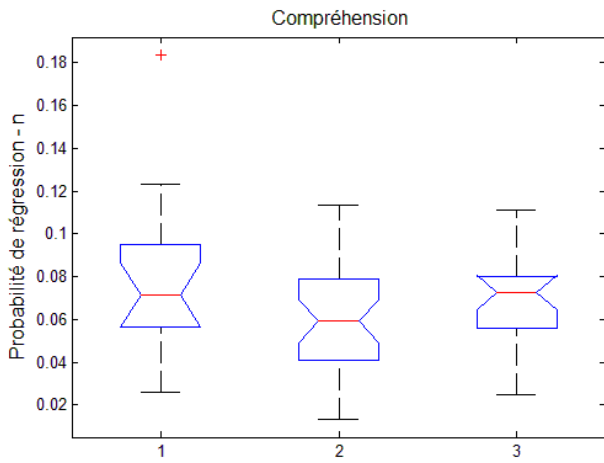
Annexes



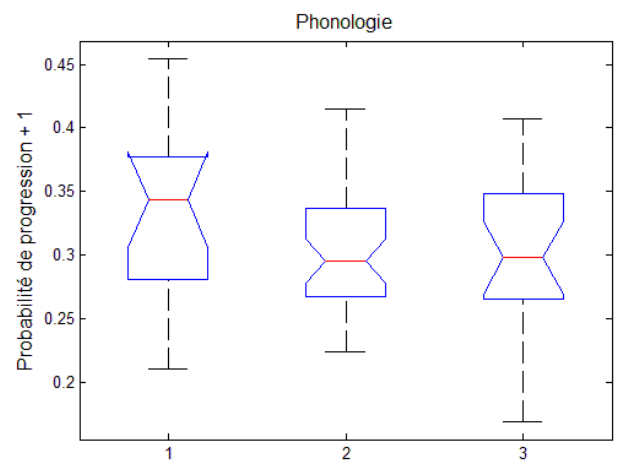
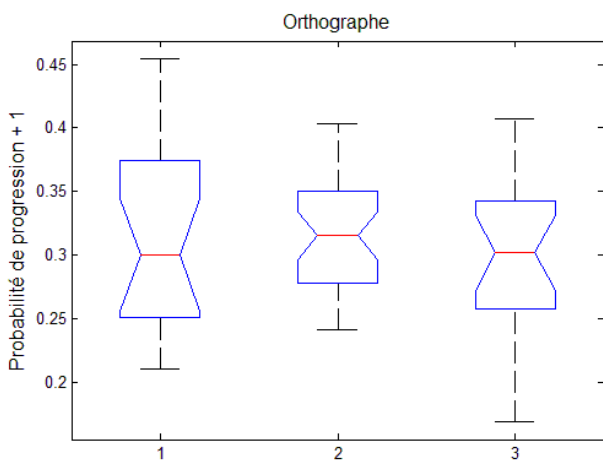
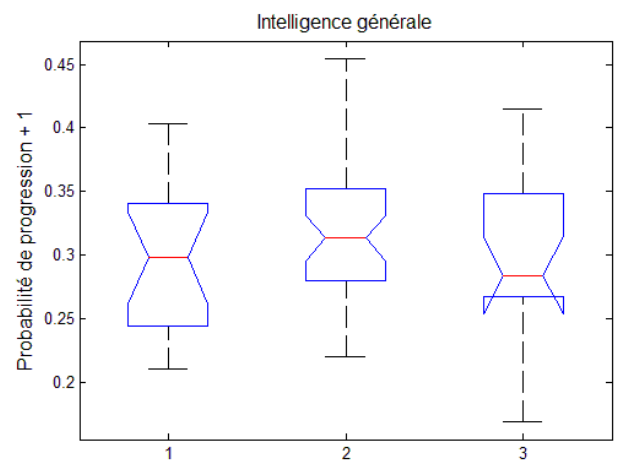
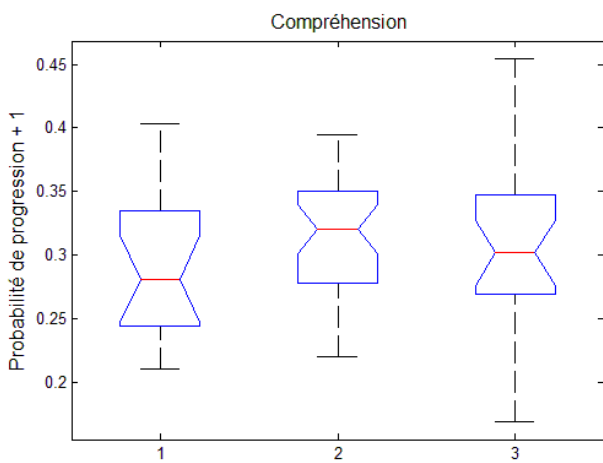
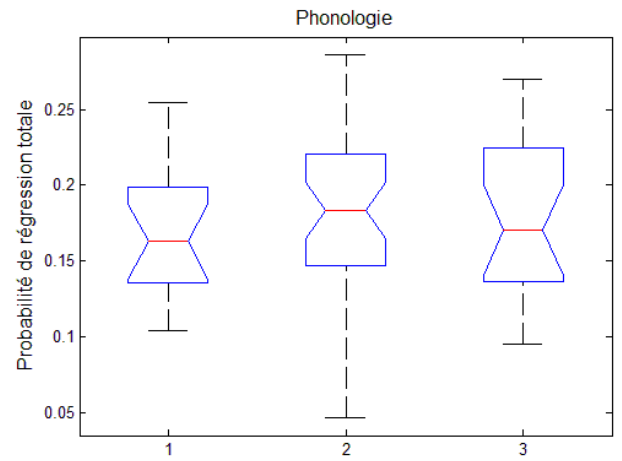
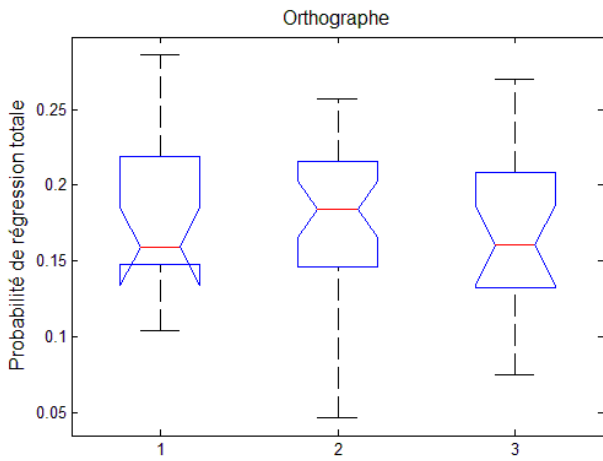
Annexes



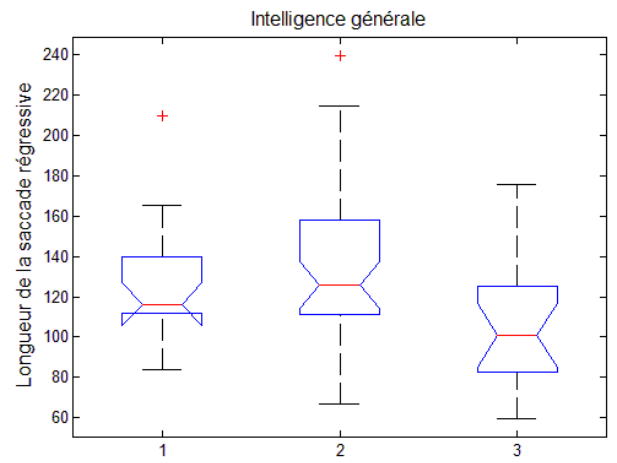
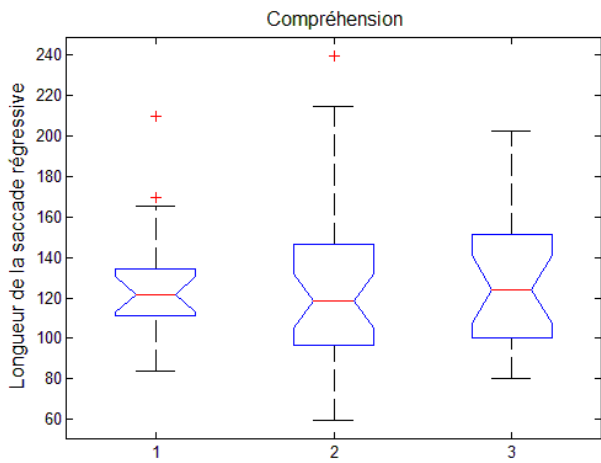
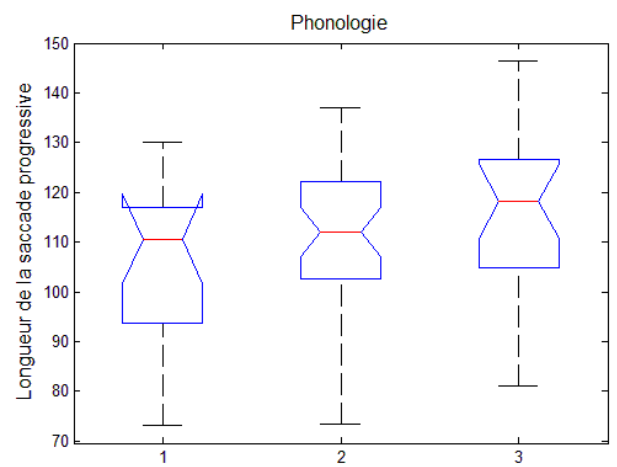
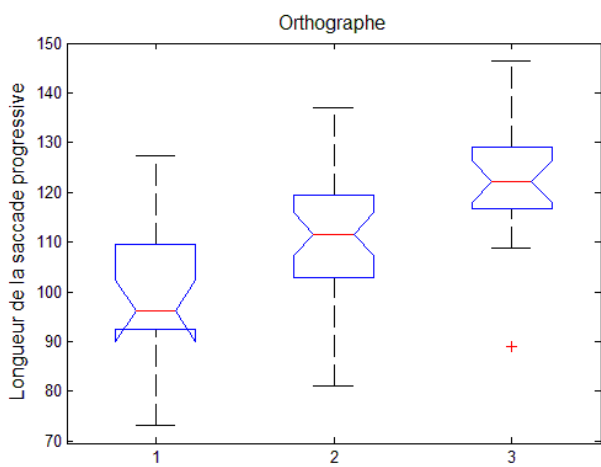
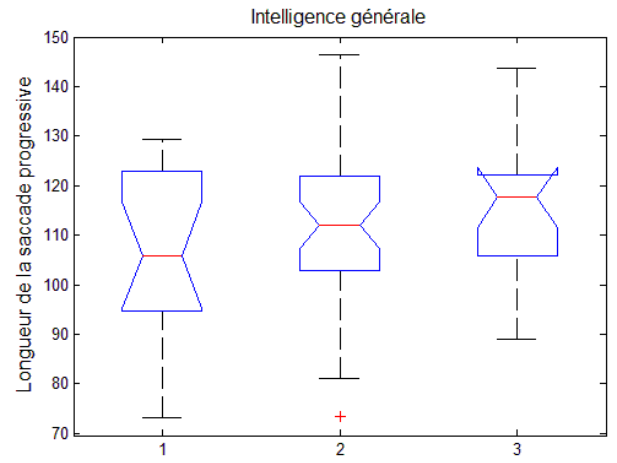
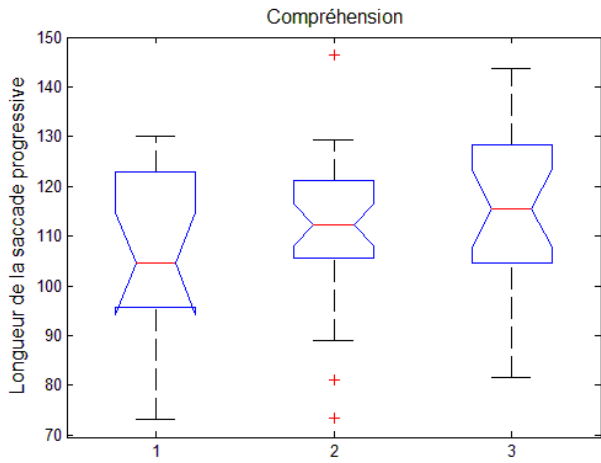
Annexes



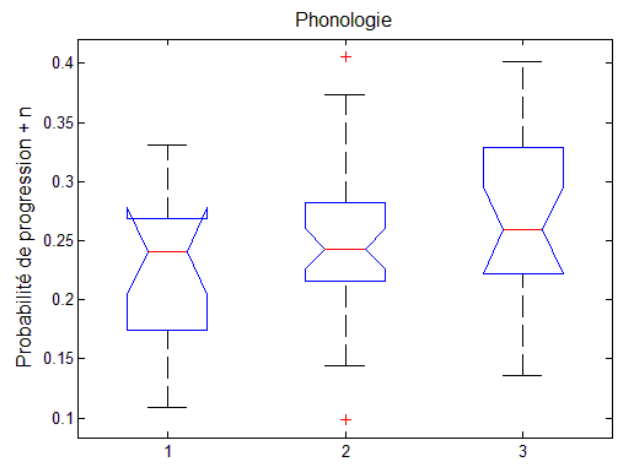
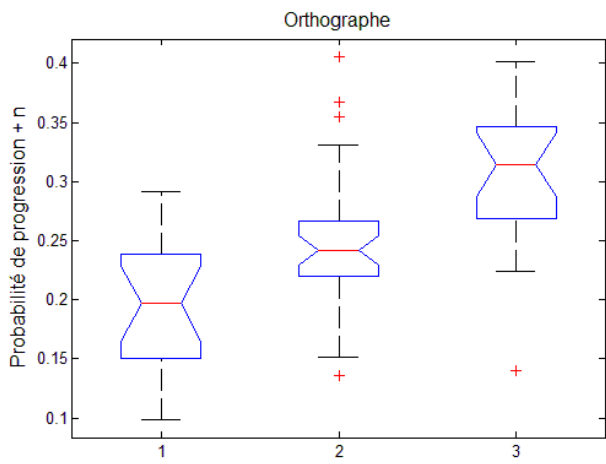
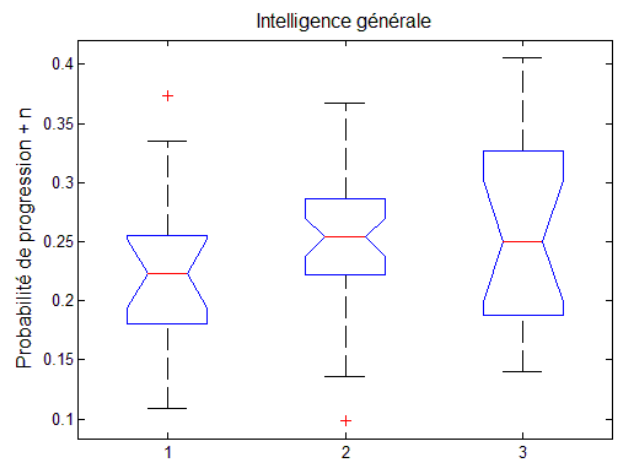
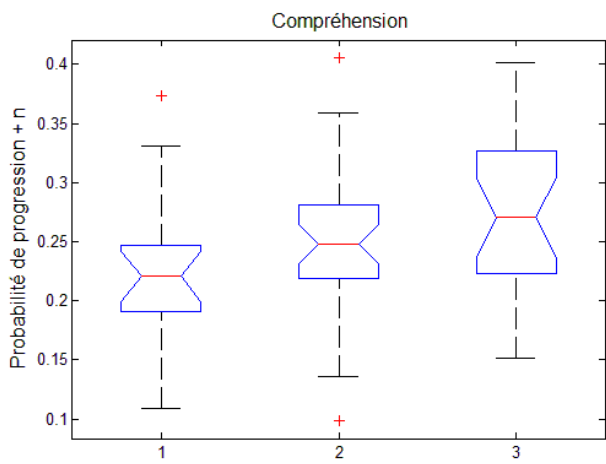
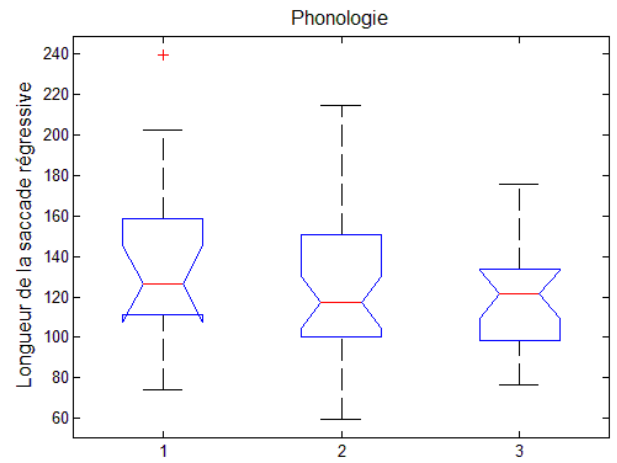
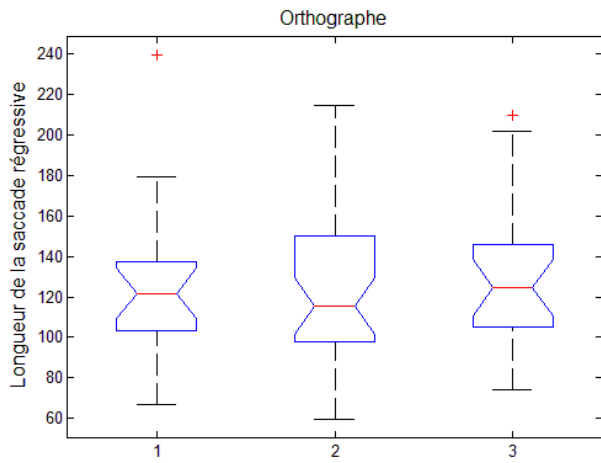
Annexes



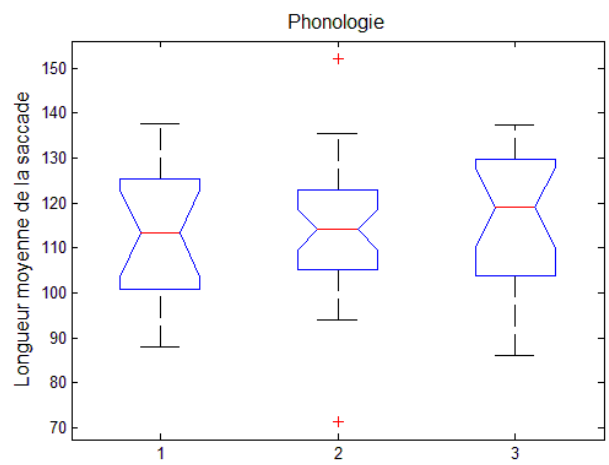
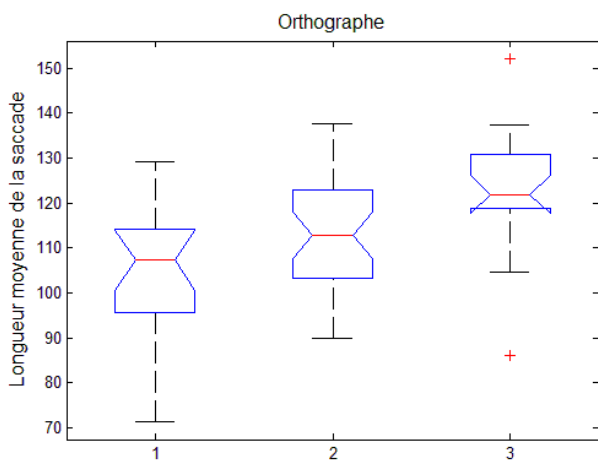
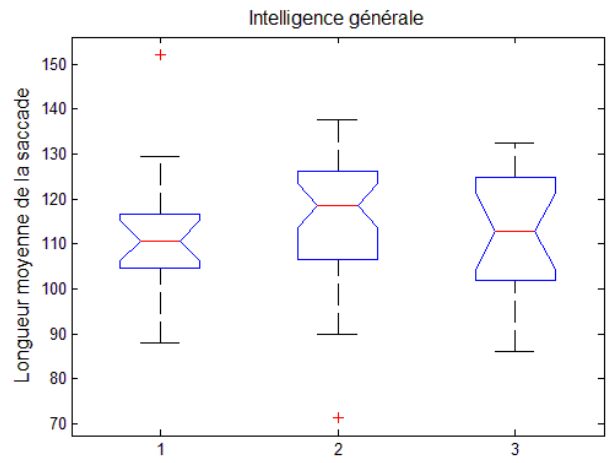
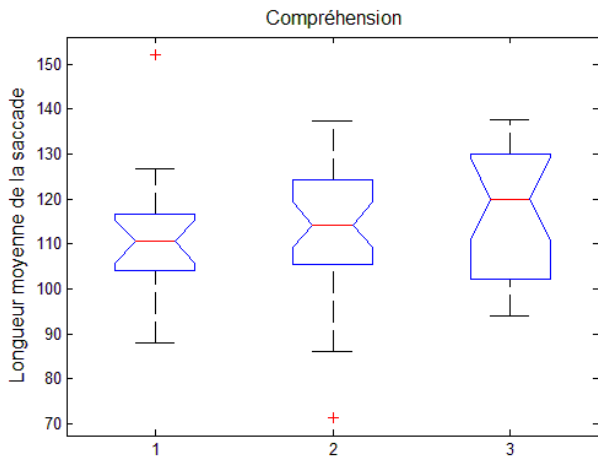
Annexes



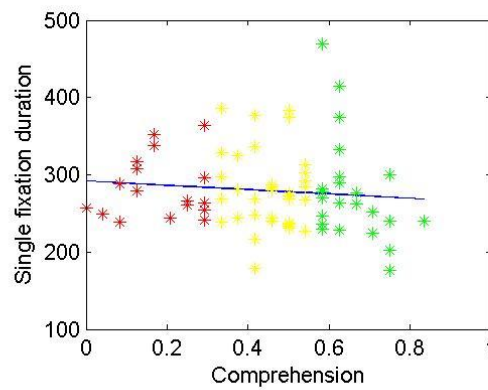
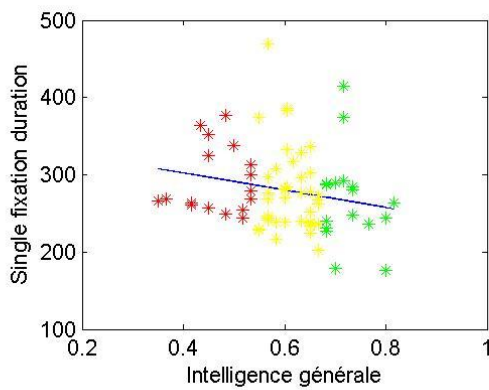
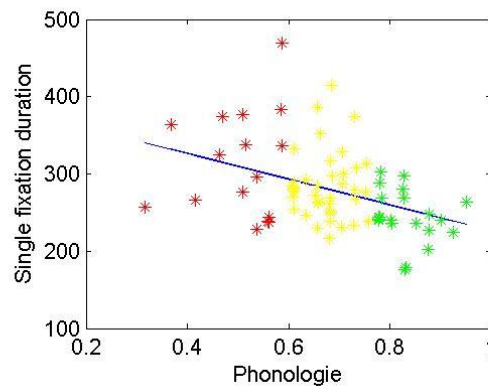
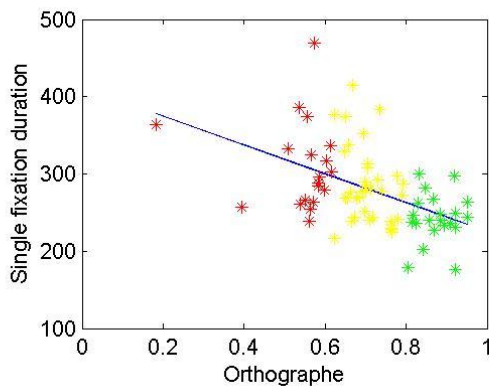
Annexes



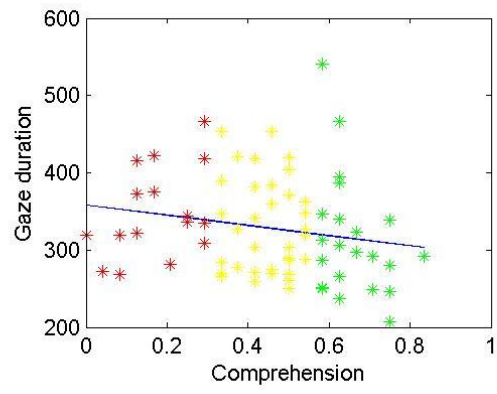
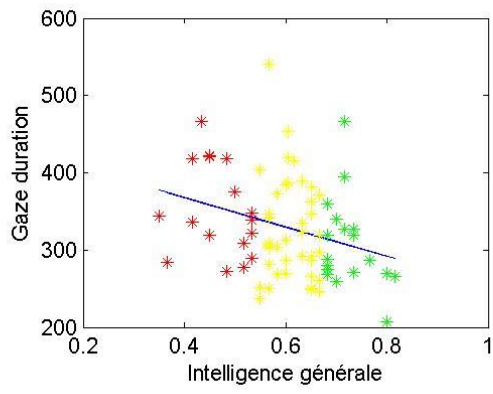
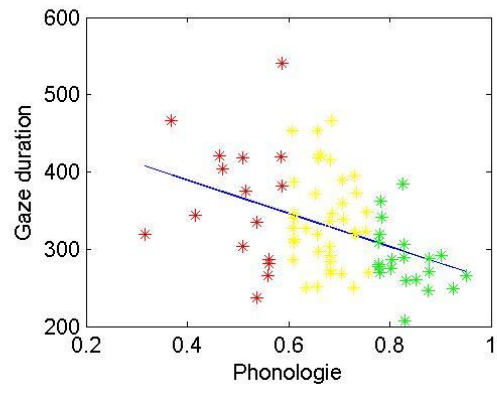
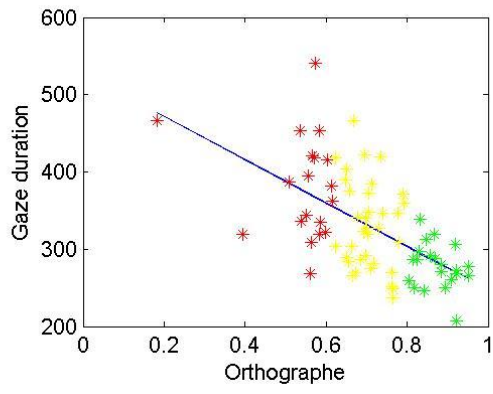
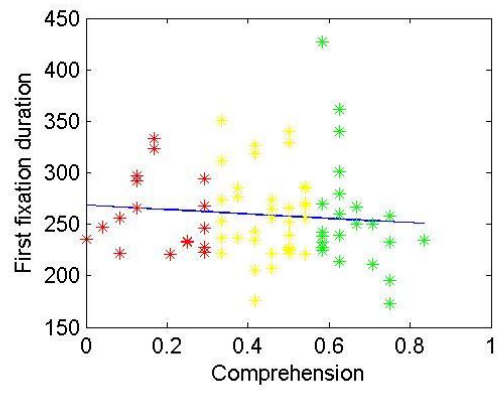
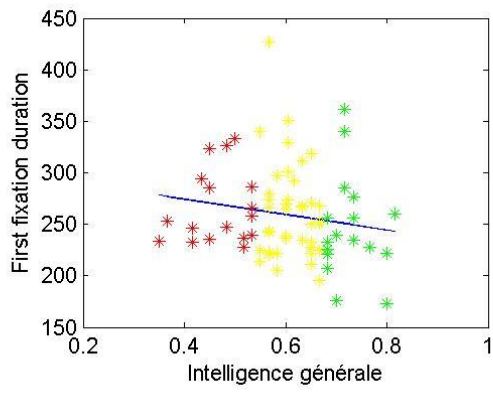
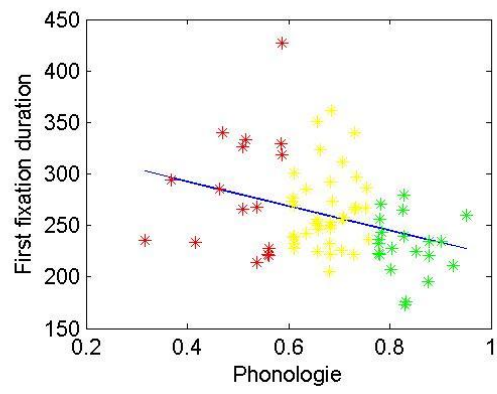
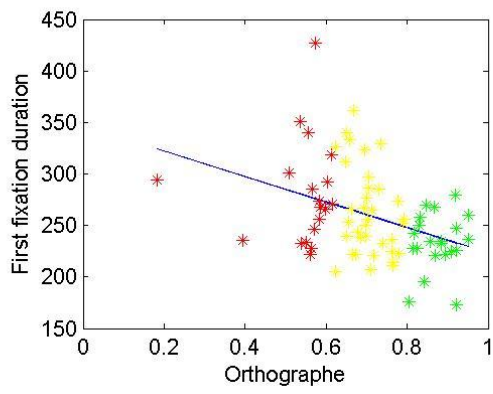
Annexes



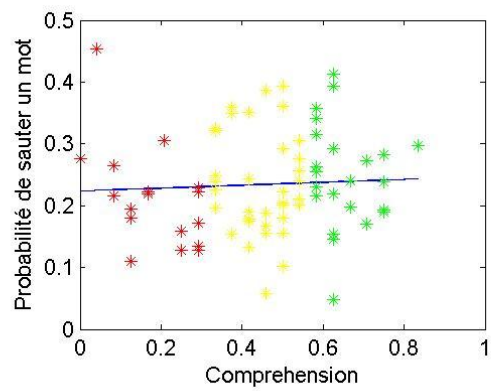
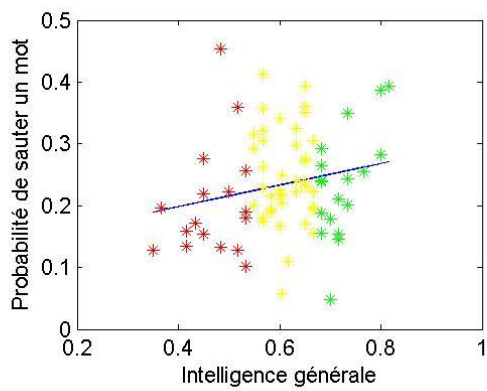
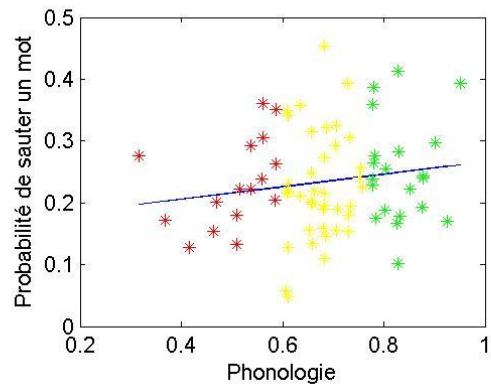
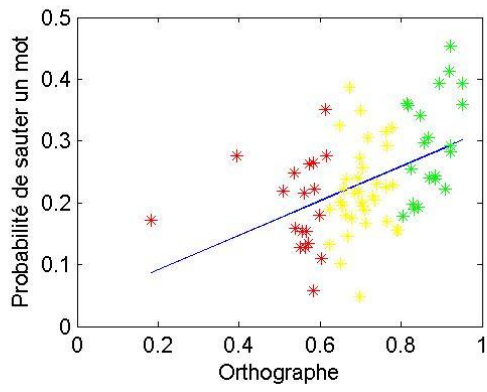
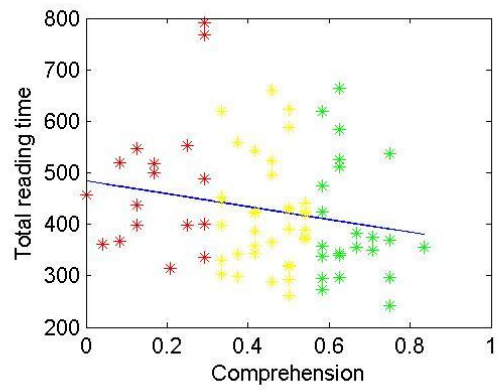
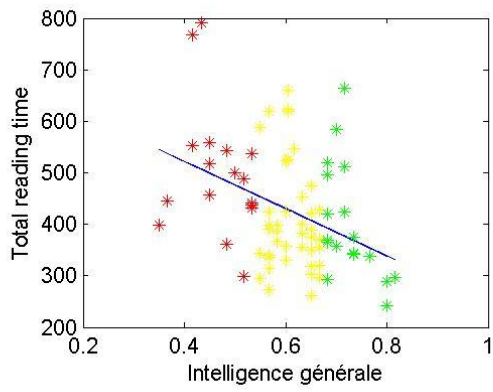
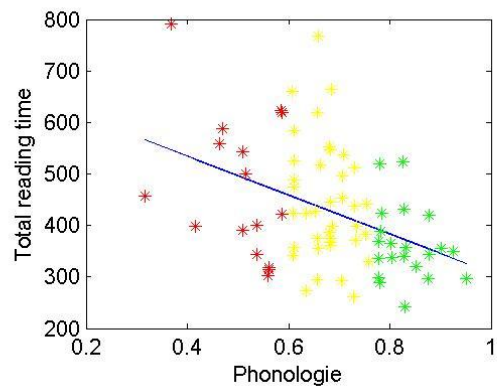
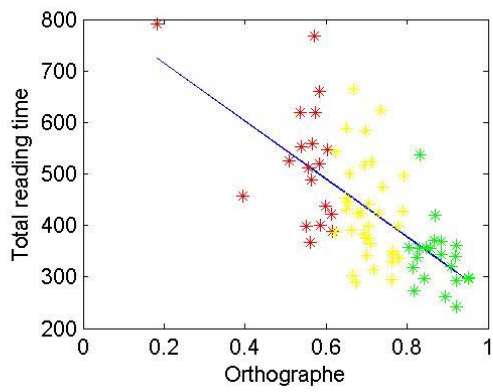
F. Droites de régression linéaire en fonction des résultats aux tests psychométriques. Les nuages de points en rouge représentent les faibles lecteurs, les nuages en jaune : les moyens et en vert : les bons.



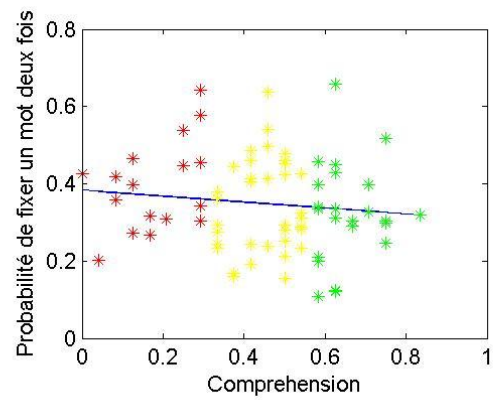
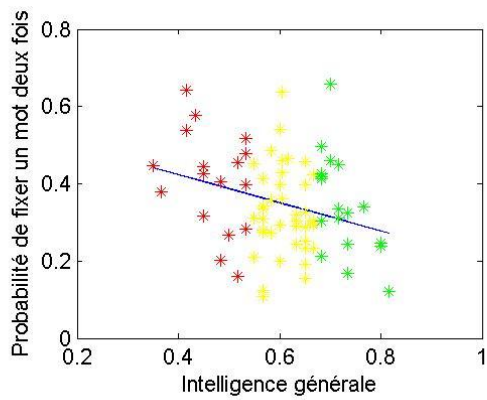
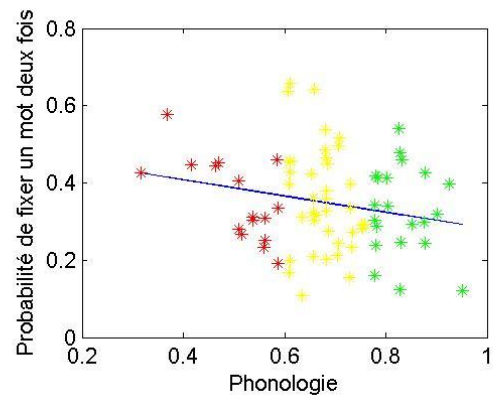
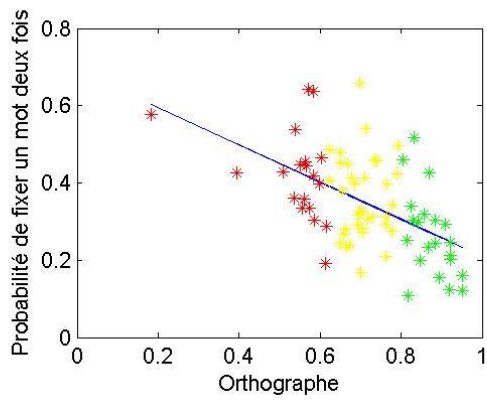
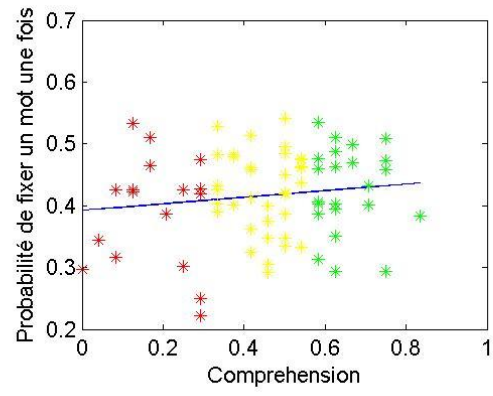
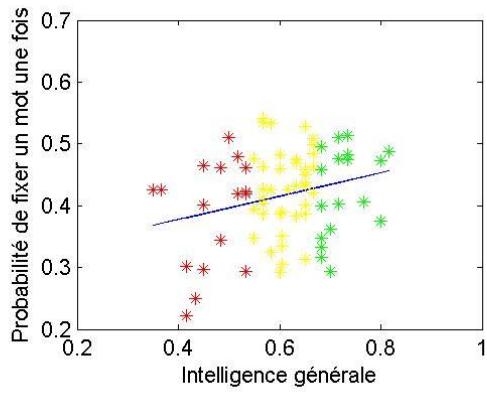
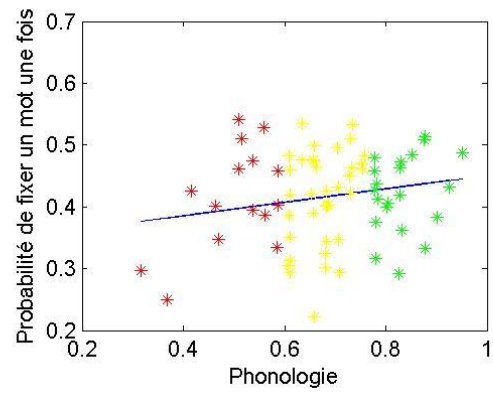
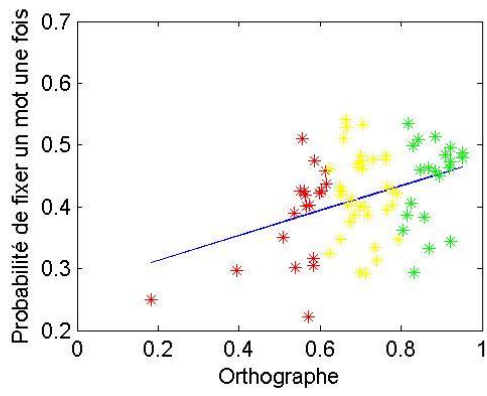
Annexes



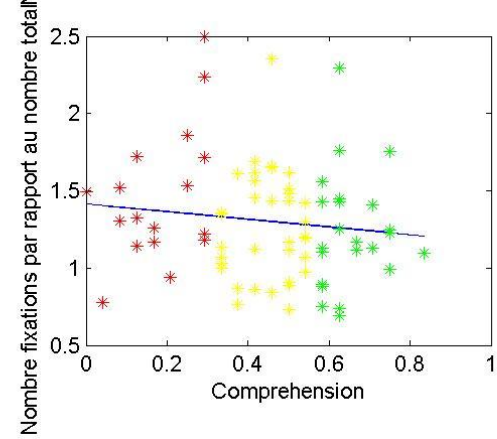
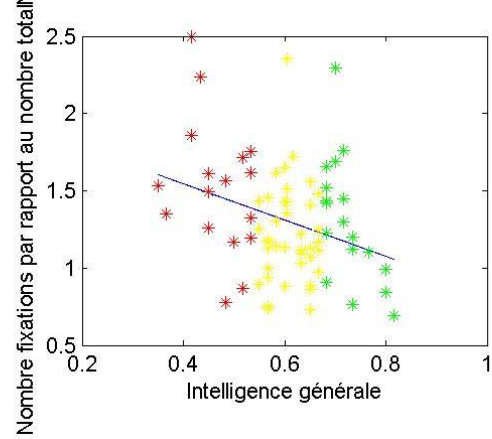
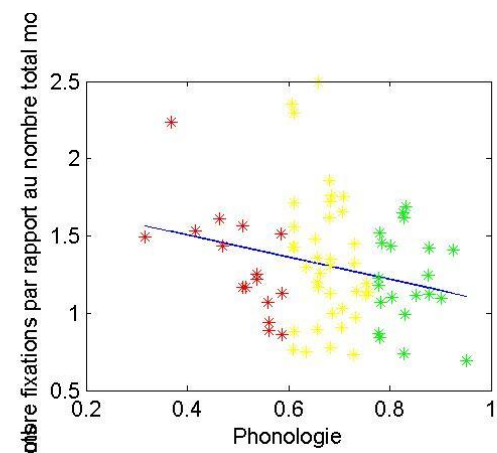
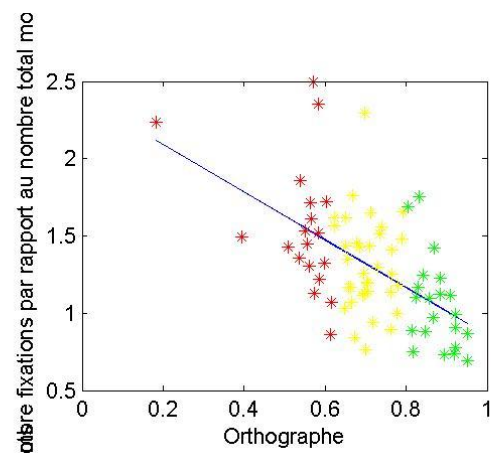
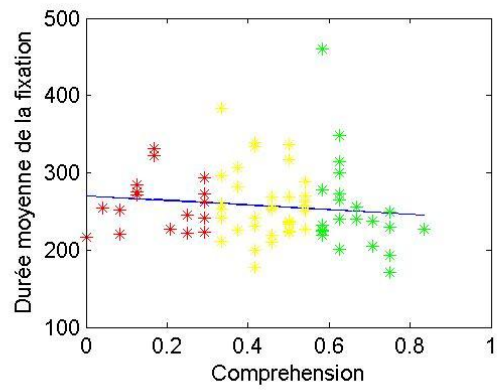
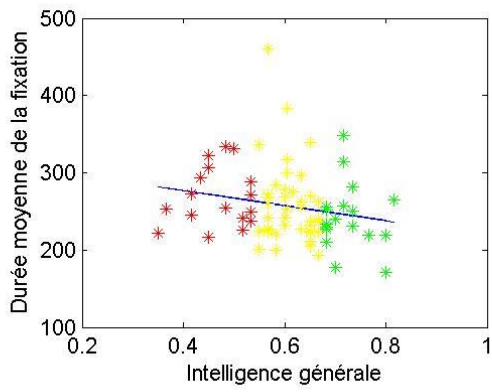
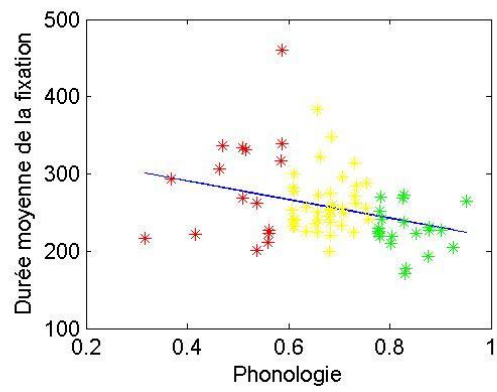
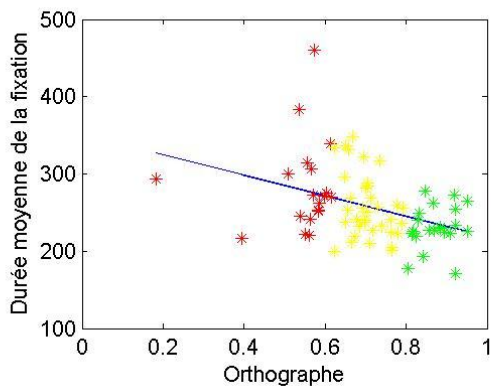
Annexes



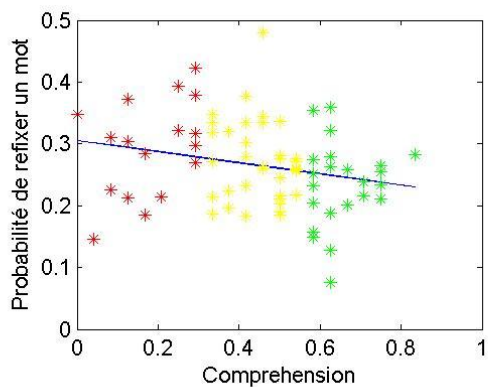
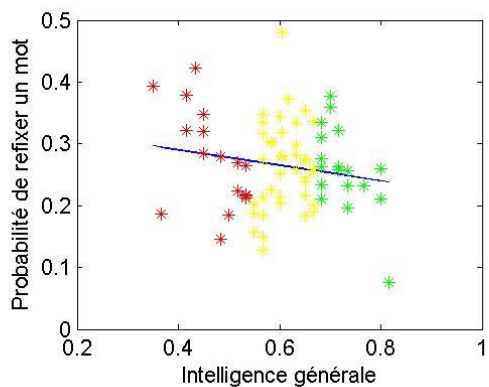
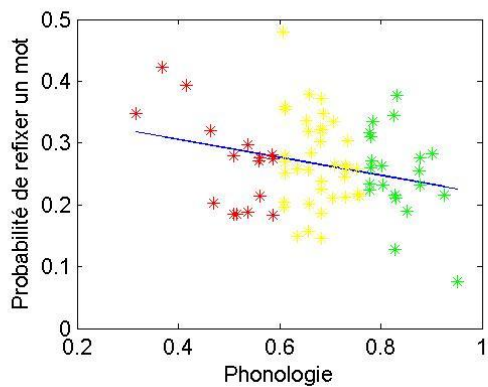
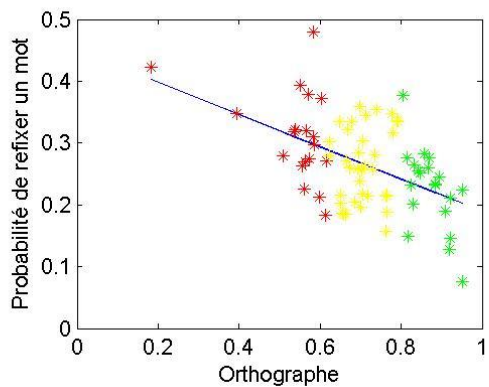
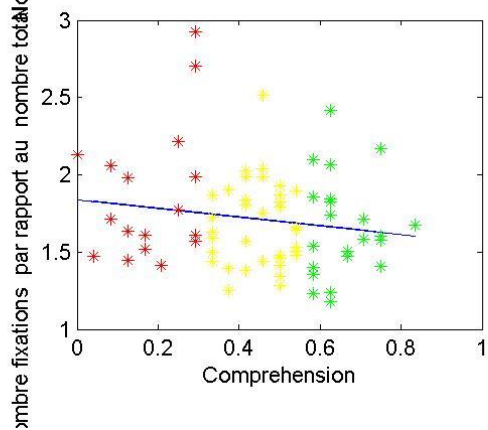
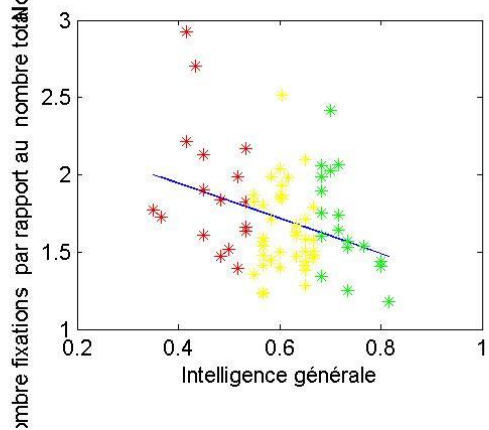
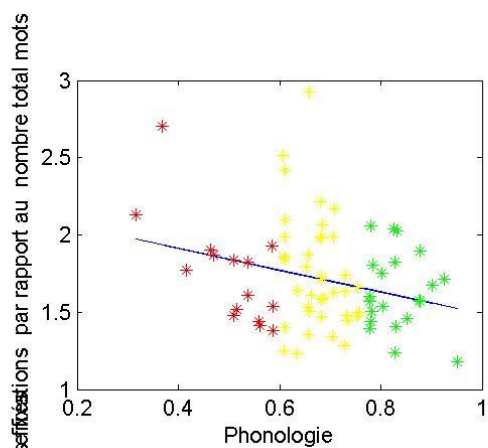
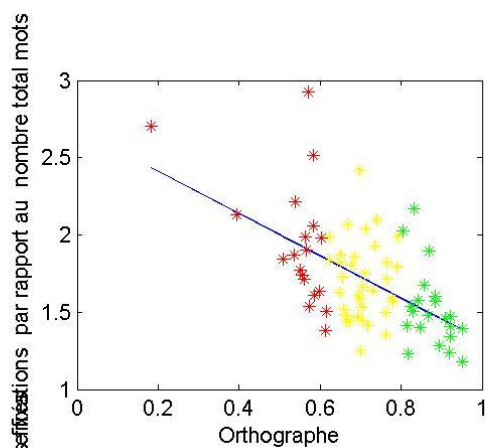
Annexes



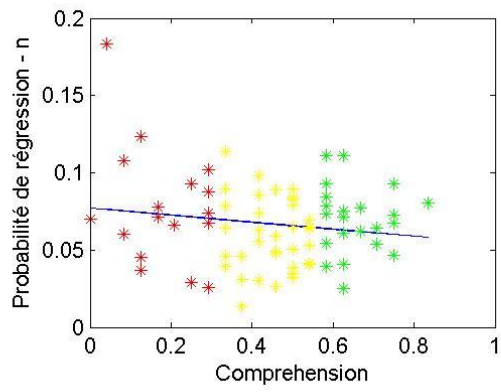
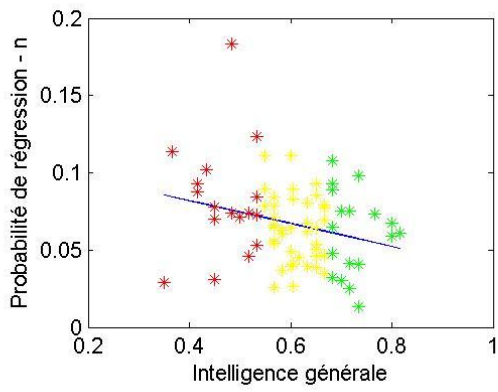
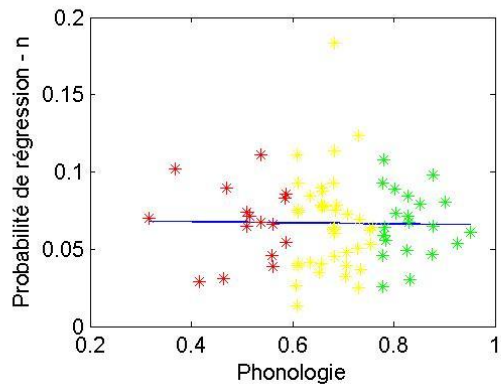
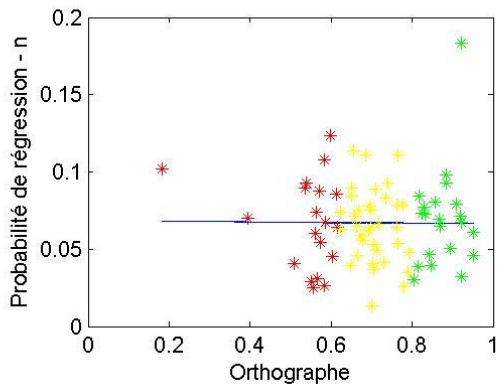
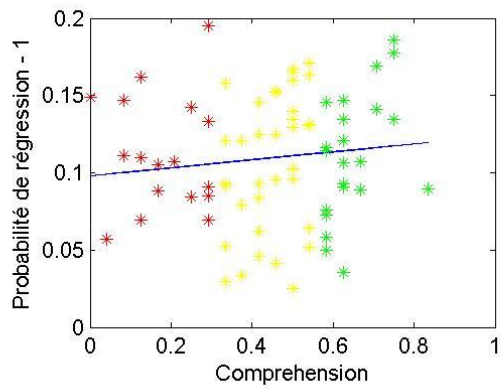
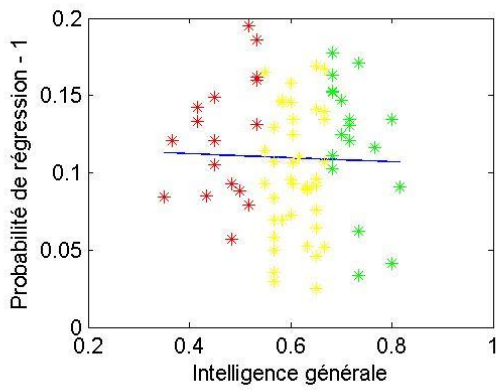
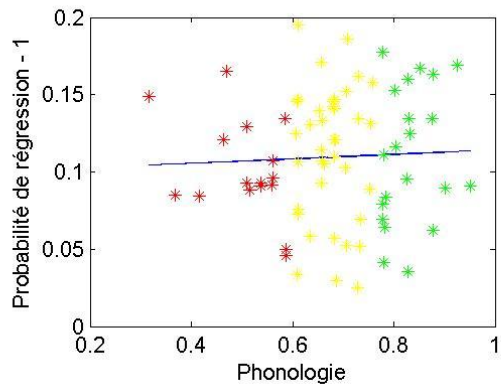
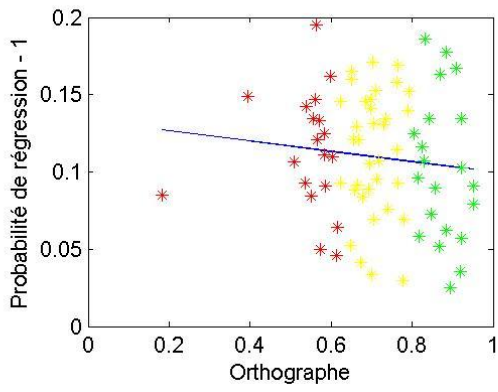
Annexes



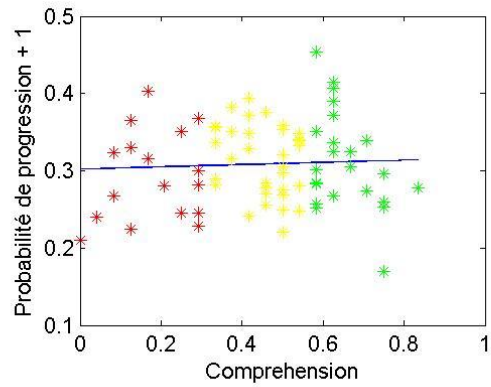
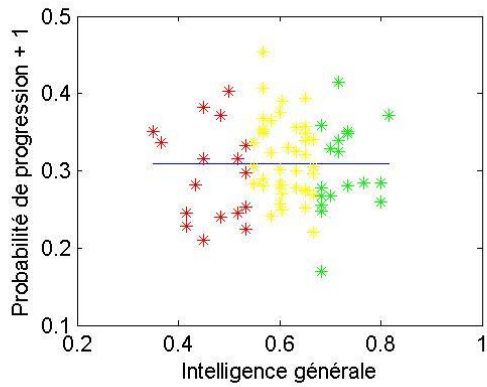
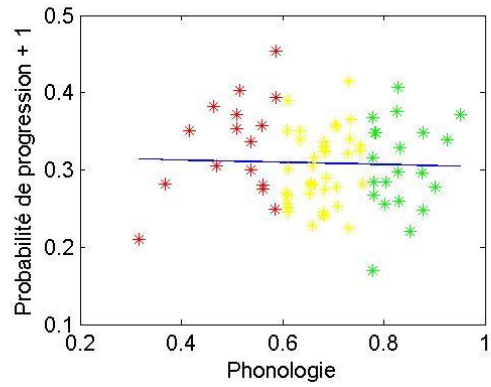
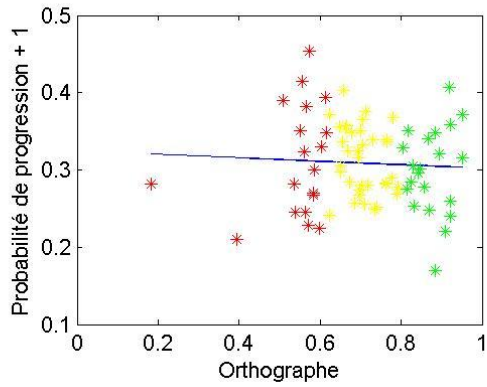
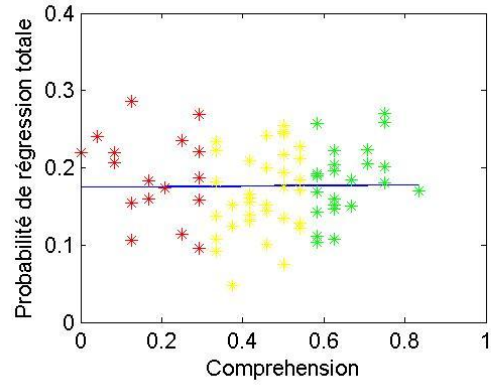
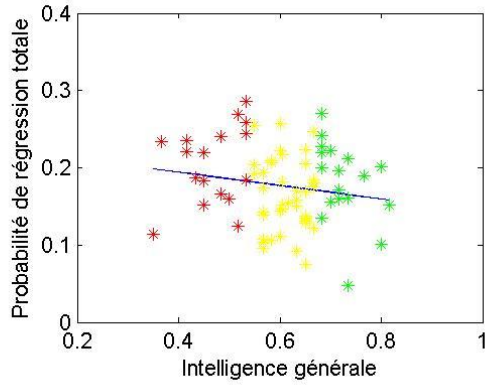
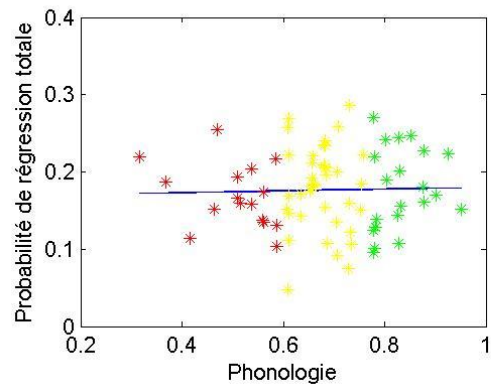
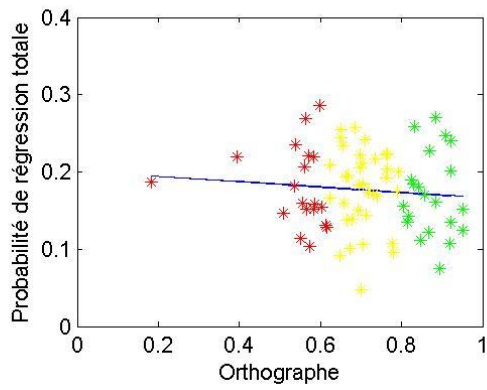
Annexes



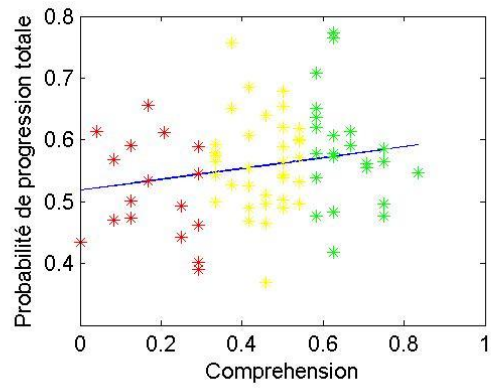
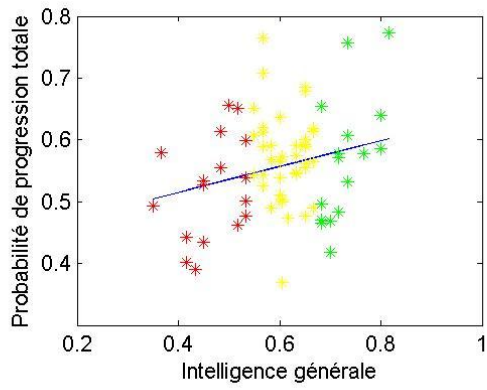
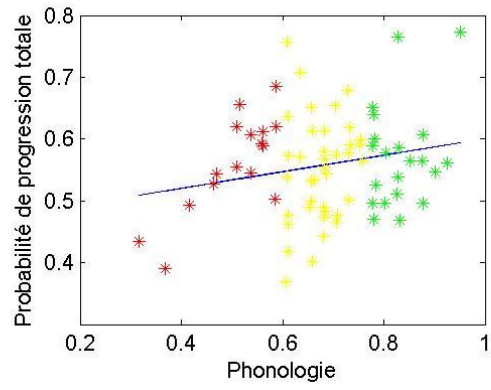
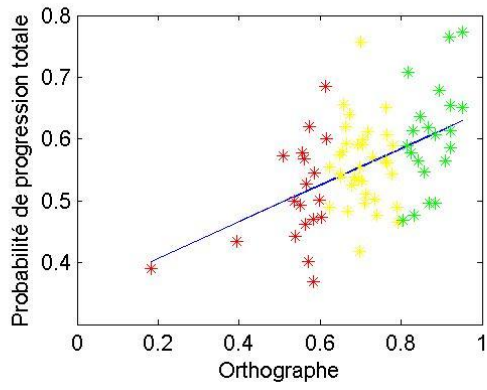
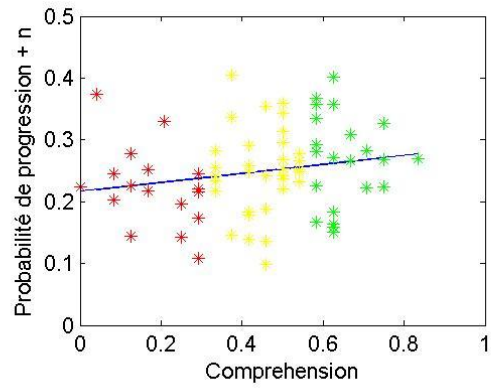
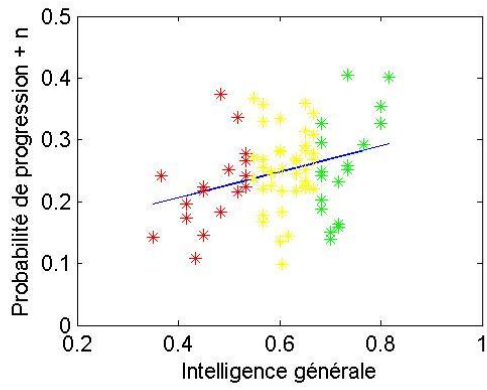
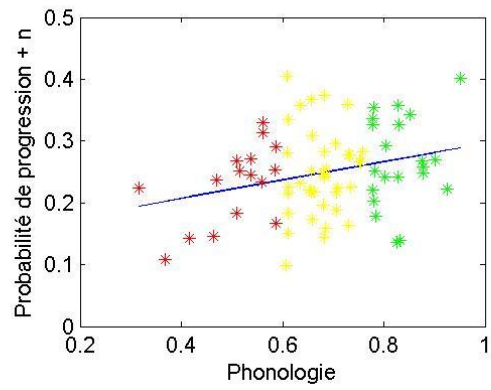
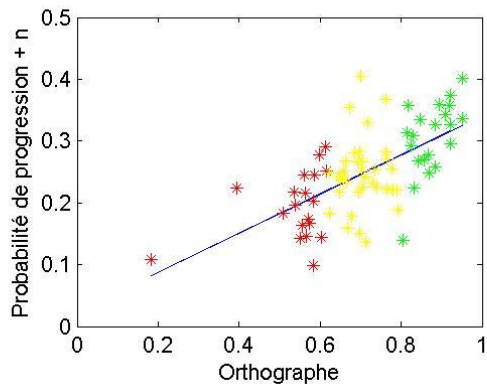
Annexes



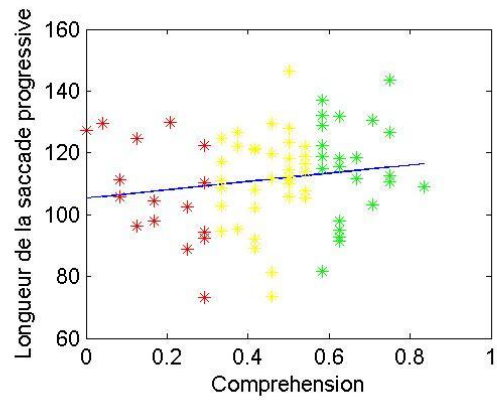
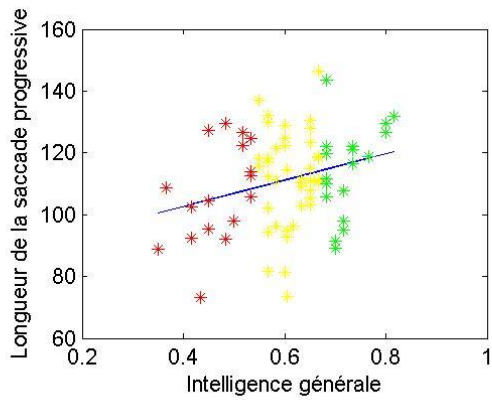
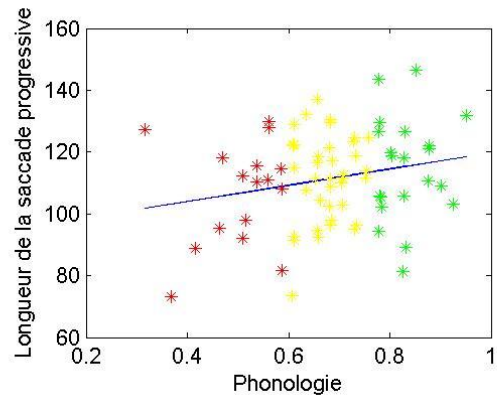
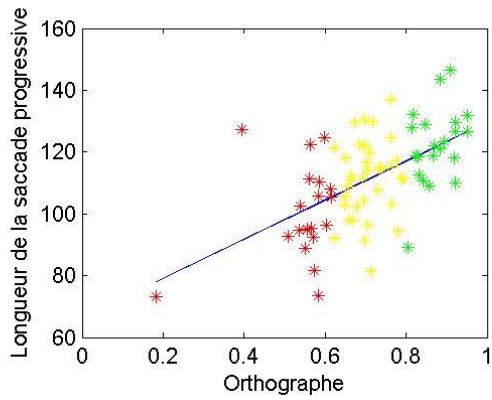
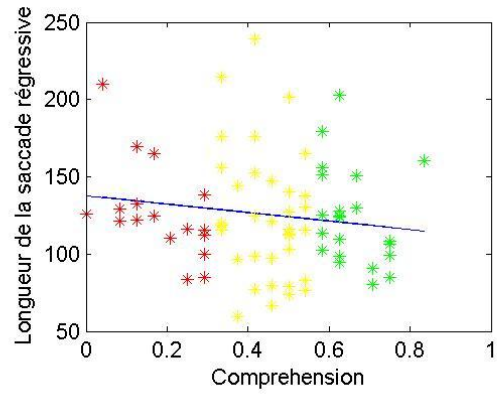
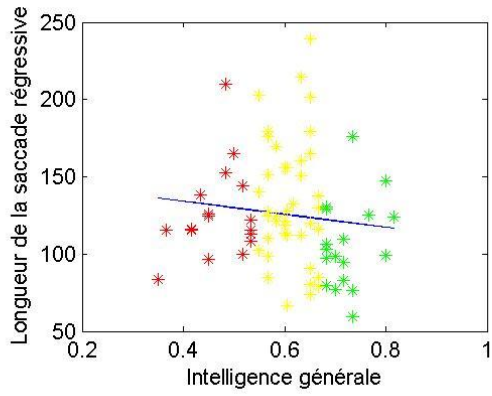
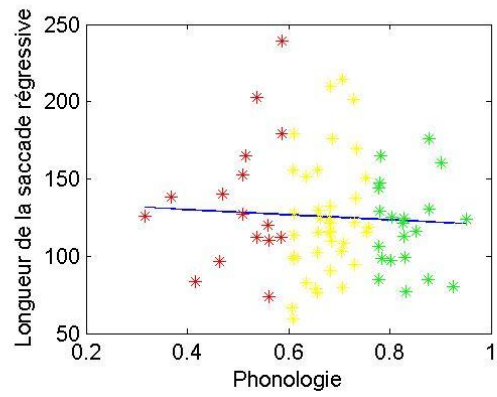
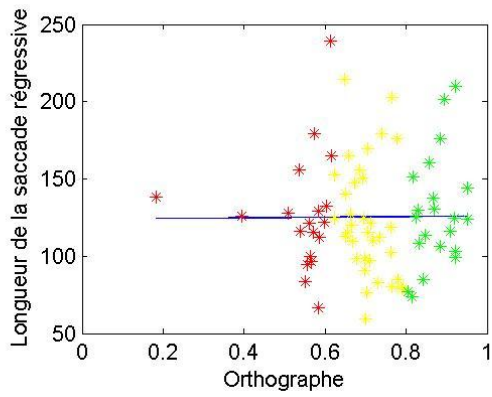
Annexes



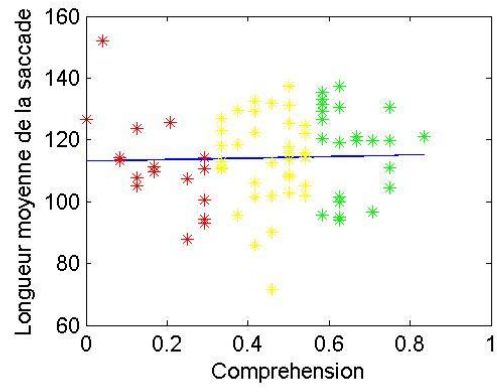
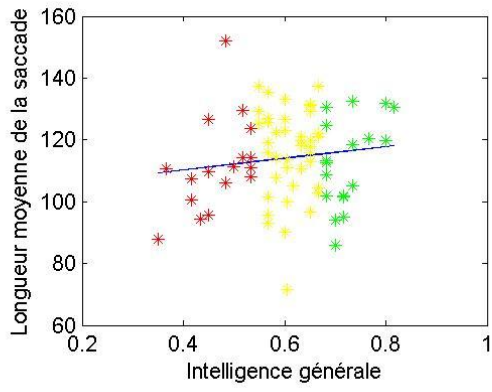
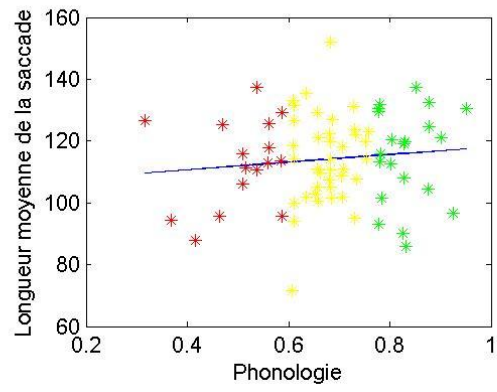
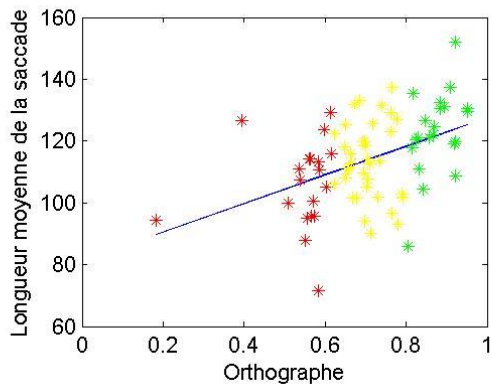
Annexes



Annexes



Annexes



8 Références

- Ans, B., Carbonnel, S., & Valdois, S. (1998). A connectionist multi-trace memory model of polysyllabic word reading. *Psychological Review*, 105, 678–723.
- Ashby, J., Rayner, K., & Clifton, C. Jr. (2005). Eye movements of highly skilled and average readers: Differential effects of frequency and predictability. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology Section A*, 58A, 1065–1086.
- Balota, D. A., Pollatsek, A., & Rayner, K. (1985). The interaction of contextual constraints and parafoveal visual information in reading. *Cognitive Psychology*, 17, 364-390.
- Becker, W., & Jürgens, R. (1979). An analysis of the saccadic system by means of double-step stimuli. *Vision Research*, 19, 967-983.
- Blakemore, S.-J., Frith, C. D., & Wolpert, D. W. (1999a). Spatiotemporal prediction modulates the perception of self produced stimuli. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 11, 551–559.
- Blythe, H. I. (2014). Developmental changes in eye movements and visual information encoding associated with learning to read. *Current Directions in Psychological Science*. Manuscript in press.
- Blythe, H. I. & Joseph, H. S. S. L. (2011). Children’s eye movements during reading. In S. P. Liversedge, I. D. Gilchrist, & S. Everling (Eds.), *Oxford Handbook on Eye Movements* (pp. 643-662). Oxford, England: Oxford University Press.
- 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, 230-253.
- Boston, M. F., Hale, J., Kliegl, R., Patil, U. & Vasishth, S. (2008). Parsing costs as predictors of reading difficulty: An evaluation using the Potsdam Sentence Corpus. *Journal of Eye Movement Research*, 2(1):1, 1-12.
- Brunsdon, R., Coltheart, M., & Nickels, L. (2005). Treatment of irregular word spelling in developmental surface dysgraphia. *Cognitive Neuropsychology*, 22, 213-251.
- Buser P. & Imbert M. (1987) *Neurophysiologie fonctionnelle IV : Vision*, Collection Méthodes, Hermann
- Campbell, R. & Butterworth, B. (1985). Phonological dyslexia and dysgraphia in a highly literate subject: A developmental case with associated deficits of phonemic processing and awareness. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 37, 435-475.
- Castles, A. & Coltheart, M. (1996). Cognitive correlates of developmental surface dyslexia: A single case study. *Cognitive Neuropsychology*, 13, 25-50.
- Carpenter, P. A. & Just, M. A. (1983). What your eyes do while your mind is reading. In K. Rayner (Ed.), *Eye movements in reading: Perceptual and language processes* (pp. 275-307). New York: Academic Press

Références

- Chace, K. H., Rayner, K., & Well, A. D. (2005). Eye movements and phonological parafoveal preview: Effects of reading skill. *Canadian Journal of Experimental Psychology*, 59, 209–217
- Chancaux M. (2009) Modélisation cognitive computationnelle de trajets oculomoteurs lors d'une tâche de recherche d'information. Thèse de doctorat en informatique sous la direction de Anne Guérin - Dugué et Benoît Lemaire, Grenoble, Université Joseph Fourier.
- Chanceaux, M., Guérin-Dugué, A., Lemaire, B., Baccino, T. (2014). A computational cognitive model of information search in textual materials. *Cognitive Computation* 6(1), 1-17.
- Cohen M.E., Ross L.E. (1978) Latency and accuracy characteristics of saccades and corrective saccades in children and adults. *J Exp Child Psychol* 26:517–525
- Cohen L. & Dehaene S. (2004) Specialization within the ventral stream: the case for the visual word form area. *NeuroImage*, 22:466-476.
- Coltheart M, Rastle K, Perry C, Langdon R, Ziegler J (2001). DRC: A dual route cascaded model of visual word recognition and reading aloud. *Psychological Review*. 108:204–256.
- Coltheart, M. (1978). Lexical Access in Simple Reading Tasks.” In *Strategies of Information Processing*, edited by G. Underwood, 135–155. New York: Academic Press
- Coltheart, M. (1980). Deep dyslexia: A right-hemisphere hypothesis. In Coltheart, M., Patterson, K. E., & Marshall, J. C., editors, *Deep Dyslexia*, chapter 16, pages 326–380. Routledge, London.
- Cronbach, L. J. (1951). Coefficient alpha and the internal structure of tests. *Psychometrika*, 16, 297-334.
- Dantzig, G. B. (1963). *Linear Programming and Extensions*. Princeton, NJ: Princeton University Press.
- Dantzig, G.B. (1987b). “Simplex Method for Solving Linear Programs,” in J. Eatwell, M. Milgate, and P. Newman (eds.), *The New Palgrave: A Dictionary of Economic Theory and Doctrine*, Vol. 4, The Macmillian Press, Ltd., London, 337–340.
- Daussin, J.-M., Kespaik, S., Rocher, R. (2011). L'évolution du nombre d'élèves en difficulté face à l'écrit depuis une dizaine d'années. France, portrait social, 137-152. Paris: DEPP(MEN).
- De Smedt, K. (1996). Computational models of incremental grammatical encoding. In A. Dijkstra & K. de Smedt (Eds.) (1996). *Computational psycholinguistics: AI and connectionist models of human language processing* (pp. 3-23). London: Taylor & Francis, 1996.
- Doctor, E. & Coltheart, M. (1980). Phonological recoding in children's reading for meaning. *Memory and cognition*, 80, 195-209

Références

- Drieghe, D. (2011). Parafoveal-on-Foveal effects in Eye Movements during Reading. In S. P. Liversedge, I. D. Gilchrist, & S. Everling (Eds.), *Oxford Handbook on Eye Movements*. Oxford: University Press, pp. 839 - 855.
- Dubois, M., Kyllingsbaek, S., Prado, C., Musca, S. C., & Peiffer, E. (2010). Fractionating the multi-character processing deficit in developmental dyslexia: Evidence from two case studies. *Cortex*, 46, 717-738.
- Eden, G. E., Stein, J. E., Wood, H. M., & Wood, E. B. (1994). Differences in eye movements and reading problems in dyslexic and normal children. *Vision Research*, 34, 1345–1358.
- Engbert R, Longtin A, Kliegl R (2002). A dynamical model of saccade generation in reading based on spatially distributed lexical processing. *Vision Research*.
- Engbert R, Nuthmann A, Richter E, Kliegl R. (2005). SWIFT: A dynamical model of saccade generation during reading. *Psychological Review*.112:777–813
- Erik D. Reichle, Keith Rayner and Alexander Pollatsek (2003). The E-Z Reader model of eye-movement control in reading: Comparisons to other models. *Behavioral and Brain Sciences*, 26, 445-476
- Farrell, S. & Ludwig, C. J. H. (2008). Bayesian and maximum likelihood estimation of hierarchical response time models. *Psychonomic Bulletin & Review*, 15,1209-1217
- Ferrand, L. (2007). *Psychologie cognitive de la lecture*. Bruxelles : De Boeck Université, Collection Ouvertures Psychologiques.
- Fisher, R.A. (1925). *Statistical Methods for Research Workers*. Oliver and Boyd (Edinburgh).
- Frank S.L., Koppen M, Noordman LGM, Vonk W. (2003) *Cognitive Science*.27:875–910.
- Golden R.M., Rumelhart DE.(1993). A parallel distributed processing model of story comprehension and recall. *Discourse Processes*. 16:203–237.
- Häikiö, T., Bertram, R., Hyönä, J., & Niemi, P. (2009). Development of the letter identity span in reading: Evidence from the eye movement moving window paradigm. *Journal of Experimental Child Psychology*, 102, 167-181.
- Hanley, J. R. & Gard, F. (1995). A dissociation between developmental surface and phonological dyslexia in two undergraduate students. *Neuropsychologia*, 33, 909-914.
- Hoffman, James E. Visual attention and eye movements Pashler, Harold (Ed), (1998). *Attention*. , (pp. 119-153). Hove, England: Psychology Press/Erlbaum (UK) Taylor & Francis, viii, 407 pp.
- Holland J.H. (1975). *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. The University of Michigan Press, Ann Arbor, MI
- Howard, D. & Best, W. (1996). Developmental phonological dyslexia: Real word reading can be completely normal. *Cognitive Neuropsychology*, 13, 887-934.

Références

- Huestegge, L., Radach, R., Corbic, D., & Huestegge, S. M. (2009). Oculomotor and linguistic determinants of reading development: A longitudinal study. *Vision Research*, 49, 2948-2959.
- Hutzler, M. Kronbichler, A.M. Jacobs, H. Wimmer (2006). Perhaps correlational but not causal: No effect of dyslexic readers' magnocellular system on their eye movements during reading *Neuropsychologia*, 44 (4), pp. 637–648
- Hyönä, J. & Olson, R. K. (1995). Eye fixation patterns among dyslexic and normal readers: effects of word-length and word-frequency. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 21, 1430-1440.
- Ionescu, G., Guyader, N., & Guerin-Dugué, A. (2009). SoftEye software. IDDN.FR.001.200017.000.S.P.2010.003.31235.
- Irthoff, A. W., & Briihl, D. (1991). Semantic processing of unattended text during selective reading: How the eyes see it. *Perception & Psychophysics*, 49, 289-294.
- Joseph, H. S. S. L., Liversedge, S. P., Blythe, H. I., White, S. J., Gathercole, S. E., & Rayner, K. (2008). Children's and adults' processing of anomaly and implausibility during reading: Evidence from eye movements. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 61, 708-723.
- Joseph, H. S. S. L., Nation, K., & Liversedge, S. P. (2013). Using eye movements to investigate word frequency effects in children's sentence reading. *School Psychology Review*, 42, 207-222.
- Kintsch W, van Dijk TA. (1978). Toward a model of text comprehension and production. *Psychological Review*. ;85:363–394.
- Kintsch, W. (1988). The role of knowledge in discourse comprehension construction-integration model. *Psychological Review*, 95, 163-182.
- Kintsch, W. & Mangalath, P. (2011) The construction of meaning. *Topics in Cognitive Science*, 3, 346-370.
- Klein, R., (1980). Does oculomotor readiness mediate cognitive control of visual attention?, in R. Nickerson (ed.), *Attention and Performance*, Vol. 8, p259-276, New York, Academic Press.
- 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, 262- 284.
- Kuperman, V. and Van Dyke, J.A. (2011). Individual differences in visual comprehension of morphological complexity. In L. Carlson, C. Hoelscher, and T. Shipley (Eds.), *Proceedings of the 33rd Annual Meeting of the Cognitive Science Society* (p. 1643-1648). Austin, TX: Cognitive Science Society.
- Landauer, T. K., and Dumais, S. T. (1997). A solution to Plato's problem: The Latent Semantic Analysis theory of the acquisition, induction, and representation of knowledge. *Psychological Review*, 104, 211-240.

Références

- Lemaire, B., Guérin-Dugué, A., Baccino, T., Chanceaux, M., Pasqualotti, L. (2011). A cognitive computational model of eye movements investigating visual strategies on textual material. In L. Carlson, C. Hölscher and T. Shipley (Eds.) *Proceedings of the Annual Meeting of the Cognitive Science Society*, 1146-1151.
- Lété, B., Sprenger-Charolles, L., & Colé, P. (2004). Manulex: A grade-level lexical database from French elementary-school readers. *Behavior Research Methods, Instruments, & Computers*, 36, 156-166.
- Levenberg K. (1944). "A Method for the Solution of Certain Non-Linear Problems in Least Squares". *Quarterly of Applied Mathematics* 2: 164–168.
- Lewandowsky, S., & Farrell, S. (2010). *Computational Modeling in Cognition: Principles and Practice*. Thousand Oaks, CA: Sage.
- Luna, B., Velanova, K., & Geier, C. F. (2008). Development of eye-movement control. *Brain and Cognition*, 68(3), 293–308. <http://doi.org/10.1016/j.bandc.2008.08.019>
- McClelland JL, Rumelhart DE. An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 1. An account of basic findings. *Psychological Review*. 1981;88:375–407.
- 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, 375–407.
- McConkie, G. W., & Rayner, K. (1975). The span of the effective stimulus during a fixation in reading. *Perception & Psychophysics*, 17, 578-586.461-470.
- McConkie, G. W., & Zola, D., (1987). Visual attention during eye fixations while reading. In M. Coltheart (Ed.), *Attention and performance* (Vol. 12, pp. 385-401). London: Erlbaum.
- McConkie, G. W., Kerr, E W., Reddix, M. D., & Zola, D. (1988). Eye movement control during reading: I. The location of initial eye fixations in words. *Vision Research*, 28, 1107-1118.
- McConkie, G. W., Zola, D., Grimes, J., Kerr, P. W., Bryant, N. R., & Wolff, P. M. (1991). Children's eye movements during reading. In J. F. Stein (Ed.), *Vision and visual dyslexia* (pp. 251-262). London: Macmillian Press.
- Miellet, S., Sparrow, L., & Sereno, S. C. (2007). Word frequency and predictability effects in reading French: An evaluation of the E-Z Reader model. *Psychonomic Bulletin & Review*, 14, 762-769.
- Minsky, Marvin L. (1965). *Matter, Mind and Models*, Proc. IFIP Congress, Vol. I, Spartan Books, 45--50.
- Morris, R. K., Rayner, K., & Pollatsek, A. (1990). Eye movement guidance in reading: The role of parafoveal letter and space information. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 16, 268-281.

Références

- Morrison, R. E. (1984). Manipulation of stimulus onset delay in reading: Evidence for parallel programming of saccades. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 10, 667– 682
- Norris D. (2006). The Bayesian Reader: Explaining word recognition as an optimal Bayesian decision process. *Psychological Review*. 113:327–357
- O'Regan, J. K. (1990). Eye movements and reading. In E. Kowler (Ed.), *Eye movements and their role in visual and cognitive processes* (pp.395-453). Amsterdam: Elsevier.
- O'Regan, J.K. (1992). Optimal viewing position in words and the strategy-tactics theory of eye movements in reading. In K. Rayner (Ed.), *Eye movements and visual cognition: Scene perception and reading* (pp. 333-354). New York: Springer-Verlag.
- Perfetti, C.A, & Hart, L. (2001). The lexical bases of comprehension skill. In D. Gorfien (Ed.), *On the consequences of meaning selection* (pp. 67-86). Washington, DC: American Psychological Association.
- 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, 20-38.
- Pirozzolo, E J., & Raynet; K. (1978). Disorders of oculomotor scanning and graphic orientation in developmental Gerstmann syndrome. *Brain and Language*, 5, 119-126.
- Pollatsek, A., Bolozky, S., Well, A. D., & Rayner K. (1981). Asymmetries in the perceptual span for Israeli readers. *Brain and Language*, 14, 174-180.
- Pollatsek, A., & Rayner, K . (1982). Eye movement control in reading: The role of word boundaries. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 8, 817-833
- Pollatsek, A. Rayner, K., & Balota, D. A. (1986). Inferences about eye movement control from the perceptual span in reading. *Perception & Psychophysics*, 40(2), 123–30. <http://doi.org/10.3758/BF03208192>
- Posner, M. I. (1980). Orienting of attention. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 32, 3-25.
- Potocki, A., Bouchafa, H., Magnan, A., & Ecalle, J. (2014). Evaluation de la compréhension écrite de récits chez l'enfant de 7 à 10 ans: vers des profils de compreneurs. *European Review of Applied Psychology / Revue Européenne de Psychologie Appliquée*, 64, 229-239
- Prado, C., Dubois, M. & Valdois, S. (2007). Eye movements in reading aloud and visual search in developmental dyslexia: impact of the visual attention span. *Vision Research*, 47, 2521-2530.
- Pynte, J., & Kennedy, A. (2006). An influence over eye movements in reading exerted from beyond the level of the word: Evidence from reading English and French. *Vision Research*, 46(22), 3786–3801. <http://doi.org/10.1016/j.visres.2006.07.004>
- Sun, R. (2009) Theoretical status of computational cognitive modeling . *Cognitive Systems Research*, Vol.10, No.2, pp.124-140.

Références

- Raven, J. C., Court, J. H., & Raven, J. (1995). Raven, Matrices Pogresivas (Escalas: CPM, SPM, APM). Madrid: TEA Ediciones, S.A.
- Rayner, K. (1975b). The perceptual span and peripheral cues in reading. *Cognitive Psychology*, 7, 65-81.
- Rayner, K. (1979a). Eye guidance in reading: Fixation locations within words. *Perception*, 8, 21-30.
- Rayner, K. (1986). Eye movements and the perceptual span in beginning and skilled readers. *Journal of Experimental Child Psychology*, 41, 211-236.
- Rayner, K. (2009b). The thirty-fifth Sir Frederick Bartlett Lecture: Eye movements and attention in reading, scene perception, and visual search. *Quarterly Journal of Experimental Psychology*, 62, 1457-1506. doi:10.1080/17470210902816461
- Rayner, K., & Duffy, S.A. (1986). Lexical complexity and fixation times in reading: Effects of word frequency, verb complexity, and lexical ambiguity. *Memory & Cognition*, 14, 191-201.
- Rayner, K., & McConkie, G.W. (1976). What guides a reader's eye movements. *Vision Research*, 16, 829-837.
- Rayner, K., & Pollatsek, A. (1996). Reading unspaced text is not easy: Comments on the implications of Epelboim et al.'s study for models of eye movement control in reading. *Vision Research*, 36,
- Rayner, K., & Reichle, E. D. (2010). Models of the Reading Process. *Wiley Interdisciplinary Reviews. Cognitive Science*, 1(6), 787-799. <http://doi.org/10.1002/wcs.68>
- Rayner, K., Murphy, L. A., Henderson, J. M., & Pollatsek, A. (1989). Selective attentional dyslexia. *Cognitive Neuropsychology*, 6, 357-378
- Rayner, K., Pollatsek, A., & Schotter, (2012). E.R. Reading: Word identification and eye movements. In A.F. Healy and R.W. Proctor (Eds), *Handbook of Psychology: Experimental Psychology* (volume 4), 2nd Edition (pp. 548-577).
- Rayner, K., Well, A.D., Pollatsek, A., & Bertera, J.H. (1982). The availability of useful information to the right of fixation in reading. *Perception & Psychophysics*, 31, 537-550.
- Rayner, K. (1998). Eye movements in reading and information processing: 20 years of research. *Psychological Bulletin*, 124(3), 372-422. <http://doi.org/10.1037/0033-2909.124.3.372>
- Rayner, K., & Morrison, R. E. (1981). Eye movements and identifying words in parafoveal vision. *Bulletin of the Psychonomic Society*, 17(3), 135-138. <http://doi.org/10.3758/BF03333690>
- Reicher, G. M. (1969). Perceptual recognition as a function of meaningfulness of stimulus material. *Journal of Experimental Psychology*, 81, 275-280.
- Reichle ED, Rayner K, Pollatsek A. (2003). The E-Z Reader model of eye-movement control in reading: Comparisons to other models. *Behavioral and Brain Sciences*. 26:445-476.

Références

- Reichle, E. D., & Reingold, E. M. (2013). Neurophysiological constraints on the eye-mind link. *Frontiers in Human Neuroscience*, 7.
- Reichle, E. D., Liversedge, S. P., Drieghe, D., Blythe, H. I., Joseph, H. S. S. L., White, S. J., & Rayner, K. (2013). Using E-Z Reader to examine the concurrent development of eye-movement control and reading skill. *Developmental Review*, 33, 110-149
- Reichle, E. D., Pollatsek, A., & Rayner, K. (2006). E-Z Reader: A cognitive-control, serialattention model of eye-movement control during reading. *Cognitive Systems Research*, 7, 4- 22
- Reichle, E. D., Reineberg, A. E., & Schooler, J. W. (2010). Eye movements during mindless reading. *Psychological Science*, 21, 1300-1310.
- Reichle, E. D., Warren, T., & McConnell, K. (2009). Using E-Z Reader to model the effects of higher-level language processing on eye movements during reading. *Psychonomic Bulletin & Review*, 16, 1-21.
- Rizzolatti, G., Riggio, L., Dascola, I. and Umiltá C. (1987). Reorienting attention across the horizontal and vertical meridians: evidence in favor of a premotor theory of attention. *Neuropsychologia* 25: 31-40.
- Rumelhart, D. E. & McClelland, J. L. (1982). An interactive activation model of context effects in letter perception: Part 2. The context enhancement effect and some tests and extensions of the model. *Psychological Review*, 89, 60-94.
- Salman, M. S., Sharpe, J. A., Lillakas, L., Dennis, M., & Steinbach, M. J. (2005). Smooth pursuit eye movements in children. *Experimental Brain Research*, 169(1), 139–143. <http://doi.org/10.1007/s00221-005-0292-7>
- Schwarz, G.E. (1978), Estimating the dimension of a model, *Annals of Statistics* 6 (2): 461–464, doi:10.1214/aos/1176344136,
- Seidenberg M.S., McClelland J.L. (1989). A distributed, developmental model of word recognition and naming. *Psychological Review*. 96:523–568.
- Smirnov N. (1948). Table for estimating the goodness of fit of empirical distributions. *Annals of Mathematical Statistics* 19: 279–281. doi:10.1214/aoms/1177730256.
- Snowling, M. J. & Hulme, C. (1989). A longitudinal case study of developmental phonological dyslexia. *Cognitive Neuropsychology*, 6, 379-403.
- Spinelli, E., & Ferrand, L. (2005). *Psychologie du langage écrit et parlé : Du signal à la signification* [Psychology of language]. Paris : Armand Colin, collection Cursus.
- Sprenger-Charolles, L., Colé, P., Lacert, P., & Serniclaes, W. (2000). On subtypes of developmental dyslexia: Evidence from processing time and accuracy scores. *Canadian Journal of Psychology*, 54, 87-103.
- Dehaene S. & Cohen L. (2007). Cultural recycling of cortical maps. *Neuron*, 56(2):384--398,
- Dehaene S., (2007) .*Les Neurones de la lecture*, préface de Jean-Pierre Changeux, Paris, Éditions Odile Jacob (ISBN 978-2-7381-1974-2)

Références

- Temple, C. M. & Marshall, J. C. (1983). A case study of developmental phonological dyslexia. *British Journal of Psychology*, 74, 517-533.
- Treisman A. & Gelade (1980) G. "A feature-integration theory of attention." *Cognitive Psychology*, Vol. 12, No. 1, pp. 97-136.
- Treisman, A. M. (1960). Contextual cues in selective listening. *Quarterly Journal of Experimental Psychology* 12 (4): 242–248. doi:10.1080/17470216008416732
- Valdois, S., Bosse, M. L., Ans, B., Carbonnel, S., & Zorman, M. (2003). Phonological and visual processing deficits can dissociate in developmental dyslexia: Evidence from two case studies. *Reading and Writing*, 16, 541-572.
- Van den Broek P, Risden K, Fletcher CR, Thurlow R. (1996) .A "landscape" view of reading: Fluctuating patterns of activation and the construction of a stable memory representation. In: Britton BK, Graesser AC, editors. *Models of understanding text*. Mahwah, NJ: Erlbaum;. pp. 165–187.
- Vitu, F. (2011). On the role of visual and oculomotor processes in reading. In S.P. Liversedge, I.D. Gilchrist & S. Everling (Eds.), *The Oxford Handbook on Eye Movements*. Oxford University Press. (pp. 731-750)
- Vitu, F., McConkie, G.W., & Zola, D. (1998). About regressive saccades in reading and their relation to word identification. In G. Underwood, *Eye Guidance in Reading and Scene Perception*, Oxford : Elsevier. pp. 101-124.
- White SJ. (2007). Foveal load and parafoveal processing: The case of word skipping. In: Van Gompel RPG, Fischer MH, Murray WS, Hill RL, editors. *Eye movements: a window on mind and brain*. Elsevier;. pp. 409–424.
- Ziegler, J. C., Perry, C., & Zorzi, M. (2014). Modelling reading development through phonological decoding and self-teaching : Implications for dyslexia. *Philosophical Transactions of the Royal Society B*, 369, 20120397
- Zoubinetzky, R., Bielle, F. & Valdois, S. (2014). New insights on developmental dyslexia subtypes: Heterogeneity of mixed reading profiles. *Plos One* 9: e99337. Doi:10.1371/journal.pone.0099337