



Méthodologie de traitement conjoint des signaux EEG et oculométriques : applications aux tâches d'exploration visuelle libre

Emmanuelle Kristensen

► To cite this version:

Emmanuelle Kristensen. Méthodologie de traitement conjoint des signaux EEG et oculométriques : applications aux tâches d'exploration visuelle libre. Ingénierie biomédicale. Université Grenoble Alpes, 2017. Français. NNT : 2017GREAS020 . tel-01693041

HAL Id: tel-01693041

<https://theses.hal.science/tel-01693041>

Submitted on 25 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 COMMUNAUTE UNIVERSITE GRENOBLE ALPES

Spécialité : **Ingénierie de la Cognition, de l'interaction, de
l'Apprentissage et de la création**

Arrêté ministériel : 25 mai 2016

Présentée par

Emmanuelle KRISTENSEN

Thèse dirigée par **Anne GUERIN-DUGUE**, Professeur,
Université Grenoble Alpes et
Codirigée par **Bertrand RIVET**, Maître de Conférences,
Grenoble INP

préparée au sein du **Laboratoire Grenoble, Image, Parole,
Signal et Automatique**
dans l'**École Doctorale Ingénierie pour la Santé, la Cognition et
l'Environnement**

Méthodologie de traitement conjoint des signaux EEG et oculométriques : Applications aux tâches d'exploration visuelle libre

Thèse soutenue publiquement le **12 juin 2017**
devant le jury composé de :

Monsieur François CABESTAING

Professeur, Université Lille 1, Président du jury

Madame Maureen CLERC

Directrice de Recherche, INRIA Sophia Antipolis-Méditerranée,
Rapporteur

Monsieur Frédéric DEHAIS

Professeur, ISAE SUPAERO, Toulouse, Rapporteur

Monsieur Blaise YVERT

Directeur de Recherche, INSERM, Grenoble, Examineur

Madame Anne GUERIN-DUGUE

Professeur, Université Grenoble Alpes, Directrice de thèse

Monsieur Bertrand RIVET

Maître de Conférences, Grenoble INP, Co-encadrant de thèse



Remerciements

Plus de dix ans avant la loi Handicap de 2005, mes parents m'ont envoyée à l'école dite ordinaire. Maternelle, primaire, collège, lycée, math Sup, math spé, école d'ingénieur et enfin... doctorat. Le pari était sans doute risqué, le parcours parfois semé d'embûches mais à l'heure où j'écris ces mots, le pari peut être considéré comme définitivement gagné. Mes premiers remerciements sont ainsi pour mes parents. Je tiens également à remercier tous les directeurs d'établissement et les professeurs pour leur aide et leur investissement. Merci à toutes mes auxiliaires de vie scolaire (AVS) indispensables et avec qui j'ai fait équipe jusqu'en math spé.

Un énorme merci à mes directeurs de thèse, Anne et Bertrand de m'avoir si bien encadrée. Bertrand, je t'ai eu comme professeur pendant mes 2 premières années à Phelma, puis pendant la 3ème année tu as été mon maître de stage pour le projet de fin d'études et, enfin tu as co-dirigé ma thèse. Bref, je pense que tu n'es pas pour rien dans mon intérêt pour le traitement du signal, domaine qui m'était totalement inconnu avant d'assister à tes cours en première année d'école d'ingénieur. Merci !

Anne, je te remercie infiniment pour ton implication et pour ton soutien sans faille. Outre la direction de thèse avec les centaines de relectures d'articles, de manuscrits etc., tu as aussi mis les mains dans le cambouis pour les expériences. Je ne pense pas que tu avais prévu de passer des heures et des heures dans la salle d'expérimentation du CHU et je t'en remercie d'autant plus du fond du cœur.

En parlant d'expériences, je souhaite remercier Anna Tcherkassof pour ses conseils sur le protocole et ses explications sur la psychologie. Merci infiniment à Thomas, Nicole et Veronica qui ont travaillé sur l'expérience durant leur stage ainsi qu'à Raphaëlle qui a fini les passations et qui m'a bien aidée pour le pré-traitement et pour les premières analyses des données lors de son post doc. Merci également à Sylvain, Anton et Laurent qui ont prêté main-forte pour les passations. Et bien sûr merci aux volontaires qui ont participé à l'expérience.

Je remercie les membres du jury, François Cabestaing président du jury, Maureen Clerc et Frédéric Dehais, rapporteurs et Blaise Yvert examinateur d'avoir accepté d'évaluer mon travail. Merci de vous être adaptés si simplement à une soutenance par synthèse vocale.

Je remercie également le Gipsa-Lab pour son excellent accueil et pour m'avoir permis de m'intégrer tout naturellement. Un grand merci à l'armée de doctorants et de post-docs du DIS, Hélène, Francesca, Christophe, Michaël, Louis, Antoine, Jonas, Jérémy, Saman, Dana, Rodrigo, Pierre, Alexandre, Marion, Marc, Marielle, et tous les autres. Les parties de Briscola, de coinche et autres débats passionnés ont été essentiels ;).

Merci à Grenoble INP, à sa mission handicap et tout particulièrement à Mme Vilcot qui m'a beaucoup aidée et soutenue à mon arrivée. Il faut savoir qu'on n'a plus droit à être accompagné par une auxiliaire une fois dans l'Enseignement supérieur. Heureusement, Mme Vilcot, la scolarité de Phelma, la mission handicap de Grenoble INP et le Service Accueil Handicap de l'Université Grenoble Alpes ont pu m'apporter toute l'aide qu'il me fallait.

Merci à Chloé et bientôt à Alizée de m'avoir accompagnée en conférence. Et parce que, pour faire une thèse, il faut un esprit sain dans un corps sain, merci aux étudiants en STAPS Activités Physiques Adaptées de m'avoir permis de faire du sport ainsi qu'à mes kinés et médecins. Un grand merci général à tous mes amis de m'avoir changé les idées durant ces années.

Enfin mille mercis à mes petites sœurs, Nora et Maroussia et à toute ma famille pour leur aide et leur soutien.

Table des matières

1	Introduction	1
I	Etat de l’art et positionnement	3
2	Techniques d’analyse en EEG et en oculométrie	5
2.1	Electroencéphalographie	5
2.2	Oculométrie	9
2.3	Electroencéphalographie et oculométrie conjointes	13
3	Etude des processus cognitifs par l’électroencéphalographie et l’oculométrie	17
3.1	Potentiels évoqués	17
3.2	Potentiels évoqués par un stimulus visuel (ERP)	18
3.3	Potentiels évoqués par un évènement oculaire	26
4	Positionnement des travaux	31
4.1	Formulation du problème	31
4.2	Positionnement des travaux	36
II	Méthodologie	39
5	Estimation des potentiels évoqués par GLM régularisé	41
5.1	Préambule	41
5.2	Article	42
6	Estimation des EFRP : le GLM, un modèle plus robuste que l’algorithme ADJAR	69
6.1	Préambule	69

6.2	Article	70
7	Synthèse	99
7.1	Estimation des potentiels évoqués par GLM régularisé	99
7.2	Estimation des EFRP par l'algorithme ADJAR et par le GLM	102
III	Expérimentation	107
8	Etude conjointe en EEG et oculométrie : Exploration visuelle d'expressions faciales émotionnelles statiques	109
8.1	Introduction	110
8.2	Matériel et méthode	113
8.3	Résultats sur les données comportementales	119
8.4	Résultats sur les données EEG	122
8.5	Discussion	150
IV	Conclusions et perspectives	155
9	Conclusions et perspectives	157
9.1	Méthode d'estimation des potentiels évoqués	157
9.2	Etude de l'exploration des expressions faciales émotionnelles	159
A	Annexe : Dossier CPP	163
B	Annexe : Stimuli issus de la base DynEmo	173
C	Choix de la méthode d'estimation : Figures pour la tâche EFE2	177
C.1	Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les fixations oculaires	177
C.2	Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les saccades oculaires	180

D Etude des processus cognitifs selon le type d'émotion pour la tâche EFE2	183
D.1 Le potentiel P1	186
D.2 Le potentiel N170	186
D.3 Le potentiel EPN	187
D.4 Le potentiel LPP	187
Bibliographie	191

Introduction

L'histoire veut que le terme "Neurosciences cognitives" soit né, en 1977, d'une conversation entre le neuroscientifique Michael S. Gazzagina et le psychologue cognitif George A. Miller à l'arrière d'un taxi new-yorkais [1]. Les Neurosciences cognitives désignent le domaine de recherche interdisciplinaire visant la compréhension des mécanismes neuronaux associés aux fonctions cognitives telles que, notamment, la communication, la perception, l'attention et la mémoire.

Avec le développement technologique, les Neurosciences Cognitives connaissent un véritable essor et l'Electro-encéphalographie (EEG) est une technique très populaire dans le domaine. L'EEG consiste à enregistrer l'activité électrique du cerveau par des électrodes posées sur le scalp. L'EEG est donc une méthode non invasive, contrairement à d'autres méthodes comme l'Electro-corticographie qui demande une implantation chirurgicale d'électrodes intra-crâniennes. Elle est également plus facile d'accès que l'IRM fonctionnelle ou la Magnéto-encéphalographie. Et malgré une faible résolution spatiale, sa résolution temporelle permet d'étudier précisément le décours temporel de l'activité électrique cérébrale.

Cependant, le Rapport Signal sur Bruit étant faible, des précautions doivent être prises lors de l'acquisition EEG afin de limiter des activités physiologiques parasites et ainsi avoir un signal reflétant le mieux l'activité cérébrale. La personne doit alors éviter tout mouvement, même oculaire. Or le fait de devoir éviter tout mouvement oculaire rend les protocoles expérimentaux contraignants. Lors d'études ayant pour objet la perception visuelle, les stimuli doivent être présentés de façon que le participant les voie tout en fixant un endroit donné (généralement le centre de l'écran de présentation). De même, lors d'une étude en lecture, le texte est affiché mot à mot à l'écran, selon un rythme fixé par le protocole. Nous pouvons facilement comprendre que des protocoles expérimentaux se concentrant sur la perception visuelle mais tout en interdisant les mouvements oculaires s'éloignent rapidement des situations rencontrées dans la "vraie vie".

Par conséquent, depuis une dizaine d'années, une nouvelle technique émerge, afin de tendre vers des protocoles expérimentaux plus écologiques. Cette technique consiste à enregistrer conjointement l'activité cérébrale via l'EEG et les mouvements oculaires via un oculomètre ou par électro-oculographie. De cette façon, le participant peut explorer, à sa guise, des scènes visuelles ou encore lire, à son rythme, des textes affichés intégralement à l'écran, comme il le fait au quotidien. L'enregistrement conjoint EEG-oculométrie permet d'accéder aux stratégies d'exploration visuelle et au décours temporel des processus cognitifs sous jacents, affinant notre compréhension des mécanismes neuronaux associés à la perception visuelle et au processus de la lecture, par exemple.

Néanmoins, cette nouvelle technique soulève des défis au niveau du protocole expérimental et au niveau de l'analyse des données. Quels sont ces défis ? Quelles solutions ont déjà été proposées ? Sont-elles satisfaisantes ?

La première partie du manuscrit, "Etat de l'art et positionnement", répond à ces questions et indique le positionnement de la thèse face aux problèmes rencontrés par cette technique prometteuse et les stratégies actuellement adoptées.

Puis, nous développons, dans la seconde partie intitulée "Méthodologie", le travail méthodologique mené au cours de la thèse en réponse aux problématiques soulevées dans la première partie. Cette partie méthodologique est présentée sous la forme de deux articles de revue : l'un a été publié dans *Behavior Research Methods*, l'autre a été soumis dans *Journal of Eye Movement Research*. Une synthèse des deux articles conclut cette partie.

Dans la troisième partie, "Expérimentation", la méthodologie développée est appliquée à des données d'une expérience d'envergure conduite au cours de la thèse. Cette expérience a été faite en enregistrement conjoint EEG-oculométrie. L'objet d'étude était l'exploration visuelle et la perception d'expressions faciales émotionnelles naturelles en statique et en dynamique. Enfin, le manuscrit se conclut par des pistes pour de futurs travaux.

Première partie

Etat de l'art et positionnement

Techniques d'analyse en EEG et en oculométrie

Sommaire

2.1	Electroencéphalographie	5
2.1.1	Génération du signal	6
2.1.2	Principe de mesure	6
2.1.3	Caractérisation du signal	8
2.2	Oculométrie	9
2.2.1	Mouvements oculaires	10
2.2.2	Principe de mesure	11
2.2.3	Caractérisation	11
2.3	Electroencéphalographie et oculométrie conjointes	13

Nos travaux ont porté sur les signaux électroencéphalographiques et oculométriques. Dans ce chapitre, nous allons tout d'abord présenter l'électroencéphalographie en décrivant brièvement l'origine neuro-physiologique du signal enregistré. Nous présenterons le principe de sa mesure et ses caractéristiques. Puis, nous présenterons l'oculométrie, une technique consistant à enregistrer les mouvements oculaires. Nous détaillerons les caractéristiques de ceux-ci. Enfin, nous nous intéresserons à l'enregistrement conjoint du signal EEG et oculométrique, à son principe, à son apport et aux problèmes rencontrés lors de son utilisation.

2.1 Electroencéphalographie

Plusieurs techniques de mesure existent en neuroimagerie. L'électroencéphalographie présente l'avantage d'être non-invasive (l'enregistrement se fait à la surface du scalp) et, malgré une faible résolution spatiale, l'EEG a une excellente résolution temporelle permettant d'étudier le déroulement temporel de l'activité cérébrale. Hans Berger enregistra le premier électroencéphalogramme humain en 1924 en posant une électrode sur le scalp pour décrire l'évolution de la tension au cours du temps [17]. Dans la suite de ses travaux, Hans Berger montra des changements de l'activité électrique cérébrale liés à l'attention et à des efforts mentaux. Aujourd'hui, l'EEG est fréquemment utilisée en neurosciences cognitives.

2.1.1 Génération du signal

Un neurone est composé de dendrites, d'un axone et d'un corps cellulaire (Figure 2.1). La particularité de cette cellule est son potentiel membranaire qui peut passer, en un temps très bref, d'un état de repos (potentiel de repos) à un état d'activité caractérisé par un potentiel d'action. Le potentiel d'action résulte d'une dépolarisation membranaire pouvant être due :

- à un stimulus physique (lumière, pression, température, etc) ou chimique (taux de glucose, pH, etc)
- au contact avec d'autres neurones.

Si cette dépolarisation atteint un seuil critique, le potentiel d'action est généré et va se propager tout le long de l'axone grâce à des dépolarisations successives dont la fréquence est proportionnelle à l'intensité du stimulus. Les dépolarisations entraînent la libération des neurotransmetteurs à l'extrémité de l'axone. Ceux-ci, se fixant sur les récepteurs post synaptiques du neurone suivant, vont déclencher des potentiels post synaptiques (PPS).

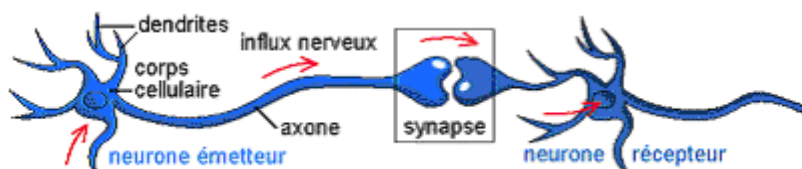


FIGURE 2.1 – Communication entre deux neurones, Figure extraite de [2]

Les PPS sont plus facilement mesurables que les potentiels d'action. En effet, les PPS durent quelques dizaines de millisecondes alors que le potentiel d'action dure moins de 5 ms. De plus, le champ de potentiel généré par les PPS diminue moins vite avec la distance que le champ généré par le potentiel d'action.

Les courants mesurables sur le scalp résultent de la synchronisation temporelle et spatiale d'une macro colonne de 10^4 cellules pyramidales (Figure 2.2b). Les cellules pyramidales sont organisées en couches parallèles favorisant la sommation spatiale des courants post-synaptiques de chaque ensemble de dendrites (Figure 2.2a). Les courants provenant de cette macro-colonne peuvent être modélisés par un dipôle de courant dont la direction est donnée par l'orientation des dendrites. La direction est donc localement perpendiculaire à la surface du scalp (Figure 2.2c). Ces courants, dits primaires, engendrent des courants dits secondaires ou volumiques, se propageant dans les tissus jusqu'à la surface du scalp. Les potentiels mesurés en EEG reflètent ces courants secondaires.

2.1.2 Principe de mesure

Les signaux EEG mesurés sont des différences de potentiels entre les signaux issus d'électrodes positionnées et d'une électrode de référence sur le scalp, selon le système international 10-20 (Figure 2.3). Ce système 10-20 est basé sur la relation entre la localisation de l'électrode et la zone du cortex cérébral. Chaque électrode est désignée par une lettre ("F" : frontal,

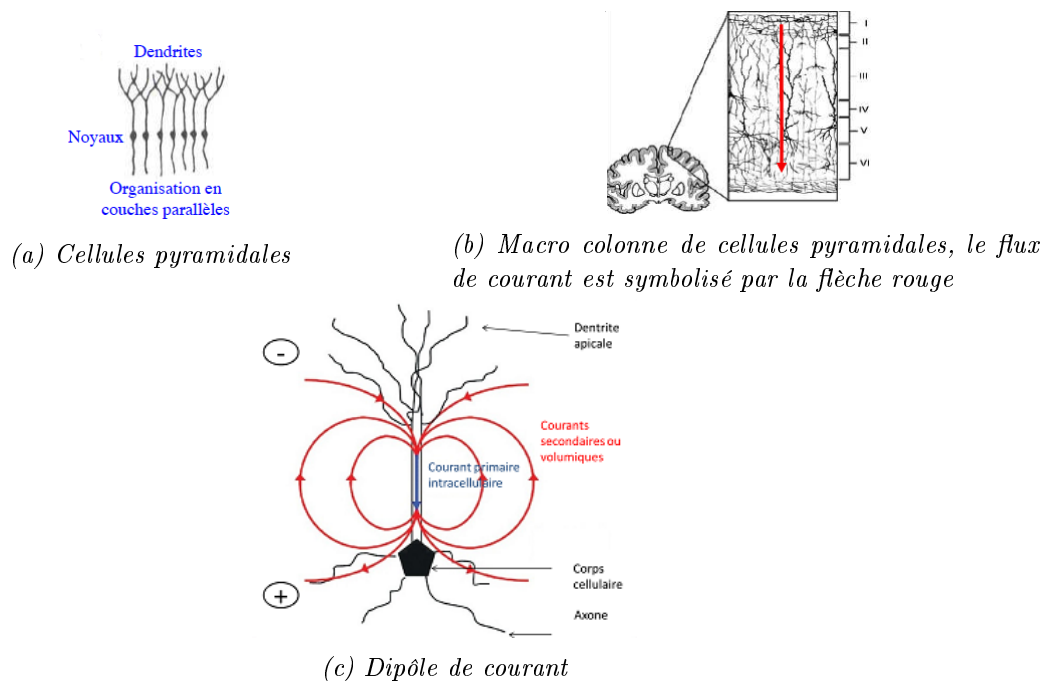


FIGURE 2.2 – a) Cellules pyramidales (Figure extraite de [60]), b) Macro colonne de cellules pyramidales (Figure adaptée de [28]), c) Dipôle de courant, (Figure adaptée de [124]).

"T" : temporal, "C" : central, "P" : pariétal, "O" : occipital) et par un chiffre (les chiffres pairs correspondent à l'hémisphère droit et les chiffres impairs à l'hémisphère gauche) ou par "z", correspondant à la ligne médiane entre les deux hémisphères. La distance entre deux électrodes est de 10% ou de 20% (d'où le nom de système 10-20) de la distance inion-nasion ou de la distance entre les deux points préauriculaires. Le nombre d'électrodes peut être très variable selon l'objectif de l'étude (généralement un nombre pair entre 16 et 256).

Cependant, le crâne ayant une faible conductivité par rapport à celles du cerveau et du scalp, les courants enregistrés y sont atténués et diffus. Les sources neuronales sont mélangées spatialement [109]. Par conséquence, l'EEG a une faible résolution spatiale.

De plus, le signal EEG enregistré reflète l'activité neuronale mais aussi des activités autres, d'origine physiologique ou non. De fait, le signal d'intérêt d'origine neuronale est une des composantes du signal EEG mesuré ; il est mélangé aux signaux associés aux autres activités. Ces derniers sont appelés artefacts :

- les artefacts musculaires commencent dès 12 Hz et peuvent aller jusqu'à 300 Hz pour un sujet immobile (Figure 2.4a). Ils sont dus à la contractions des muscles de la mâchoire (visibles sur les électrodes frontales, temporales et pariétales) ainsi qu'à la contraction des muscles de la nuque et des épaules (visibles sur les électrodes pariétales et occipitales),
- les artefacts cardiaques sont visibles sur les électrodes proches des vaisseaux sanguins (Figure 2.4b),
- les artefacts oculaires dus aux mouvements des yeux (clignements et saccades) et à

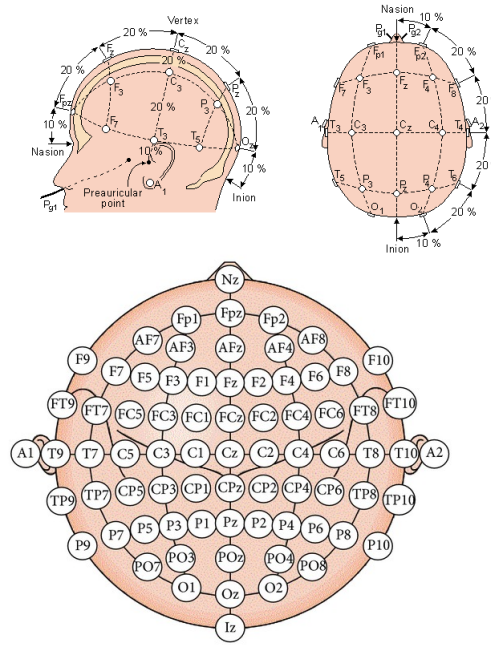


FIGURE 2.3 – *Système international 10-20 pour le positionnement des électrodes sur le scalp, Figure extraite de [142]*

l'activité électrique de la rétine sont visibles sur les électrodes frontales. Leur fréquence est entre 0 et 4 Hz (Figure 2.4c).

- les artefacts électriques peuvent impacter le signal enregistré, dus par exemple à la source d'alimentation, à une fréquence de 50 Hz (Figure 2.4d).

Prenant en compte l'atténuation des potentiels au niveau du scalp et les activités artefactuelles, des précautions sont prises lors de l'acquisition. Ainsi, un amplificateur est présent dans le montage d'acquisition. Pour restreindre la présence d'artefacts d'origine physiologique, le participant est installé le plus confortablement possible pour limiter les contractions musculaires et les mouvements. Des consignes lui sont également données (ne pas bouger, ne pas serrer les dents, ne pas cligner des yeux...). Et un premier filtrage coupe-bande à 50 Hz peut être fait sur le signal pour éliminer les artefacts électriques dus à l'alimentation.

2.1.3 Caractérisation du signal

Le signal EEG peut être caractérisé selon trois modalités : l'espace, le temps et la fréquence. Comme vu précédemment, le signal EEG a une faible résolution spatiale causée par la faible conductivité du scalp. Or, la localisation de sources activées peut être utile pour le diagnostic de pathologies, ainsi que pour des chirurgies par exemple. Depuis près de 40 ans, ce problème de localisation de sources fait l'objet de nombreuses études [64] tel que l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) [91] ou l'algorithme LORETA [114].

Contrairement à la résolution spatiale, la résolution temporelle est très bonne, de l'ordre de la milliseconde, fixée par la fréquence d'échantillonnage. La caractérisation temporelle du signal

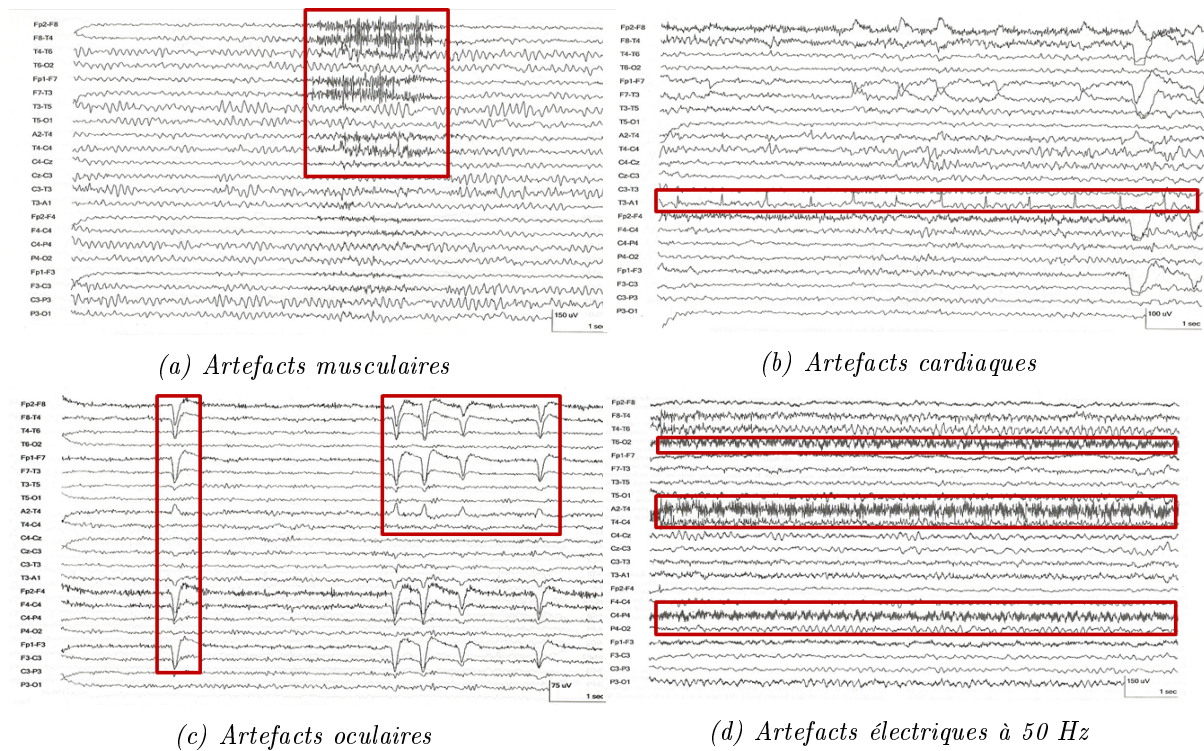


FIGURE 2.4 – Exemples d’artefacts musculaires, cardiaques, oculaires et électriques. Figures extraites de [20]

EEG permet de faire un lien entre un changement de l’activité électrique et un évènement. Ce changement d’activité peut être provoqué par un stimulus externe (par exemple sensoriel) ou par un stimulus interne pouvant être dû à un processus cognitif. On parle alors de potentiel évoqué (PE) ou, en anglais, d’Event Related Potential (ERP).

Enfin, comme évoqué précédemment, le signal EEG est composé d’ondes de différentes fréquences. La caractérisation fréquentielle du signal EEG permet d’isoler les rythmes cérébraux selon leur fréquence et de définir l’état physiologique et cognitif de la personne. Par exemple, les ondes bêta (14-30 Hz) sont associées à un état d’éveil attentif, les ondes alpha (8-13 Hz) sont visibles pendant un état de relaxation, de sommeil, les ondes theta (4-7 Hz) sont signes d’une hypo-vigilance sévère et les ondes delta (<3.5 Hz) d’un sommeil profond (Figure 2.5)

Dans la suite de la thèse, nous nous intéresserons à l’analyse temporelle du signal EEG.

2.2 Oculométrie

L’oculométrie est une technique privilégiée pour l’étude des mouvements oculaires. Des processus complexes tels que la lecture, l’exploration de scènes visuelles, la recherche visuelle peuvent être étudiés et décomposés grâce à l’analyse spatio-temporelle des mouvements oculaires.

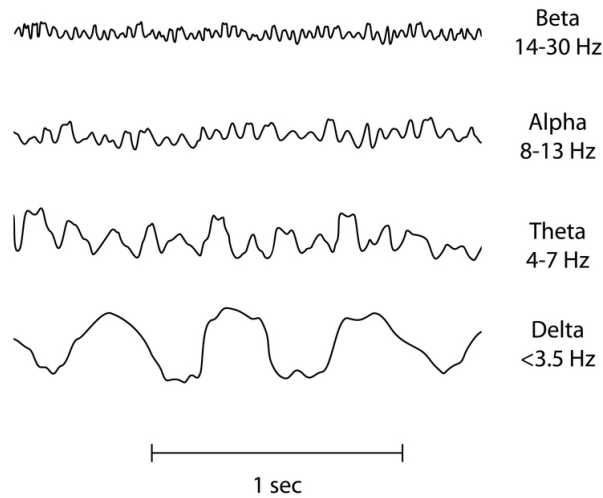


FIGURE 2.5 – Exemples de rythmes cérébraux. Figure extraite de [3]

Les premières études en oculométrie datent de la moitié du XIX^{ème} siècle. Evald Hering fut le premier à enregistrer les mouvements oculaires lors de la lecture [55]. En 1967, Albert Yarbus publia un ouvrage qui eut un impact très important en oculométrie [168] [149], décrivant plusieurs instruments de mesure et démontrant le lien entre les mouvements oculaires et les processus cognitifs de haut niveau. A partir des années 70, avec l'avancée technologique et la facilité du recueil expérimental, le développement des études en oculométrie devient très important, notamment en lecture.

2.2.1 Mouvements oculaires

La densité des photorécepteurs (neurones sensoriels sensibles à la lumière) varie spatialement sur la couche postérieure de la rétine. Elle est maximale au centre et diminue vers la périphérie avec l'augmentation de l'excentricité. La rétine est composée de trois zones permettant l'exploration visuelle : la fovéa, la parafovéa et la périphérie rétinienne. La fovéa couvre 5 degrés du champ visuel, la parafovéa 8 degrés et la périphérie rétinienne 18 degrés.

Considérant l'anatomie de la rétine et les caractéristiques des photorécepteurs, seule la partie du champ visuel projetée sur la fovéa est à haute résolution spatiale. Il faut donc bouger les yeux pour percevoir l'intégralité de la scène visuelle. Les mouvements oculaires se décomposent en deux étapes essentielles : la saccade et la fixation [126]. La saccade est le mouvement des yeux vers la région d'intérêt du champ visuel. Lors d'une saccade, la vision est supprimée [93]. Lorsqu'une saccade se termine, une fixation sur l'objet cible commence. La fixation est la stabilisation de l'œil sur la région d'intérêt, permettant d'encoder l'information qu'elle contient, mais aussi de programmer la saccade vers le lieu de la fixation suivante. La séquence temporelle de la succession des saccades et des fixations s'appelle "scanpath".

2.2.2 Principe de mesure

Plusieurs techniques d'oculométrie peuvent être utilisées [8] :

- La technique électro-oculographique (EOG) : des électrodes sont placées en bas, en haut, à droite et à gauche des yeux. Elles mesurent les potentiels électriques induits par la rotation oculaire. Cette technique a une bonne résolution temporelle mais une mauvaise résolution spatiale.
- La technique galvanométrique : elle consiste à repérer dans un champ magnétique, les variations de potentiels électriques induits par le mouvement d'une lentille de contact. C'est une technique très précise mais contraignante.
- La technique du reflet cornéen par capteur optique : une lumière infrarouge est envoyée sur la cornée. Le reflet sur la cornée est capté et la variation de l'intensité lumineuse est analysée. Cela nécessite un calibrage précis, la tête est immobilisée par une mentonnière mais cette technique a une grande précision spatiale et temporelle.
- La technique du reflet cornéen par capteur vidéo : c'est la combinaison de la technique du reflet cornéen et d'un suivi par analyse vidéo de la pupille et de la déformation de sa projection 2D en fonction des rotations (Figure 2.6). Cette technique a une bonne précision temporelle et spatiale.



FIGURE 2.6 – La technique du reflet cornéen par capteur vidéo

2.2.3 Caractérisation

Comme indiqué précédemment, les mouvements oculaires sont caractérisés par les saccades et les fixations. Le terme “ saccade ” a été introduit par Javal dans ses publications de 1879 [65]. Une saccade est un mouvement balistique pour déplacer la position du regard. Elle est caractérisée par les paramètres suivants (Figure 2.7) :

- son amplitude qui correspond à la distance en degré angulaire qui sépare deux fixations. La distribution des amplitudes est non uniforme. La majorité des saccades a une amplitude comprise entre 5° et 10° . Elle varie selon la tâche [126] : par exemple, en lecture l'amplitude est environ de 2° alors que pendant une tâche de perception, les saccades ont une amplitude autour de 5° . Tatler et al. ont également montré que les saccades avaient une amplitude plus grande lors d'une tâche de recherche visuelle que lors d'une exploration libre [147]. L'amplitude a tendance à décroître pendant l'exploration [42].
- sa direction. Une saccade peut aller dans toutes les directions mais l'équipe de van Beers a montré que la variabilité du mouvement est moindre pour des saccades horizontales et verticales que pour des saccades obliques [158]. De plus, les saccades horizontales

ont une amplitude plus large que les saccades verticales et obliques [148].

- son pic de vitesse. Il s'agit de la vitesse maximale atteinte par la saccade. Le déroulement temporel d'une saccade ne varie pas : il y a une accélération jusqu'au pic de vitesse puis une décélération. La vitesse est comprise entre $50^\circ s^{-1}$ et $80^\circ s^{-1}$ et l'accélération moyenne est de $8000^\circ s^{-2}$.
- sa latence. Il s'agit de l'écart de temps entre l'apparition du stimulus et le début de la saccade. La latence peut-être mesurée lors d'expériences sur des stimuli artificiels : le participant doit fixer le plus rapidement possible une cible à son apparition sur l'écran.
- sa durée. Elle est comprise entre 30 et 120 ms et elle est corrélée avec l'amplitude et le pic de vitesse de la saccade [158].

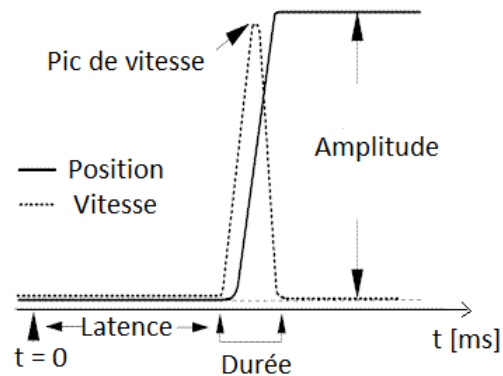


FIGURE 2.7 – Déroulement temporel d'une saccade

La première étude portant sur les fixations a été publiée en 1935 par Buswell [21]. La fixation est définie par :

- la position. Elle correspond à la région fixée. Yarbus a montré, dans [168], que les positions des fixations changent selon la question posée au sujet (Figure 2.8), démontrant le lien entre les mouvements oculaires et les processus cognitifs. L'objectif de la tâche est ce qu'on appelle un facteur de haut niveau. La position dépend également des facteurs de bas niveau, c'est-à-dire des propriétés du stimulus telles que la luminance et le contraste. Par exemple, les régions fixées ont un plus haut contraste spatial que les régions non fixées [128]. Krieger et al. ont également montré que les régions avec une variance spatiale de l'intensité plus importante ont une plus grande probabilité d'être fixées [77].
- la durée pendant laquelle l'oeil est stabilisé. La durée de fixation illustre les processus de traitement et d'analyse de l'information visuelle encodée [52]. Sa distribution n'est pas uniforme [21] et a tendance à augmenter pendant l'exploration [148]. La durée varie selon l'objectif de l'exploration visuelle [125] [126] [98] (Tableau 2.1), selon la charge cognitive [95], la difficulté de la tâche, l'attention [53]. La durée de fixation est aussi liée aux facteurs de bas niveau, tels que la luminance et le contraste [52]. Enfin, Tatler et al. ont montré une relation entre la durée de fixation, l'amplitude et la direction des saccades précédente et suivante [148] : si la saccade a la même direction que la précédente, elle aura une petite amplitude et sera précédée par une fixation de courte durée. Au contraire, s'il y a un changement de direction, la fixation sera plus longue et sera suivie d'une saccade d'une amplitude plus grande que la précédente.

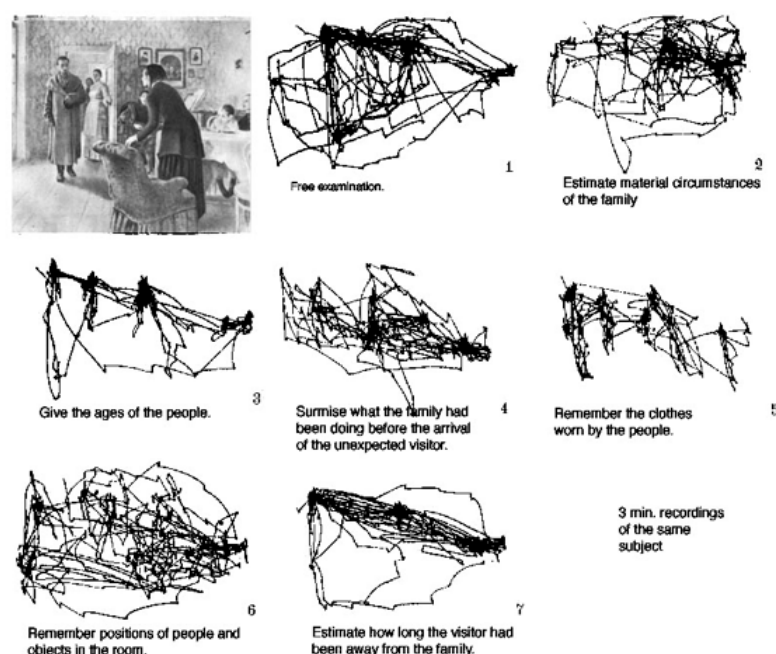


FIGURE 2.8 – Les régions fixées varient selon le but de l'exploration [168]

	Exploration libre	Recherche visuelle	Lecture	Mémorisation
Durée de fixation (ms)	200-320	200-275	200-280	240-290

TABLE 2.1 – Durées des fixations selon la tâche d'après [98] [125] [41] [33].

2.3 Electroencéphalographie et oculométrie conjointes

Depuis quelques années, des études sont menées utilisant conjointement l'EEG et l'oculométrie. L'enregistrement conjoint du signal EEG et des signaux oculométriques nécessite de synchroniser les données acquises pour chaque modalité. La Figure 2.9 décrit le dispositif expérimental. Un oculomètre déporté est installé sous l'écran, devant le participant, comme illustré par la Figure 2.6¹. Le participant est également équipé d'un casque EEG. Dans la salle "expérimentateur", trois ordinateurs sont installés : un ordinateur pour l'acquisition du signal EEG, un second pour l'envoi des stimuli sur l'écran de présentation et un troisième pour l'acquisition des signaux oculométriques. Les trois ordinateurs sont reliés afin que l'ordinateur pour l'envoi des stimuli envoie également des signaux de synchronisation ("triggers") aux deux autres ordinateurs, tout au long de l'enregistrement. Ces triggers permettent de mettre en correspondance les signaux EEG et oculométriques au cours du temps.

L'apport fondamental de cette technique expérimentale, est la possibilité de mettre en place des protocoles expérimentaux plus écologiques, plus proches des situations naturelles [10] [33]

1. Il existe des oculomètres utilisant des caméras montées sur un casque mais ces dispositifs ne sont pas compatibles avec l'EEG

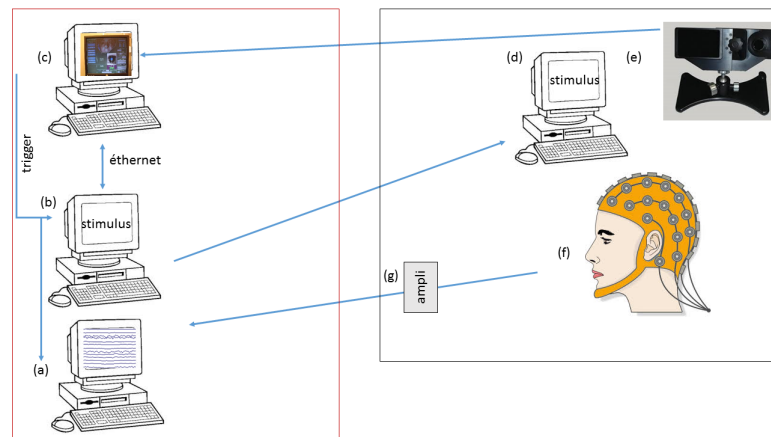


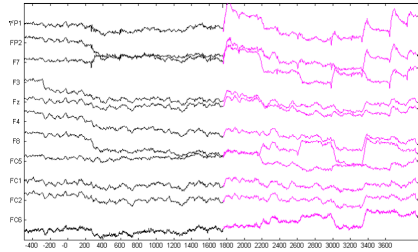
FIGURE 2.9 – Exemple de dispositif expérimental pour l'enregistrement conjoint du signal EEG et des signaux oculométriques, la salle "expérimentateur" est encadrée en rouge, la salle "participant" est encadrée en noir. a) Ordinateur d'acquisition de l'EEG b) Ordinateur pour l'envoi des stimuli c) Ordinateur de contrôle de l'oculomètre et d'acquisition des signaux oculométriques, relié par éthernet à l'ordinateur d'envoi des stimuli d) Écran pour la présentation des stimuli e) Oculomètre f) Participant avec le casque EEG g) Amplificateur du signal EEG

[105]. En effet, comme expliqué précédemment, lors d'une expérience uniquement en EEG, on demande au participant d'éviter tout mouvement oculaire afin de limiter les artefacts oculaires. Par exemple, lors d'une expérience en lecture, en EEG, le texte est donc affiché mot par mot à l'écran selon un rythme imposé par le protocole. Ces conditions sont très éloignées d'une lecture fluide et naturelle mais permettent une analyse des traitements cognitifs pour des mots précis. Au contraire, avec un protocole conjoint en EEG et en oculométrie, le texte sera affiché dans son intégralité et le sujet pourra le lire à son rythme. Cette technique permet d'accéder au déroulement temporel des processus cognitifs mis en jeu. Ceci demande d'identifier précisément, à chaque fixation oculaire, le mot ou groupe de mots lu(s) par le participant, considérant la lecture en vision fovéale et aussi en vision parafovéale. Cet exemple en lecture illustre le dilemme typique des expérimentations conjointes en EEG et en oculométrie. Le participant est placé dans des conditions plus naturelles et l'enregistrement des événements oculaires permet d'accéder au déroulement temporel des processus cognitifs. Cependant, ces derniers sont plus complexes à analyser car plus complexes à isoler temporellement.

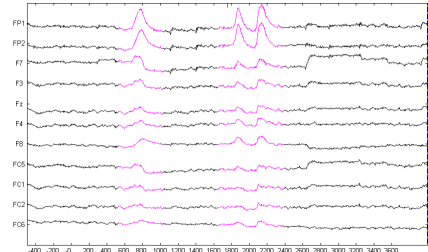
Pour l'analyse des données acquises conjointement en EEG et en oculométrie, les artefacts oculaires, bien plus nombreux que lors d'un enregistrement EEG seul, doivent être corrigés efficacement. En enregistrement conjoint EEG et oculométrie, la méthode majoritairement utilisée ([44] [31] [51] [104],[54], [61]) est l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) [25]. L'algorithme de l'ACI suppose que les signaux enregistrés résultent d'un mélange linéaire de sources indépendantes. L'hypothèse sous-jacente est que les activités physiologiques et oculaires contenues dans le signal EEG peuvent être identifiées dans l'espace des sources après l'ACI. La figure 2.10 est un exemple de correction des artefacts oculaires par l'ACI : les figures 2.10a et 2.10b montrent le signal EEG enregistré sur onze électrodes frontales et centro-frontales. Ce signal est artefacté par des saccades et des clignements. L'ACI permet d'estimer les sources indépendantes correspondant aux saccades (Figure 2.10c) et aux cligne-

ments (Figure 2.10d). Ces sources vont être retirées du signal EEG enregistré permettant ainsi de supprimer les artefacts oculaires (Figures 2.10e et 2.10f).

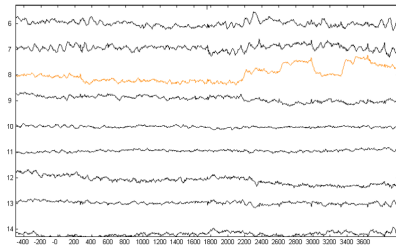
Les algorithmes utilisés usuellement pour ces corrections s'appuient sur l'information oculaire donnée par l'EOG pour identifier les sources les plus corrélées avec l'activité oculaire [67]. Récemment, des développements ont été proposés pour utiliser directement le signal oculométrique pour corriger les artefacts oculaires [118] [132] [108]).



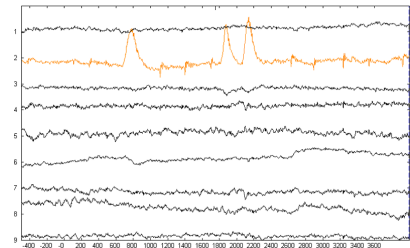
(a) Saccade (en rose)



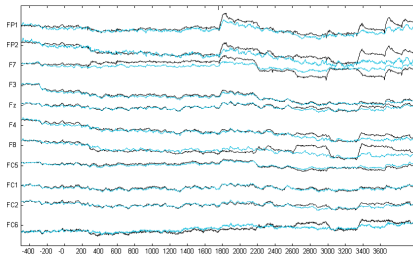
(b) Clignement ("blink") (en rose)



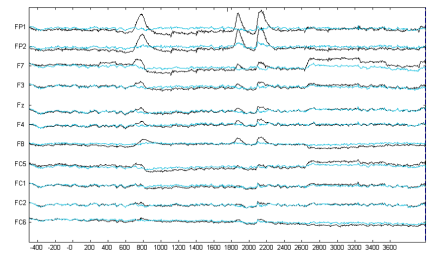
(c) sources estimées par ACI dues aux saccades (en jaune)



(d) sources estimées par ACI dues aux blinks (en jaune)



(e) Le signal avant (en noir) et après (en bleu) la correction de l'ACI pour les saccades



(f) Le signal avant (en noir) et après (en bleu) la correction de l'ACI pour les blinks

FIGURE 2.10 – Signal EEG pour 11 électrodes frontales, les sources issues de l'ACI et la correction. Figures extraites de [31]

Etude des processus cognitifs par l'électroencéphalographie et l'oculométrie

Sommaire

3.1 Potentiels évoqués	17
3.2 Potentiels évoqués par un stimulus visuel (ERP)	18
3.3 Potentiels évoqués par un évènement oculaire	26
3.3.1 Caractéristiques	26
3.3.2 Domaines d'application	28
3.3.3 Spécificité	28

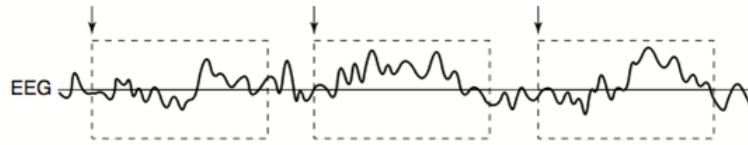
3.1 Potentiels évoqués

Les potentiels évoqués sont des changements du signal électrique en réponse à des évènements spécifiques sensoriels, moteurs et cognitifs [86]. Dans nos travaux, nous nous intéressons à deux catégories de potentiels évoqués : (1) les potentiels évoqués par un évènement extérieur tel qu'un stimulus sensoriel, ils sont désignés, en anglais, par "Event Related Potential" (ERP) et (2) les potentiels évoqués par des évènements oculaires, "Eye-Fixation Related Potentials" (EFRP) ou "Fixation-Related Potentials" s'ils sont évoqués par une fixation et "Eye-Saccade Related Potentials" (ESRP) ou "Saccadic Eye Movement Related Potentials" s'ils sont évoqués par une saccade.

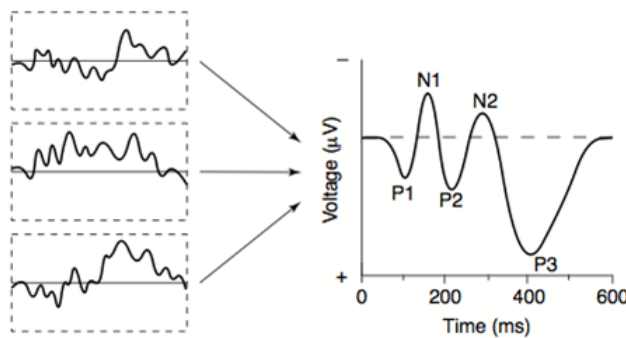
Classiquement, lors de l'enregistrement du signal EEG pour l'étude des potentiels évoqués, le participant est soumis un grand nombre de fois à un même stimulus, i.e. il effectue plusieurs fois la même tâche (Figure 3.1a). En effet, le Rapport Signal sur Bruit (RSB) est très faible à cause de l'activité électrique continue du cerveau. Pour extraire la réponse neuronale évoquée par l'évènement (stimulus ou mouvement oculaire), le signal EEG est découpé, synchronisé sur l'apparition de chaque évènement. Le potentiel évoqué par l'évènement de synchronisation résulte de la moyenne des segments (Figure 3.1b).

Généralement, on définit un potentiel évoqué par sa polarité (négative ou positive), sa

durée de latence en millisecondes par rapport à l'instant de l'évènement et sa localisation sur le scalp. Il y a donc une nomenclature selon la polarité et la latence du potentiel : Nxxx ou Pxxx, N si la déviation est négative, P si elle est positive, xxx étant la latence en millisecondes. Notons que cette nomenclature se superpose avec une autre dénomination : Ng et Pg, avec g le rang d'apparition du potentiel.



(a) Signal EEG enregistré, les flèches symbolisent les évènements.



(b) Signal découpé en segments synchronisés sur l'apparition des N évènements puis moyenné

FIGURE 3.1 – Extraction du potentiel évoqué du signal EEG enregistré. Figures extraites de [89]

3.2 Potentiels évoqués par un stimulus visuel (ERP)

Dans cette section, nous allons présenter les principaux ERP évoqués par un stimulus visuel.

P1 Le potentiel P1 (ou P100) est une onde positive ayant systématiquement lieu environ 100 ms après l'apparition d'un stimulus visuel, sur les électrodes occipitales [72]. L'amplitude de ce potentiel est modulée par le contraste et la luminance du stimulus [86] [66]. Le potentiel P1 est aussi lié à l'attention spatiale [56] [57] [89] [66] : l'amplitude du P1 est notamment moindre lorsque le stimulus apparaît à un emplacement inattendu [92] [57] [88]. Cette modulation de l'amplitude représente alors le "coût de l'attention" [88], c'est-à-dire l'effort demandé pour déplacer l'attention sur le stimulus apparaissant à un endroit inattendu. Ce potentiel est aussi sensible à l'exigence de la tâche ainsi qu'aux caractéristiques du stimulus pertinentes pour la tâche (par exemple, une couleur attendue/inattendue) [150].

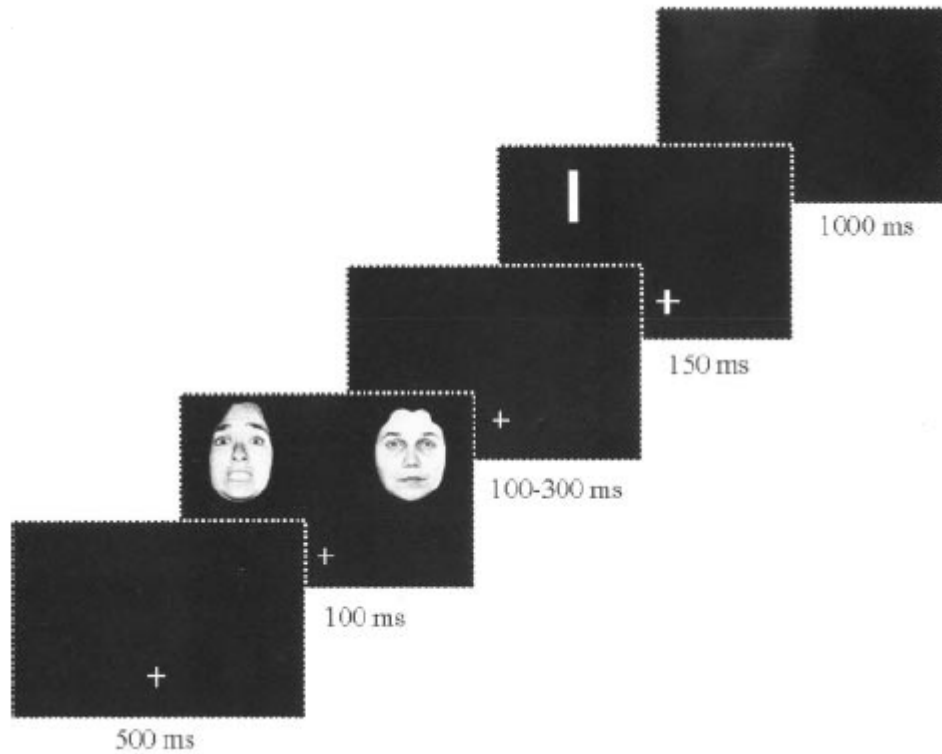
D'autres études se sont intéressées aux modulations de ce potentiel lors de la visualisation

de visages : Taylor [150] a montré que le potentiel P1 est plus sensible aux stimuli avec des visages, mais cela reflèterait uniquement un traitement global permettant une catégorisation de ces stimuli comme étant des visages. Batty et al. [14] ont montré également un lien avec le traitement global des visages. Itier et al. [63] ont confirmé que ce potentiel reflète la perception holistique des visages.

Dans certaines études, la sensibilité de ce potentiel aux émotions a été analysée. Dans l'étude de Pourtois et al. [122], portant sur la dynamique spatio-temporelle du biais attentionnel pour les visages effrayés, un protocole avec le paradigme Go-No-Go a été mis en place comme suit. Durant tout l'essai, le participant devait fixer une croix en bas de l'écran. Deux visages aux coins supérieurs de l'écran étaient montrés, quatre paires différentes de visages pouvaient s'afficher : Gaieté/Neutre, Neutre/Gaieté, Frayeur/Neutre, Neutre/Frayeur. Puis un autre écran s'affichait avec une barre à l'un des coins supérieurs. Le participant devait cliquer uniquement si la barre était de la même orientation que la barre en gras (horizontale ou verticale) de la croix de fixation. Les analyses des ERP synchronisés à l'apparition de la barre ont montré une amplitude du potentiel P1 plus large lorsque la barre se situait au même endroit que le visage de frayeur précédant son apparition. Cet effet n'a pas été observé pour le visage de gaieté. Par contre, les analyses des ERP synchronisés sur l'apparition des visages n'ont montré aucun effet des émotions sur le potentiel P1. La modulation observée du potentiel P1 serait donc due uniquement à l'efficacité des visages de frayeur à capter l'attention spatiale et non à l'expression émotionnelle elle-même. Mavratzakis et al. [94] ont étudié, quant à eux, les réponses neuronales pour des scènes émotionnelles et des visages exprimant une émotion : ils n'ont trouvé aucune modulation du potentiel P1 liées au contenu émotionnel des stimuli. Mais ils ont trouvé une latence plus courte pour les visages que pour les scènes et une amplitude plus large pour les scènes, reflétant des différences dans le traitement rapide attentionnel pour ces deux catégories de stimuli et une sensibilité à la complexité du stimulus (les scènes étant plus complexes que les visages).

N1 Le potentiel N1 est le premier potentiel négatif arrivant environ 100 ms après le stimulus sur les électrodes occipitales et inféro-temporales [72]. Luck et al. [89] ont montré que les potentiels P1 et N1 sont liés à des mécanismes attentionnels différents. Le potentiel N1 reflète l'orientation de l'attention vers un stimulus pertinent pour la tâche alors que le potentiel P1 est lié au traitement visuel précoce des stimuli apparaissant là où l'attention est déjà focalisée. De plus, le potentiel N1 est plus large pour les stimuli apparaissant aux endroits attendus que pour ceux qui se situent à des endroits inattendus [56] [57]. Vogel et al. [160] ont démontré que ce potentiel reflète un processus de discrimination des stimuli avec une focalisation de l'attention.

N170 Le potentiel N170 est un potentiel d'amplitude négative atteignant son pic vers 170 ms après l'apparition visuelle sur les électrodes occipito-temporales [72]. De nombreuses études ont montré que le potentiel N170 est plus précoce et d'amplitude plus large pour les stimuli représentant des visages plutôt que des objets. De plus, les études portant sur la perception visuelles des expressions faciales émotionnelles (EFE) se sont intéressées à la modulation du



(a) Séquence temporelle d'un essai de l'étude de Pourtois et al. [122].

potentiel par les émotions. Une controverse en a découlé suite à des résultats contradictoires.

Certaines études n'ont montré aucun effet de l'émotion sur le potentiel. En 2002, Eimer et al. ont publié une étude sur une expérience pendant laquelle des visages, à l'endroit et à l'envers, et des maisons (à l'endroit) ont été présentés. Les visages exprimaient la peur ou la neutralité. Les participants devaient presser un bouton si un même stimulus était présenté deux fois de suite. Les résultats ont montré une amplitude plus grande du potentiel N170 évoqué par les visages que celui qui était évoqué par les maisons et une latence plus tardive pour les visages à l'envers que pour les visages à l'endroit. Par contre, aucune modulation n'a été trouvée pour les émotions. Ashley et al. [6] ont confirmé ces résultats par une étude similaire. Reprenant leur étude de 2002, l'équipe d'Eimer suggère que la détection des EFE se fait indépendamment et en parallèle avec la perception des visages et que ces deux processus se font dans deux régions distinctes du cerveau : le premier dans les régions antérieures et le deuxième dans les régions ventrales postérieures spécifiques à la perception des visages [35]. Toujours en utilisant des stimuli représentant des visages (exprimant la peur ou étant neutres) et des maisons, Holmes et al. [58] ont proposé un protocole durant lequel les participants devaient concentrer leur attention sur un emplacement particulier et presser un bouton si les stimuli à cet emplacement-là étaient identiques, ignorant les deux autres stimuli présents également à l'écran. La sensibilité du potentiel aux visages a été une nouvelle fois confirmée lorsque l'attention était focalisée sur une paire de visages, mais aucun effet de l'émotion n'a été démontré. Aucune modulation selon le type d'émotion n'a été non plus relevée dans une autre expérience utilisant, cette fois-ci, uniquement des expressions émotionnelles et pendant

laquelle les participants devaient se concentrer sur les émotions et l'orientation du visage [138]. Les résultats de ces deux dernières études reflètent un traitement précoce du visage indépendamment de l'expression allant dans le sens des conclusions d'Eimer et al.

Cependant, d'autres études ont, elles, trouvé des modulations suivant les émotions. Batty et al. [14] ont montré à des participants des visages exprimant la tristesse, la frayeur, le dégoût, la colère, la surprise, la gaieté et la neutralité ainsi que des voitures, des avions et des papillons. Les participants devaient presser un bouton lorsque les stimuli de ces trois dernières catégories apparaissaient. Les participants étaient naïfs quant à l'objet de l'étude : le traitement précoce des émotions. Les résultats ont montré un potentiel N170 plus large pour la frayeur que pour la surprise et la neutralité. De plus, la latence était plus tardive pour la frayeur, la tristesse et le dégoût que pour la gaieté et la surprise. Les auteurs ont conclu à un traitement rapide et automatique des émotions, faisant l'hypothèse d'un traitement particulier de la frayeur. En 2007, dans l'étude de Blau et al. [18], il était demandé aux participants d'apprendre une association de mots écrits et prononcés. Des visages neutres et exprimant de la frayeur étaient également présentés mais comme étant non pertinents pour la tâche. Un potentiel N170 a été trouvé pour les visages avec une amplitude plus grande pour la frayeur. Ces résultats rejoignent ceux de l'étude précédente, et selon les auteurs, il y aurait un système sensitif parallèle et rapide traitant la valence de l'émotion (i.e. le caractère positif ou négatif de l'émotion) et, par là même, modulant le potentiel N170.

Une étude a été également menée avec des visages exprimant la frayeur et la gaieté combinés avec des scènes naturelles évoquant la frayeur (accident de voiture, incendie, tornade,...), la gaieté (plage, bougies, fête,...) et la neutralité (maison, rue, train,...) [131]. Les participants devaient catégoriser les émotions des visages. Les auteurs ont trouvé un potentiel N170 plus large pour les visages dans une scène de frayeur que pour des visages dans des scènes de gaieté ou neutres. Ils ont mis en évidence un potentiel N170 de plus grande amplitude pour des visages exprimant la frayeur dans une scène de frayeur pour ces mêmes visages présentés dans une scène de joie. Ces modulations suggèrent que lors du traitement précoce des visages, l'information provenant des EFE est combinée au contexte de la scène.

Trautmann-Lengsfeld et al. [154], Schupp et al. [138] et Eimer et al. [35] suggèrent, concernant les conclusions contradictoires sur la modulation du potentiel N170 selon les émotions, que cette modulation dépend aussi des conditions expérimentales. En effet, lors des études ne trouvant aucune modulation, le participant accomplit une tâche de reconnaissance et de catégorisation explicites. En revanche, dans les protocoles des équipes de Batty et de Blau, il n'y a pas de catégorisation explicite de l'émotion, les visages étant des stimuli non-cibles. Par contre dans l'étude de Righart et al., une tâche de catégorisation émotionnelle explicite est accomplie mais le protocole est particulier, combinant visage et scène naturelle contextuelle. Les modulations du N170 dépendraient donc plus des spécificités du protocole plutôt que d'un traitement des émotions à proprement dit.

P2 Le potentiel P2 est caractérisé par une déviation positive entre 150 et 200 ms après le stimulus sur les électrodes frontales et par une déviation négative vers 200 ms sur les électrodes occipitales [72]. Ce potentiel reflète la détection des caractéristiques (taille, orientation,

couleur) des stimuli [87]. Freunberger et al. [43] ont également montré que son amplitude est moindre à l'apparition d'un stimulus congruent par rapport au stimulus précédent qu'à l'apparition d'un stimulus incongruent, démontrant que le potentiel P2 est lié au mécanisme de suppression de répétition. Ce potentiel est également modulé par la complexité du stimulus [116], apparaissant plus tôt pour un stimulus dont la signification est connue par le participant que pour un stimulus inconnu. Il reflète également les processus de détection, de l'attention sélective et de la mémoire à court terme [72].

N2 Le potentiel négatif N2 a une latence entre 200 et 250 ms sur les électrodes pré-occipitales et sa latence et son amplitude diminuent avec les intervalles inter-stimuli [72]. Il est étudié dans les paradigmes "Go-No-Go" reflétant le processus d'inhibition [72] et lors des paradigmes "oddball", correspondant au processus cognitif d'identification et de distinction du stimulus [115]. Ce potentiel a plusieurs composantes [99] liées à différents processus cognitifs : discrimination, sélection, reflet de l'exigence de la tâche... [86] [72].

EPN (Early Posterior Negativity) La composante EPN est une différence entre le potentiel évoqué par un stimulus neutre et un potentiel évoqué par un stimulus émotionnel. C'est une déviation précoce et négative généralement observée dans les régions temporales occipitales entre 250 et 300 ms [133] [80].

Lors d'une expérience durant laquelle des participants devaient catégoriser des images plaisantes (couples romantiques, bébés, scènes familiales), des images désagréables (mutilations, violences) et des images neutres (objets domestiques, personnages neutres), la composante EPN est évoquée pour les deux types d'images émotionnelles [137]. La négativité est plus prononcée pour les images avec une intensité émotionnelle plus importante (couples romantiques et mutilations). Ces résultats démontrent une activation précoce au niveau du système visuel augmentant avec l'intensité émotionnelle. Cela suggère une facilitation implicite de l'encodage sensoriel par l'attention sélective naturelle. Cette étude a été répliquée [136] mais cette fois-ci les stimuli émotionnels n'étaient pas pertinents pour la tâche à accomplir. Cependant la composante EPN a été mise en évidence, toujours modulée par l'intensité émotionnelle. Elle est associée à l'identification précoce du stimulus émotionnel au stade de l'encodage sensoriel du stimulus. Ce résultat est confirmé par Eimer et al. [35] qui ont conclu à une détection précoce des stimuli significatifs émotionnellement. Elle est également un marqueur de l'attribution de ressources émotionnelles pour un second stade de traitement.

Schupp et al., lors d'une étude sur le traitement des visages menaçants, ont comparé la composante évoquée par des visages exprimant la colère (menaçant) et la gaieté [138]. Recio et al. ont également constaté une amplitude de la composante EPN amplifiée, sur la région occipitale, pour les visages exprimant de la colère [127]. L'amplitude de cette composante est plus importante pour les visages menaçants, reflétant un traitement perceptif facilité de ces derniers [138].

Enfin, contrairement à l'étude de Ashley et al. [6], aucune différence significative de la composante évoquée par le dégoût par rapport à celle des autres émotions n'a été relevée par l'équipe de Trautmann-Lengsfeld [154].

P300 Le potentiel P300 est l'objet de très nombreuses études, comme le signale Luck [86] "sixteen hundred journal articles that refer to the P300 (or P3) component in the title or abstract". Farwell et Donchin [38] ont mis en place un paradigme expérimental, le paradigme oddball mettant en évidence le potentiel P300, prédominant dans les régions pariétales. Ce potentiel est déclenché environ 300 ms après l'apparition d'un stimulus rare, le stimulus cible, parmi des stimuli non cibles (Figure 3.3). Le potentiel P300 reflète les opérations fondamentales liées à l'attention et à la mémoire [121] [120]. Son amplitude est modulée par la probabilité d'apparition, la qualité, la modalité (audio ou visuelle) et la pertinence vis-à-vis de la tâche [115] [34]. Ce potentiel varie également selon la quantité des ressources cognitives engagées pour accomplir la tâche, reflétant une inhibition d'activité concomitante quand la tâche et les stimuli exigent un engagement des mécanismes cognitifs fondamentaux [120]. Deux sous-composantes du P300 sont également décrites dans la littérature : la composante P3a et la composante P3b.

La composante P3a a une latence plus courte que le P300 et apparaît sur les électrodes frontales [115]. Elle est liée aux mécanismes attentionnels dirigés par le stimulus pendant la tâche [119] ainsi qu'à l'attention involontaire [72]. Par exemple, dans un paradigme oddball à trois stimuli s'inspirant du paradigme oddball classique mais durant lequel un stimulus distracteur très peu fréquent apparaît parmi les stimuli non-cibles et cibles, la composante P3a va apparaître suite au stimulus distracteur [119] (Figure 3.4). Elle est également présente lors qu'un participant n'a pas à répondre activement à un stimulus cible et est liée au mécanisme d'inhibition [72].

La composante P3b apparaît sur électrodes temporales et pariétales. Cette composante peut parfois être confondue avec le potentiel P300 "classique" [115]. Elle reflète l'activité associée à l'attention et au processus de mémorisation [119]. Pour reprendre l'exemple du paradigme oddball à trois stimuli, durant lequel le participant doit focaliser son attention sur le stimulus cible, elle sera provoquée par ce dernier (Figure 3.4). Elle illustrerait aussi le processus de stockage en mémoire [120] [115].

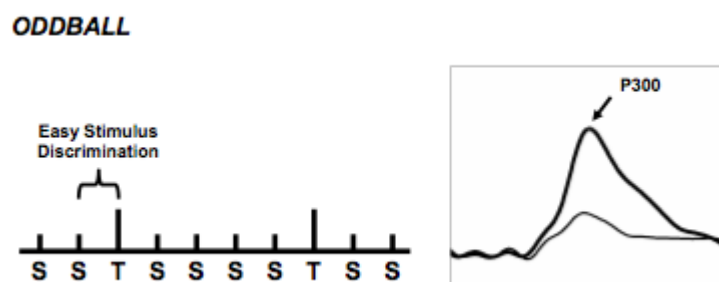


FIGURE 3.3 – Le paradigme oddball déclenchant le P300 "S" : stimuli non cibles, "T" : stimuli cibles. Figure extraite de [120]

N400 Le potentiel N400 apparaît vers 400 ms sur les électrodes centro-pariétales. Il est enregistré pour tous les stimuli ayant potentiellement une signification linguistique (mots écrits, prononcés et signés) et non linguistique (sons de l'environnement, dessins, visages,

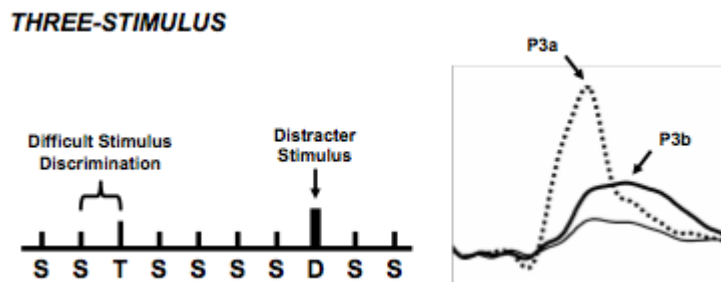


FIGURE 3.4 – Le paradigme oddball à trois stimuli déclenchant les composantes P3a et P3b. "S" : stimuli non cibles, "T" : stimuli cibles, "D" : stimulus distracteur. Figure extraite de [120]

films) [83]. Il reflète, entre autres, le traitement de l'information et l'intégration sémantiques [39], le traitement du discours et la compréhension des phrases [84] [72]. Kutas et al. [83] [84] et Federmier et al. [39] ont répertorié, exhaustivement, les études et les caractéristiques de ce potentiel. Par exemple, son amplitude est plus petite pour les mots utilisés fréquemment que pour les mots peu utilisés, pour les mots incongruents, pour les métaphores, etc.

LPP (Late Positive Potential) Le potentiel LPP (ou LPC pour Late Positive Component) est une déviation positive tardive sur les électrodes centro-pariétales d'une latence moyenne de 500 ms. Il est évoqué lors du paradigme oddball "affectif", c'est-à-dire à l'apparition d'un stimulus plaisant parmi des stimuli désagréables [134]. Lors des expériences pendant lesquelles des stimuli plaisants, désagréables et neutres sont présentés avec la même probabilité, le potentiel LPP est plus large pour les images plaisantes et désagréables que pour les images neutres et se trouve modulé par l'intensité [134] [137] [111]. Ces résultats suggèrent que ce potentiel n'est pas uniquement sensible aux caractéristiques physiques mais aussi à la signification du stimulus pertinent pour la tâche [135]. De plus, ce potentiel reflète l'engagement des ressources attentionnelles [134]. Il est également lié aux étapes tardives du traitement de la mémoire à court-terme permettant la représentation consciente du stimulus [135]. Schupp et al., Recio et al. et Trautmann-Lengsfeld et al. ont, de plus, trouvé une modulation du potentiel face aux visages menaçants [138] [127] et aux visages exprimant le dégoût [154], supposant une analyse perceptive facilitée pour les émotions à caractère négatif.

Le tableau 3.1 récapitule les ERP détaillés dans cette section.

TABLE 3.1 – Tableau récapitulatif des principaux ERP évoqués par un stimulus, considéré ici comme un stimulus visuel

Potentiel	Latence (ms)	Régions	Modulation	Processus cognitif sous-jacents
P1	100	occipitale	contraste et luminance du stimulus; caractéristiques pertinentes du stimulus; complexité du stimulus; visages	attention spatiale; effort attentionnel; traitement global des visages
N1	100	occipitale et inférioro-temporale	pertinence du stimulus; stimulus à un emplacement attendu (vs à un emplacement inattendu)	orientation de l'attention; discrimination des stimuli avec focalisation de l'attention
N170	170	occipito-temporale	visages; contenu émotionnel et EFE?; spécificité du protocole?	traitement précoce des visages; traitement rapide et automatique des émotions?; traitement rapide de la valence de l'émotion?; combinaison de l'information provenant des EFE et du contexte émotionnel?
P2	150-200	frontale et occipitale	caractéristiques du stimulus; stimulus congruent; complexité et signification connue du stimulus	détection de caractéristiques; mécanisme de suppression de répétition; attention sélective
N2	200-250	pré-occipitale	intervalles inter-stimuli; paradigmes oddball et "Go-no-Go"	inhibition; identification; distinction
EPN (différence de potentiel)	250-300	occipitale	contenu émotionnel; intensité émotionnelle; EFE à caractère négatif	facilitation implicite de l'encodage sensoriel par l'attention; détection précoce des stimuli significatifs émotionnellement; allocation de ressources attentionnelles pour un traitement plus tardif; traitement facilité pour les visages menaçants
P300	300	pariétale	stimulus cible rare parmi des stimuli non cibles (paradigme oddball); probabilité d'apparition du stimulus; modalité du stimulus; pertinence du stimulus	opérations fondamentales liées à l'attention et à la mémoire; engagement des ressources cognitives; inhibition d'activité concomitante
P3a	<300	frontale	stimulus distracteur parmi des stimuli cibles et non cibles; pas de réponse requise pour un stimulus cible	attention involontaire; inhibition
P3b (parfois confondue avec P300)	300	pariétale et temporelle	paradigme oddball	attention; mémorisation; stockage en mémoire
N400	400	centro-pariétale	stimulus ayant une signification linguistique; champ lexical; congruence et incongruence du mot; ...	traitement de l'information sémantique; du discours et de la compréhension de la phrase
LPP	500	centro-pariétale	stimulus plaisant parmi des stimuli désagréable (paradigme oddball "affectif"); intensité émotionnelle; pertinence du stimulus; EFE à caractère négatif	engagement des ressources attentionnelles; traitement tardif de la mémoire à court terme; analyse perceptive plus élaborée pour les EFE à caractère négatif

3.3 Potentiels évoqués par un évènement oculaire

En utilisant l'enregistrement conjoint EEG-oculométrie, le signal EEG est étudié, non seulement à l'apparition du stimulus, mais aussi tout au long de la tâche, au rythme des fixations et des saccades.

3.3.1 Caractéristiques

Trois activités caractéristiques de la réponse évoquée par une saccade ont été mises en évidence : l'activité présaccadique, le pic saccadique (en anglais, "spike potential") et la réponse lambda. La Figure 3.5 présente un potentiel évoqué au début d'une saccade, sur l'électrode O1.

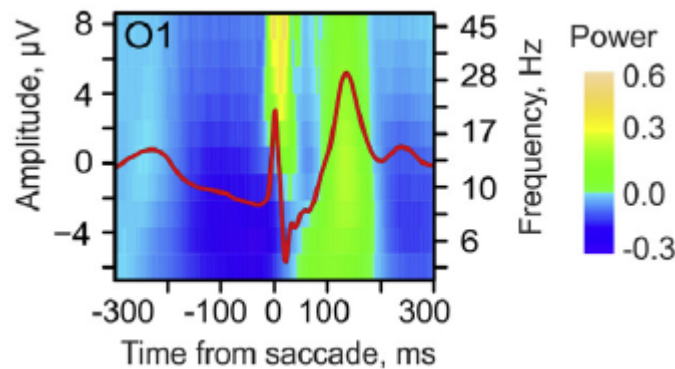


FIGURE 3.5 – Figure extraite de [103]. Potentiel évoqué au début de la saccade ($t=0$ ms) sur l'électrode O1, sur la région occipitale.

L'activité pré-saccadique L'activité pré-saccadique se traduit par une onde de basse fréquence entre -300 ms et -100 ms est appelée "activité pré-saccadique", reflétant le transfert de l'attention sur la prochaine fixation [103].

Le pic saccadique Ce potentiel est très piqué, apparaissant environ 20 ms après le début de la saccade et d'une fréquence allant de 20 à 90 Hz [71]. Il est lié à la contraction des muscles extra-oculaires lors de l'exécution de la saccade [103] [71] [152]. L'amplitude du pic saccadique augmente avec la taille de la saccade [33] [103] et avec la direction de celle-ci [71].

Nikolaev et al. [103] soulignent l'importance de ce potentiel dans l'enregistrement conjoint EEG et oculométrie, pouvant être un marqueur fiable pour vérifier la bonne synchronisation des données EEG et oculométriques.

La réponse lambda La réponse lambda est un potentiel positif, apparaissant 100 ms après la fin de la saccade et le début de la fixation sur les électrodes occipitales.

Les premières études portant sur cette réponse se basaient sur des réponses neuronales à des flashes ou à des déplacements de points de fixation (voir par exemple l'étude de Scott et al. [141]). Cependant, les résultats étaient difficiles à comparer à cause des différences concernant les conditions sous lesquelles la rétine était illuminée [13] et la synchronisation du signal EEG sur les saccades était imprécise. Puis, l'électro-oculographie a été utilisée, offrant une bonne résolution temporelle, afin de synchroniser le signal EEG avec le début ou la fin des saccades, pour caractériser cette réponse lambda.

Barlow et al. [13] ont trouvé un changement de potentiel 150-200 ms avant l'initiation de la saccade et 200 ms après le début de la saccade (Figure 3.6). Cette réponse a en effet une composante liée au début de la saccade et une autre au début de la fixation (fin de la saccade), Kurtzberg et al. parlent alors de "complexe lambda" [82]. Yagi et al. ont repris cette notion de complexe dans leur étude [164] et ont examiné le signal EEG synchronisé sur le début et la fin des saccades. Ils ont confirmé que l'un des deux groupes de composantes du complexe lambda était associé au début de la saccade et l'autre à la fin de la saccade. Ils ont conclu que la réponse lambda, en elle-même, est évoquée par l'afflux d'information au début de la fixation [164] [165] et reflète l'attention du participant [166] [167]. La réponse lambda est sensible à l'illumination du stimulus [45] [167] et son amplitude dépend de la différence de luminance entre l'endroit d'où part la saccade et l'endroit où elle s'arrête [112]. Cette composante est influencée par la taille de la saccade précédant la fixation [164]. Dans une étude où des stimuli avec des colonnes blanches et noires étaient présentés, Kazai et al. ont montré que la réponse lambda dépend du contraste selon la fréquence spatiale du stimulus. Enfin, l'amplitude de ce potentiel varie avec le poids du traitement de l'information visuelle [166] et augmente au cours de l'exploration (donc avec le rang de la fixation) [123]. Le tableau 3.2 récapitule les caractéristiques de la réponse lambda.

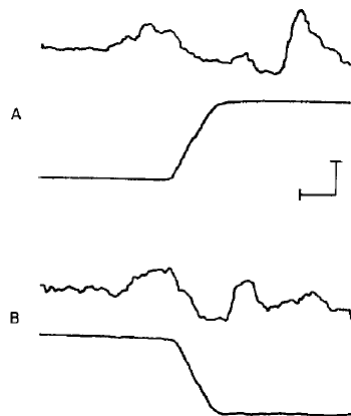


FIGURE 3.6 – Figure extraite de [13]. Alternance de fixation entre deux points. A) l'image du point sur la rétine va de la périphérie à la fovéa, B) de la fovéa à la périphérie. Pour A et B, le tracé du haut est le signal EEG moyenné (échelle : 100 ms et 2 μ V) et celui du bas correspond au signal EOG.

Latence	Région	Stimulus	Mouvements oculaires	Processus cognitif
100 ms après l'offset de la saccade et le début de la fixation	occipitale	illuminance ; contraste ; fréquence spatiale	différence de luminance entre deux points fixés successifs ; taille de la saccade ; rang de la fixation	traitement de l'information visuelle ; attention

TABLE 3.2 – Caractéristiques de la réponse lambda

3.3.2 Domaines d'application

Ces dernières années, grâce à l'avancée technologique permise par la technique du reflet cornéen via un oculomètre, des études plus approfondies sur les potentiels évoqués par un mouvement oculaires ont pu être menées. Des études sur les potentiels évoqués par les fixations oculaires ont été menées en lecture ([33], [44], [61], [76] [9]) et en exploration de scène visuelle ([31] [103] [32] [68] [69] [75] [130]). Fischer et al. [42] se sont intéressés à l'attention en analysant les EFRP et Nikolaev et al. [104] [102] ont étudié le comportement oculomoteur durant des tâches impliquant la mémoire. Simola et al. [143] [144] ont également utilisé la technique des EFRP pour étudier les processus cognitifs lors de la visualisation de contenus dits émotionnels. Le domaine des Interfaces Cerveau Machine commence également à s'intéresser à cette technique [129].

Quelques expériences ont été conduites sur les potentiels évoqués par les saccades lors d'une recherche visuelle [26] [32] [103].

Nikolaev et al. [103] ont conclu que lorsque l'étude porte sur l'activité présaccadique, il est plus judicieux d'étudier les potentiels évoqués par les saccades ; lorsque l'on s'intéresse à l'activité post-saccadique, l'analyse des EFRP est préférable. Dans la suite du manuscrit, nous nous intéressons aux EFRP.

3.3.3 Spécificité

Les EFRPs se distinguent des ERP par la synchronisation du signal EEG avec les fixations oculaires et non avec l'apparition d'un stimulus visuel externe.

Les EFRP sont sensibles aux facteurs de haut-niveau liés à la tâche et au sujet, tout comme les ERP, mais ce ne sont pas les mêmes processus cognitifs sous-jacents. Prenons l'exemple de l'étude de Korhrumpf et al. [76]. Ils ont monté deux expériences de lecture (Figure 3.7) : l'une en ERP, l'autre en EFRP. Le protocole en ERP consistait en une lecture passive avec une procédure de présentation visuelle rapide : le texte était déplacé (de droite à gauche) de telle sorte que les mots se retrouvent successivement dans le champ visuel de la fovéa, le participant fixant le centre de l'écran. Quant au protocole en EFRP, le participant lisait le texte librement. La vision parafovéale était manipulée : aucune lettre, la

première, les deux premières ou toutes les lettres du mot suivant celui qui était fixé étaient dévoilées, les autres lettres étant remplacées par des "x" (Figure 3.7).

Les résultats ont montré, en lecture passive (ERP) et active (EFRP), que le potentiel N1 diminue avec la quantité d'informations disponibles venant de la vision parafovéale. Cet effet est plus important en lecture active, suggérant que l'exécution de mouvements oculaires facilite la reconnaissance des mots par un pré-traitement parafovéal plus important.

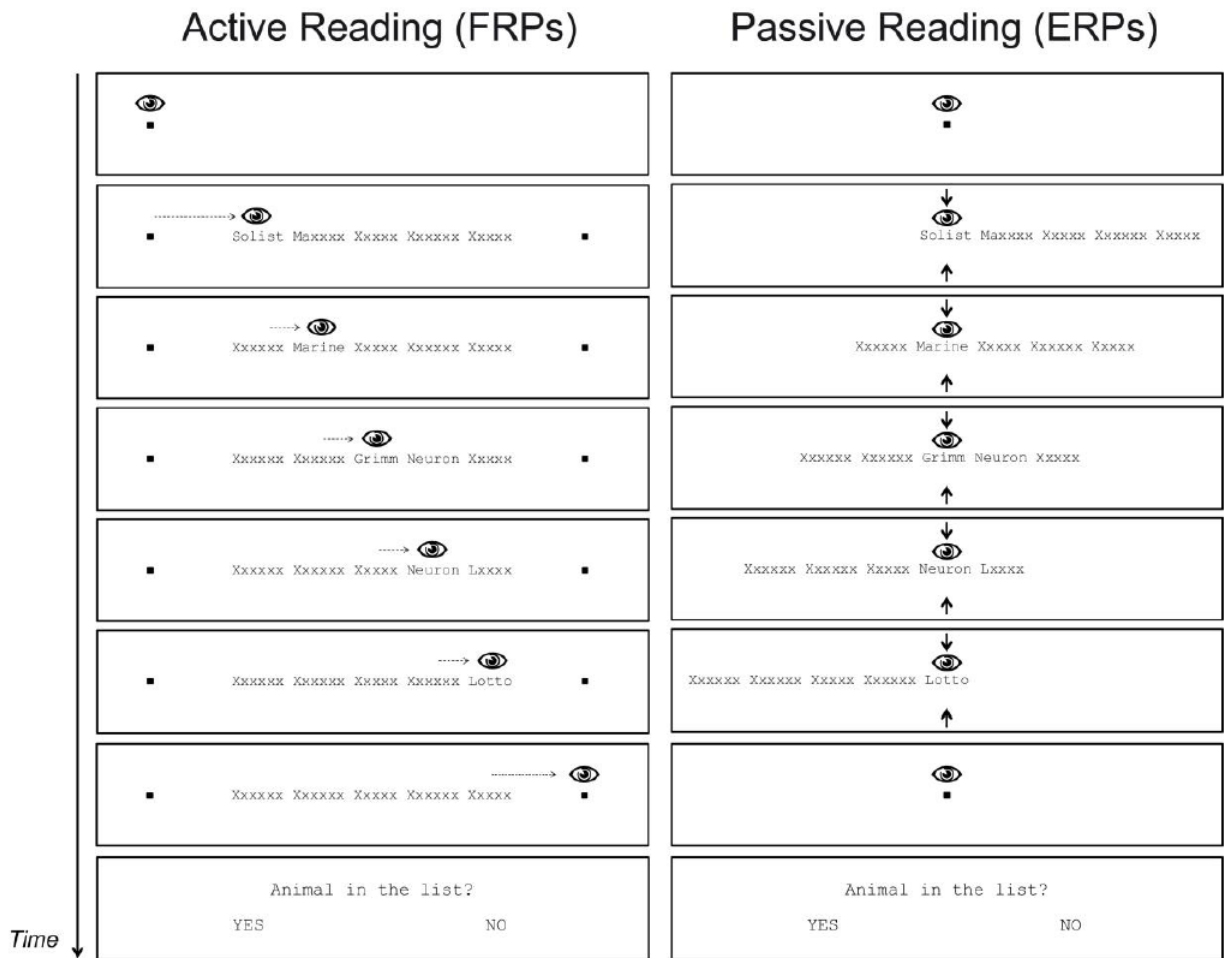


FIGURE 3.7 – Exemple de deux essais, l'un en lecture active, l'autre en lecture passive. Les x symbolisent les lettres masquées pour la manipulation de la vision parafovéale. Figure extraite de [76]

Les EFRP peuvent être modulés également par des facteurs de bas-niveau liés à l'information afférente lors de la fixation ainsi qu'à la dynamique de la saccade [33] [103].

L'étude de Kazai et al. [70] illustre ces modulations. Les auteurs ont comparé l'ERP P1 et la réponse lambda qui est par définition un EFRP (potentiel synchronisé sur le début de la fixation). Pour l'étude de l'ERP P1, les auteurs ont demandé aux participants de fixer une cible au centre de l'écran. Concernant l'étude de la réponse lambda, les participants devaient

faire des saccades entre deux points affichés à l'écran : les mouvements oculaires étaient libres. L'estimation du P1 correspond à la moyenne des potentiels évoqués synchronisés sur l'apparition de la cible alors que l'estimation de la réponse lambda est donnée par la moyenne des potentiels évoqués par chaque fixation sur les 2 points. Comme détaillé précédemment (voir les tableaux 3.1 et 3.2), le potentiel P1 est modulé par les caractéristiques du stimulus (luminance et contraste). Et la réponse lambda est modulée par les facteurs bas-niveau liés aux zones fixées (différence de luminance entre deux points de fixations, contraste et fréquence spatiale) et par les facteurs associés à la dynamique de la saccade notamment sa taille. Or alors que les facteurs de bas niveau influençant l'ERP peuvent être facilement contrôlés lors de la préparation des stimuli, leur contrôle n'est pas possible lors de l'exploration visuelle libre dans un protocole en EFRP. Des précautions doivent donc être prises lors de l'analyse et de la comparaison des résultats.

Les études sur les ESRP et les EFRP se heurtent à un autre problème non négligeable. En effet, les intervalles inter-fixations (IFI) (somme des durées de la fixation et de la saccade suivante), par définition, ne peuvent pas être contrôlés par l'expérimentateur, contrairement aux intervalles inter-stimuli (ISI) pour les ERP. Les intervalles inter-fixations sont propres à chaque participant et sont de l'ordre de 250 à 300 ms, très souvent plus courts que les EFRP. Par conséquent, des potentiels évoqués par des fixations temporellement adjacentes se recouvrent comme l'ont montré, notamment, par Dimigen et al. [33] lors d'une étude sur la lecture et par Devillez et al. [31] dans le cadre d'une étude portant sur l'exploration de scènes naturelles. Des stratégies ont toutefois été adoptées pour contourner ce problème mais, comme nous allons le voir dans le chapitre 4, sans le résoudre.

Positionnement des travaux

Sommaire

4.1	Formulation du problème	31
4.1.1	Potentiels évoqués par un stimulus externe	31
4.1.2	Potentiels évoqués par un événement oculaire	34
4.2	Positionnement des travaux	36

Comme cela a été abordé dans le chapitre précédent, des recouvrements peuvent se produire entre des potentiels évoqués par des événements si l'intervalle entre ceux-ci est plus court que la latence et la durée du potentiel évoqué. Cette problématique est au cœur de nos travaux. Dans ce chapitre, nous formulons le problème dans le cas des potentiels évoqués par un stimulus externe et dans celui des potentiels évoqués par un événement oculaire, en abordant les méthodes existantes. L'état de l'art sur les méthodes de régression linéaire au sens des moindres carrés, dont le Modèle Linéaire Général (en anglais, "General Linear Model" (GLM)), sera développé dans le chapitre 5. Afin d'éviter toute répétition, l'état de l'art présenté ici n'aborde donc pas ces méthodes.

Puis, nous donnons le positionnement de nos travaux en élaborant un guide de lecture du manuscrit.

4.1 Formulation du problème

4.1.1 Potentiels évoqués par un stimulus externe

Lors de l'étude des potentiels évoqués par un stimulus externe, le problème de recouvrement entre potentiels évoqués peut être généralement évité en imposant des intervalles inter-stimuli (ISI) suffisamment longs par rapport aux latences des potentiels évoqués attendus. Cependant, imposer des ISI suffisamment longs peut être en inéquation avec l'objectif de l'expérience en potentiel évoqué. En effet, en audiologie, par exemple, de très nombreuses études portent sur les potentiels évoqués auditifs du tronc cérébral ("auditory brainstem response") [145], la réponse neuronale dure environ 15 ms. Pour éviter tout recouvrement, une fréquence maximale de 65 Hz est donc conseillée pour la présentation des stimuli auditifs (soit un ISI de 15 ms minimum). Or, Tanaka et al [146] ont montré qu'une présentation plus rapide des stimuli (dans leur étude, jusqu'à une fréquence de 90Hz, soit un ISI égal à 11 ms) apportait des informations très utiles

pour diagnostiquer des pathologies auditives. Ils ont en effet montré que pour certains patients souffrant de neurinome de l'acoustique (tumeur bénigne), les réponses neuronales n'étaient pathologiques que lors d'une présentation rapide des stimuli.

Des méthodes ont donc été développées pour pallier ce problème de recouvrement lors des études sur les potentiels évoqués par des stimuli auditifs.

En 1983, l'équipe d'Eysholdt [37] a proposé la méthode des séquences de longueur maximale ("Maximum Length Sequence"). Cette méthode consiste à générer une séquence pseudo-aléatoire, de longueur L , de présentation rapide des stimuli. Ses éléments sont égaux à 1 (présentation de stimulus) ou égaux à -1 (silence). Notons $s(t)$ cette séquence. Les auteurs considèrent la réponse aux stimuli comme une réponse impulsionnelle à estimer, $a(t)$, soit le potentiel évoqué. Le signal enregistré $y(t)$ s'écrit alors sous la forme de :

$$y(t) = s(t) * a(t) \quad (4.1)$$

avec $*$ l'opérateur de convolution.

L'équation 4.1 peut s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$\underline{y} = \mathbf{M}' \underline{a} \quad (4.2)$$

où $\mathbf{M}'$ est une matrice de dimension $L \times L$ définie par $\mathbf{M}' = \frac{1}{2}(\mathbf{M} - \mathbf{U})$ où $\mathbf{M}$ est composée de permutations circulaires des éléments de la séquence $s(t)$ et $\mathbf{U}$ est une matrice dont tous les éléments sont égaux à 1.

Le potentiel évoqué est estimé par :

$$\hat{\underline{a}} = \frac{2}{L-1} \mathbf{M} \underline{y} \quad (4.3)$$

car les auteurs montrent que l'inverse de la matrice $\mathbf{M}'$ est égal à $\frac{2}{L-1} \mathbf{M}$. La définition de la matrice $\mathbf{M}'$ permet d'éviter le calcul de l'inverse de la matrice $\mathbf{M}$ et donc de gagner en temps de calcul (ce qui était non négligeable en 1983). Cependant la séquence $s(t)$, telle que définie dans cette méthode, limite les possibilités de présentation des stimuli, un effet d'habituation peut en résulter [117] [157]. Notons que cette méthode suppose la linéarité des potentiels auditifs, en d'autres termes elle suppose que le signal EEG enregistré est la somme des réponses évoquées par chaque stimulus. Elle considère également les potentiels évoqués invariables dans le temps. Cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée [117] car le rythme de présentation des stimuli est relativement grand (la fréquence de présentation étant supérieure à 100 Hz). Par conséquent le système neuronal ne peut pas nécessairement revenir à son état de repos entre deux stimuli et la réponse au stimulus suivant peut être atténuée ou retardée.

En 2004, Delgado et al. [29] ont développé une méthode, appelée "Continuous Loop Averaging Deconvolution", similaire à la méthode "Maximum Length Sequence" mais utilisant n'importe quelle séquence de présentation des stimuli en accord avec la condition d'inversibilité de la matrice $\mathbf{M}$. Ozdamar et al. [113] l'ont appliquée dans le domaine fréquentiel, l'équation 4.2, par Transformée de Fourier devient :

$$\tilde{Y}(f) = \tilde{A}(f) \cdot \tilde{M}(f) \quad (4.4)$$

où $\tilde{Y}(f)$, $\tilde{A}(f)$ et $\tilde{M}(f)$ sont respectivement les transformées de Fourier de $y(t)$, $a(t)$ et $s(t)$. Le potentiel évoqué est estimé alors par :

$$\forall f, \quad \tilde{A}(f) = \frac{\tilde{Y}(f)}{\tilde{M}(f)} \quad (4.5)$$

L'intérêt de travailler dans le domaine fréquentiel réside dans la rapidité de calcul des transformées de Fourier et la division terme à terme des éléments du vecteur $\tilde{Y}(f)$ par le vecteur $\tilde{M}(f)$.

Hansen [49] a proposé également le même modèle dans le domaine fréquentiel. Mais l'auteur considère plusieurs types de stimuli lors d'un essai et les signaux de plusieurs essais alors que Delgado et al. [29] et Ozdamar et al. [113] utilisent un seul type de stimuli et le signal issu d'une séquence de présentation. Deux limitations de ces méthodes sont la non prise en compte du bruit et, dans le domaine fréquentiel, la possibilité que le vecteur $\tilde{M}(f)$ soit nul à certaines fréquences, ce qui entraînerait une mauvaise estimation de $\tilde{A}(f)$ due à la division par un nombre proche de 0.

Aussi, Wang et al. [161] ont utilisé des filtres de Wiener pour pallier ces deux limitations. Le potentiel évoqué est estimé, dans ce cas, par :

$$\tilde{A}(f) = \tilde{W}(f)\tilde{Y}(f) \quad (4.6)$$

$$\tilde{A}(f) = \frac{\tilde{M}^*(f)}{|\tilde{M}(f)|^2 + P_n(f)/P_a(f)}\tilde{Y}(f) \quad (4.7)$$

où $\tilde{W}(f)$ est appelé la réponse en fréquence du filtre de Wiener, le vecteur $\tilde{M}^*(f)$, le conjugué de $\tilde{M}(f)$, $P_n(f)$ la densité spectrale de puissance du bruit et $P_s(f)$ la densité spectrale du potentiel évoqué. Cette méthode permet de minimiser l'erreur quadratique moyenne en prenant explicitement en compte le bruit mais demande d'estimer les densités spectrales de puissance du potentiel évoqué et du bruit. Wang et al. [161] proposent deux méthodes d'estimation de la densité spectrale de puissance du potentiel évoqué. Elle peut être estimée en supposant que le potentiel évoqué est égal à une sinusoïde amortie. Il faut alors connaître la fréquence f_0 et l'amplitude A a priori :

$$P_a(f) = \left| \frac{A}{\alpha + 2j\pi(f - f_0)} \right|^2 \quad (4.8)$$

avec α la constante de temps. La densité spectrale de puissance du potentiel évoqué peut aussi être estimée comme étant égale à :

$$P_a(f) = \max(P_y(f) - P_n(f), 0) \quad (4.9)$$

avec $P_y(f)$ la densité spectrale de puissance du signal enregistré et la fonction $\max(a, b)$ qui retourne le maximum entre a et b . La densité spectrale de puissance du bruit peut être estimée en utilisant le signal enregistré hors des simulations ou le signal pré-stimuli. Mais dans le premier cas, se pose la question de la stationnarité du signal et dans le deuxième cas, un recouvrement du signal pré-stimuli par la réponse précédente n'est pas exclu.

Enfin, l'algorithme Adjar [162] estime itérativement les recouvrements afin d'estimer un potentiel évoqué sans distorsion due aux recouvrements. Hopfinger et al. [59] l'ont utilisé dans

une étude portant sur l'attention pour estimer le recouvrement de la réponse précédente évoquée par l'indice visuel sur les composantes précoces de la réponse évoquée par la cible. L'algorithme a été également utilisé par l'équipe de Fiebelkorn [40] étudiant le comportement d'enfants atteints d'autisme lors d'une tâche de détection utilisant des ISI courts. Bekker et al. [15] y ont eu recours dans une étude portant sur le processus d'inhibition pour déconvoluer la réponse à un "stop-stimuli" avec la réponse au "go-stimuli" précédent. Ces exemples ne sont pas exhaustifs, l'algorithme étant fréquemment utilisé pour analyser des données dans une situation de recouvrement. Nous développerons son principe dans la suite du manuscrit.

4.1.2 Potentiels évoqués par un évènement oculaire

Dans le contexte des potentiels évoqués par un évènement oculaire, le recouvrement des potentiels évoqués est plus difficilement contrôlable que dans le contexte des potentiels évoqués par des stimuli externes. En effet, comme cela a été expliqué dans le chapitre précédent, les intervalles inter-fixations (IFI) ne peuvent pas toujours être contrôlés expérimentalement et sont souvent plus courts que la latence et la durée des potentiels évoqués. Pour surmonter cette difficulté, différentes stratégies ont été alors adoptées.

Faisant le choix de contrôler les IFI, Kaunitz et al. [69] ont entraîné les participants, avant l'expérience, à effectuer de longues fixations (de l'ordre de la seconde) sur la cible afin de pouvoir analyser les composantes des ondes tardives sans qu'elles soient impactées par les recouvrements. Cependant, cette méthode contraint le comportement oculomoteur des participants, mettant en question l'écologie du protocole.

En laissant le participant libre quant à son comportement oculomoteur lors de l'expérience, la stratégie la plus simple et la plus immédiate est, pour les analyses des EFRP, de sélectionner les fixations selon un seuillage sur leur durée et/ou de fixer un intervalle d'analyse en s'appuyant sur les durées de fixations. Cela permet d'éviter qu'il y ait du recouvrement dans l'intervalle d'analyse entre plusieurs réponses évoquées par des fixations : avec cette stratégie, une seule fixation a lieu durant l'intervalle d'analyse. Voici quelques exemples illustrant le mieux cette stratégie.

L'équipe de Brouwer [19] a étudié les potentiels évoqués sur une période de 500 ms synchronisée sur le début de la fixation, les fixations de durée inférieure à 500 ms étant exclues des analyses. Cet intervalle de 500 ms a permis d'avoir une fenêtre d'analyse suffisamment longue pour l'étude de l'EFRP tout en évitant de perdre trop de données. De cette façon, les segments sélectionnés, a posteriori, pour l'analyse n'étaient pas contaminés par des mouvements oculaires. Ries et al. [130] ont, quant à eux, étudié les EFRP sur une fenêtre de -500 ms à 1000 ms, par rapport au début de la fixation. Seules les fixations qui n'étaient pas, durant une période de 500 ms, précédées ou suivies par des clignements, par une saccade, par une fixation ou par un évènement externe étaient considérées. Dans l'étude de Korner et al. [75], la durée moyenne minimale d'une fixation était de 208 ms. Ils ont donc choisi, a posteriori, d'analyser les potentiels évoqués uniquement jusqu'à 200 ms après le début d'une fixation.

Ces exemples montrent de quelle façon la méthodologie d'analyse tente à limiter l'impact des recouvrements biaisant les mesures sur lesquelles les tests statistiques vont être effectués. En

adoptant cette méthodologie, l'impact des recouvrements est considéré comme étant minime pour les analyses et identique a priori d'une condition à une autre.

Dans la lignée de cette approche, où l'expérimentateur cherche à prendre en compte les distorsions dues aux recouvrements plutôt qu'à les corriger, une approche alternative a été proposée. Elle consiste à contrebalancer, pour toutes les conditions d'analyse [97], les situations de recouvrement, a posteriori, afin de réduire l'influence des facteurs confondants liés aux recouvrements. L'idée est de prendre acte du biais de recouvrement et de faire en sorte qu'il impacte de la même façon les différentes conditions d'analyse. Cette méthode permet également d'équilibrer, pour toutes les conditions, l'impact des facteurs confondants associés aux propriétés des mouvements oculaires. Nikolaev et al. [103] conseillent de faire un choix parcimonieux des propriétés mises en correspondance en fonction du potentiel d'intérêt à analyser. Par exemple, la taille de la saccade a une influence sur la réponse lambda mais pas sur le potentiel P300 donc dans le premier cas, la taille de la saccade est une propriété pertinente pour la mise en correspondance mais pas pour le second cas. Par contre, le potentiel P300 peut être impacté par du recouvrement : la durée des fixations est donc un critère pertinent [31]. Ainsi, la comparaison entre les conditions se fait sur les mouvements oculaires partageant les mêmes caractéristiques. Pour illustration, Luo et al. [90] ont considéré les saccades de même durée et de même direction. Dimigen et al. [33], Frey et al. [44] et Devillez et al. [31] ont sélectionné les fixations de durée similaire. Dans l'étude de Kamienkowski et al. [68], les auteurs ont mis en correspondance les propriétés de la saccade précédente (amplitude et durée) à travers les conditions expérimentales. Fischer et al. [42] ont utilisé la durée et la position de la fixation ainsi que l'amplitude de la saccade. Dans les analyses de Nikolaev et al. [103], ce sont la durée de fixation, la taille et la direction de la saccade précédente qui ont été mises en correspondance entre les deux conditions étudiées.

Cette approche de mise en correspondance est simple à adopter mais demande un grand nombre d'essais pour être satisfaisante : Nikolaev et al. [103] préconisent une centaine d'essais. De plus, cette méthode introduit un biais de sélection pouvant exclure des mouvements oculaires intéressants [33]. Il faut également noter les différences d'intérêt entre les processus cognitifs peuvent être atténuées ou distordues [103]. En effet, en analysant uniquement des essais liés à des mouvements oculaires de caractéristiques similaires à travers les conditions expérimentales, le risque est que l'information sur les processus cognitifs varie moins entre les conditions, biaisant ainsi la comparaison. Il faudrait donc, idéalement, pouvoir quantifier les effets des caractéristiques des mouvements oculaires sur le signal EEG afin de valider la mise en correspondance effectuée [103].

Dias et al [32], en plus d'une mise en correspondance des données selon les propriétés dynamiques de la saccade (durée, amplitude, vitesse et orientation) ainsi que la durée de la précédente fixation et la position de la suivante, ont développé une méthode de régression linéaire afin de corriger les recouvrements dus aux activités liés aux saccades précédentes et suivantes. Cette méthode de régression linéaire suppose que les activités associées aux mouvements oculaires peuvent être expliquées par trois sources : le pic saccadique (une source commune à toutes les saccades), une source pour les saccades horizontales et une source pour les saccades verticales. Cette méthode peut s'apparenter à l'Analyse en Composantes Indépendantes pour la correction des artefacts oculaires.

4.2 Positionnement des travaux

Bardy et al. [12] [11] ont appliqué le GLM pour l'estimation des potentiels évoqués auditifs dans une situation de recouvrement. Dandekar et al. [26] l'ont également utilisé pour estimer des potentiels évoqués par une saccade oculaire lors d'une exploration visuelle durant laquelle les mouvements oculaires étaient libres entraînant des recouvrements entre les potentiels évoqués successifs.

Ce modèle linéaire est au centre de nos travaux.

Dans le chapitre 5, nous développons, sous la forme d'un article scientifique, le GLM. Notre objectif était d'étudier son efficacité pour déconvoluer les potentiels évoqués dans un contexte de recouvrement. Nous proposons également d'ajouter un terme de régularisation, améliorant le Rapport Signal sur Bruit (RSB) de l'estimation lorsque le nombre d'essais est faible. Nous l'appliquons sur des données acquises lors d'une expérience en EEG avec une interface cerveau machine, ainsi que dans un contexte d'exploration visuelle en enregistrement conjoint EEG et oculométrie. Nous comparons les résultats obtenus avec ceux que donne la méthode d'estimation classique par moyennage avec ou sans régularisation. Les résultats démontrent l'intérêt d'utiliser cette méthodologie. Le GLM permet de déconvoluer les réponses évoquées se recouvrant entre elles et la régularisation améliore la qualité de l'estimation donnée par le GLM pour un faible nombre d'essais.

Dans le chapitre 6, également sous la forme d'un article scientifique, nous continuons notre étude méthodologique du GLM en le comparant à l'algorithme Adjar dans le contexte des EFRP, l'algorithme Adjar ayant été utilisé jusqu'à présent seulement pour la technique des ERP. Il s'avère que les hypothèses sur lesquelles repose cet algorithme ne sont pas adaptées à la technique des EFRP. La plus grande flexibilité et robustesse du GLM confirment son apport certain à l'estimation des EFRP. Nous discutons également la configuration du GLM afin de proposer le modèle le plus cohérent possible vis-à-vis des hypothèses formulées sur les processus cognitifs liés aux mouvements oculaires.

Les chapitres 5 et 6 sont construits ainsi : les objectifs de l'article sont présentés en préambule, le développement des travaux et les résultats sont décrits et discutés dans l'article. Puis, les résultats de ces articles font l'objet d'une synthèse au chapitre 7.

Dans le chapitre 6, nous avons utilisé des données d'enregistrement conjoint en EEG et oculométrie déjà acquises au cours de la thèse d'Hélène Devillez [31], au sein de l'équipe. La thèse, présentée ici, avait également l'objectif de mettre en place et de mener une expérience en enregistrement conjoint EEG et oculométrie. Au début de la thèse, une collaboration était déjà en cours entre le Laboratoire Inter-Universitaire de Psychologie de Grenoble et le Gipsa-lab pour l'étude des expressions faciales émotionnelles (EFE) naturelles. Nous avons décidé de poursuivre cette collaboration dans le cadre d'une expérience complexe en enregistrement conjoint EEG et oculométrie. Cette expérience est présentée dans le Chapitre 8.

L'objectif général de cette expérience était d'étudier le décours temporel de la perception et l'exploration visuelle des EFE. Dans la très grande majorité des études, les stimuli présentés proviennent d'EFE prototypiques, "artificielles", dans le sens où ces EFE sont jouées par des

acteurs ou sont des images de synthèse par exemple. Ici, nous avons utilisé une base de données d'EFE exprimées naturellement par des personnes ordinaires, la base DynEmo [151].

De plus, les stimuli utilisés sont généralement des images d'EFE, c'est-à-dire des stimuli statiques. Or, la prise en compte de la dynamique de l'EFE pour l'étude du processus du décodage émotionnelle est importante. Durant notre expérience, nous avons donc présenté deux modalités de stimuli : des stimuli dynamiques (des vidéos) et des stimuli statiques, avec l'idée de comparer les décours temporels de l'exploration visuelle selon la modalité.

L'enregistrement des mouvements oculaires permet d'accéder au comportement oculomoteur afin d'analyser les mécanismes d'exploration selon les EFE et les modalités. L'enregistrement EEG, quant à lui, donne accès à l'activité neuronale associée aux différentes EFE et aux modalités. La synchronisation des données EEG et oculométriques offre la possibilité d'affiner l'étude de la perception des EFE en analysant les processus cognitifs liés aux stratégies d'exploration visuelle des EFE. Et le travail méthodologique mené lors de cette thèse pour l'estimation des ERP et des EFRP est crucial pour l'analyse des données issues de cette expérience.

Nous présentons les premiers résultats concernant la modalité statique et l'apport du GLM pour l'analyse des potentiels évoqués au début de l'exploration.

Deuxième partie

Méthodologie

Estimation des potentiels évoqués par GLM régularisé

Sommaire

5.1	Préambule	41
5.2	Article	42

Dans ce chapitre, nous présentons l'article "*Regularization and a General Linear Model for Event-Related Potential Estimation*" publié dans la revue "*Behavior Research Methods*" [78]. Cet article détaille le travail méthodologique effectué lors de cette thèse.

5.1 Préambule

Cet article dresse l'état de l'art du GLM dans le cadre de l'estimation des potentiels évoqués. Il complète l'état de l'art dressé à la section 4.1.1 qui se concentre exclusivement sur les méthodes autres qu'issues de la régression linéaire au sens des moindres carrés. Cet article développe en détail la méthode d'estimation classique des potentiels évoqués, c'est-à-dire par simple moyennage et la méthode d'estimation utilisant le GLM afin de tenir compte des recouvrements entre potentiels évoqués. Nous proposons d'introduire un terme de régularisation au sens de Tikhonov [153] à chacune de ces méthodes. L'idée est d'améliorer le Rapport Signal sur Bruit de l'estimation obtenue pour un nombre d'essais donné par régularisation. Afin de choisir le terme de régularisation optimal, nous utilisons la validation croisée généralisée [46].

Ainsi, dans cet article, nous étudions et comparons les quatre méthodes d'estimation de potentiels évoqués (le moyennage classique et le GLM, avec et sans régularisation) dans trois contextes différents ayant des objectifs distincts.

Tout d'abord, nous utilisons des données EEG simulées mais réalistes. Trois situations sont alors simulées :

- une situation sans recouvrement avec un seul potentiel évoqué par essai,
- une situation avec recouvrement mais tous les potentiels évoqués sont identiques,
- une situation avec recouvrement de deux potentiels évoqués différents.

La première situation, illustrant le cas le plus simple, permet d'étudier, d'une part, l'impact de la valeur du paramètre de régularisation sur la qualité de l'estimation ; l'efficacité de la

validation croisée généralisée pour choisir la valeur optimale du paramètre. Cette situation permet aussi d'évaluer l'apport de la régularisation pour l'estimation par simple moyennage. Les deux autres situations sont plus réalistes. Ainsi, l'évaluation des méthodes dans ces deux cas sera détaillée afin de servir de point d'appui à l'interprétation des résultats portant les données réelles, sans connaissance préalable de la vérité terrain du potentiel à estimer.

Puis, nous appliquons ces quatre méthodes sur deux bases de données réelles issues d'expériences.

La première base provient d'un enregistrement conjoint EEG-oculométrie en exploration libre de scènes visuelles naturelles. Le premier objectif de cette étude est d'une part d'étudier l'apport de la régularisation lors de l'estimation à partir de données réelles, sachant que la base de données est constituée d'enregistrements provenant de plusieurs participants. La régularisation doit-elle alors être appliquée indépendamment sur les données de chaque sujet ou doit-elle être appliquée sur la base de données ? Nous étudions les deux procédures, avec la méthode par simple moyennage, afin de déterminer laquelle est la plus satisfaisante. Nous sommes, avec cette expérience, dans un contexte de tâche simple avec une situation de recouvrement entre potentiels évoqués par les fixations au cours de l'exploration. Le deuxième objectif est donc d'obtenir la meilleure estimation du potentiel évoqué par la fixation d'intérêt, en prenant en compte la contribution des activités neuronales évoquées par les fixations adjacentes. Nous comparons donc la méthode par simple moyennage et le GLM, avec régularisation pour l'estimation de ce potentiel. A notre connaissance, c'est la première fois que le GLM régularisé a été appliqué dans le cadre d'estimation de potentiel évoqué à chaque fixation oculaire.

Enfin, nous appliquons ces méthodes sur des données acquises lors d'une expérience EEG utilisant l'interface cerveau-machine P300 Speller, reposant sur le paradigme oddball. Cette expérience a été réalisée initialement pour une étude portant sur la classification de deux types de potentiel, l'un évoqué par les stimuli cibles, l'autre par les stimuli non cibles. Contrairement à l'étude précédente, nous ne cherchons pas à optimiser la qualité d'estimation d'un potentiel, mais à estimer deux types de potentiel, suffisamment distincts dans l'optique d'une classification. De plus, nous appliquons la régularisation afin d'améliorer le Rapport Signal sur Bruit pour un nombre d'essais donné, synonyme de gain de temps lors de l'utilisation d'une interface cerveau-machine.

5.2 Article



Behavior Research Methods

pp 1–20

Regularization and a general linear model for event-related potential estimation

Authors

Authors and affiliations

Emmanuelle Kristensen , Anne Guerin-Dugué, Bertrand Rivet

Article

First Online: 08 March 2017

DOI: [10.3758/s13428-017-0856-z](https://doi.org/10.3758/s13428-017-0856-z)

Cite this article as:

Kristensen, E., Guerin-Dugué, A. & Rivet, B. Behav Res (2017).

doi:[10.3758/s13428-017-0856-z](https://doi.org/10.3758/s13428-017-0856-z)

Abstract The usual Event-Related Potential (ERP) estimation is the average across epochs time-locked on stimuli of interest. These stimuli are repeated several times to improve the Signal-to-Noise Ratio (SNR) and only one evoked potential is estimated inside the temporal window of interest. Consequently, the average estimation does not take into account other neural responses within the same epoch that are due to short Inter Stimuli Intervals. These adjacent neural responses may overlap and distort the evoked potential of interest. This overlapping process is a significant issue for the Eye Fixation Related Potential (EFRP) technique in which the epochs are time-locked on the ocular fixations. The Inter Fixation Intervals are not experimentally controlled and can be shorter than the neural responses latency. To begin, the Tikhonov regularization, applied to the classical average estimation, was introduced to improve the SNR for a given number of trials. The Generalized Cross Validation was chosen to obtain the optimal value of the ridge parameter. Then, to deal with the issue of overlapping, the General Linear Model (GLM), was used to extract all neural responses inside an epoch. Finally, the regularization was also applied to it. The models (the classical average and the GLM with and without regularization) were compared on both simulated data and real datasets from a visual scene exploration in co-registration with an eye-tracker, and from a P300 Speller experiment. The regularization was found to improve the estimation by average for a given number of trials. The GLM was more robust and efficient, its efficiency actually reinforced by the regularization.

Keywords Event Related Potential · General Linear Model · Overlap · Regularization · Eye Fixation Related Potential · P300 Speller

1 Introduction

The Event Related Potential (ERP) technique is a classical technique (e.g., (Luck, 2014)) used to study the neural responses to specific events such as the presentation of visual stimuli or auditory stimuli. Using this technique, many cognitive processes have been explained (e.g., (Key, Dove, & Maguire, 2005)). One popular way to record brain activity is to use electroencephalography (EEG) at the surface of the scalp (see (Niedermeyer & Silva, 2005)). However, the resulting Signal-to-Noise Ratio (SNR) is very low due to ongoing brain activities. To overcome this drawback, the stimuli are presented repeatedly (typically a few tens of time at least), so that the neural response evoked by these stimuli is obtained by averaging the epochs that are time-locked on each stimulus onset. However, the ERP estimation is only unbiased if two main conditions are verified. (1) The (zero mean) noise due to ongoing brain activities needs to be decorrelated across the epochs. (2) Only a single potential should be elicited at each epoch and it should be elicited within each epoch. In this article, these essential conditions are discussed in practical situations and a methodology based on the General Linear Model (GLM) is proposed to tackle experiments where

the two required conditions are not satisfied. Moreover, a regularization method to estimate the ERP is proposed, especially if the number of epochs is low.

Firstly, if the condition on the zero mean noise decorrelation across the trials is achieved, the SNR increases linearly with the number of epochs. Thus, the more the stimuli are repeated, the better the SNR. However, with a large amount of stimuli, the experiment becomes more time-consuming and very repetitive for the participants. In addition and more importantly, in practice the linear increasing is not always verified because ongoing activity may be correlated from one trial to another one and the resulting SNR after averaging is lower than expected for a given number of trials. In this article, the Tikhonov regularization (Tikhonov, 1963) is used in the ERP estimation to increase the SNR for a given number of trials. The strength of the regularization is given by the value of the regularization parameter. The choice of this ridge parameter is a very common but nonetheless a difficult problem requiring the bias and the variance of the estimator to be balanced as well as possible. In the same context as this EEG study, Lalor and colleagues proposed an approach with a second-order Tikhonov regularization to estimate the Event Related Potential (ERP). However they empirically chose the ridge parameter (Lalor, Pearlmutter, Reilly, McDarby, & Foxe, 2006); (Lalor, Power, Reilly, & Foxe, 2009) to give a good compromise between the off-sample errors and the weakness of the potential peaks. To estimate this parameter automatically, the two classical methods are the Generalized Cross-Validation (GCV) procedure (Golub, Heath, & Wahba, 1979) and the “L-Curve” method (Engl & Grever, 1994). Also for EEG analysis, Subramaniam and colleagues (Subramaniam, Väisänen, Wendel, & Malmivuo, 2010) compared these two methods to estimate the visually evoked cortical potentials. In their study, the Tikhonov regularization was used to solve the inverse problem of the sources localization to find the spatial cortical distribution at the presentation of emotional faces. When applied separately on the EEG signals for each subject and each condition, they found that the regularized solutions were more robust with the ridge parameter computed by the GCV procedure rather than by the “L-Curve” method. Indeed, the ridge parameter obtained by the “L-Curve” method was too large compared to the parameter obtained by the GCV procedure when the SNR was low: as a consequence, the solution was over-smoothed and spatially blurred. Here, in this study, two estimation methods of the regularization parameter are compared but in a context of temporal estimation of the evoked potentials. Moreover, an inter-subject analysis is carried out as is usual for ERP experimental designs instead of an intra-subject study as in (Subramaniam et al., 2010). The regularization process is thus implemented at the overall level for the whole dataset, but also compared with a regularization for each subject.

Secondly, the last condition for an unbiased estimation by averaging can only be achieved if just a single identical potential is elicited in each epoch time-locked on the events onset. This condition does not consider possible distortion of the target neural response due to experimental design and/or latent cognitive processes. For example, Luck in (Luck, 2014) described an ERP experiment in which the Inter Stimuli Intervals (ISI) values were between 300 and 500 ms and the studied components were P2, N2 and P3 with latencies between 200 and 400 ms. Luck warned against distortions due to the short ISI values: i.e. latencies of the elicited potentials are shorter than the ISI duration that leads to the overlapping responses evoked by two temporally consecutive stimuli. In this situation, more than one potential is elicited in an epoch so that the estimation by averaging is the summation of the delayed versions of the expected neural components. Consequently, this estimate is not the expected evoked potential itself, but the convolution of this potential with the distribution of ISI values inside one epoch. To reduce overlaps, the experimental design must control the ISI values as far as possible in agreement with the latencies of the expected potentials.

This issue had been addressed in the context of auditory evoked potentials, but it is also a central concern for the estimation of the visual potential elicited by ocular fixations, the Eye Fixation Related Potential (EFRP) (Dimigen, Sommer, Hohlfeld, Jacobs, & Kliegl, 2011); (Nikolaev, Meghanathan, & Leeuwen, 2016). Tanaka and colleagues (Tanaka, Komatsuzaki, & Hentona, 1996) had shown that recording auditory brain-stem responses at high stimulus rate provided valuable information to detect auditory pathologies. Some methods were proposed to face the overlapping problem due to high stimulus rates. In 1982, Eysholdt and colleagues (Eysholdt & Schreiner, 1982) had proposed the maximum length sequence technique, based on a pseudorandom arrangement of stimuli in a maximum sequence length. The evoked potential pattern was obtained by a deconvolution of the averaged responses. Then, another resolution method was developed, in the frequency domain, by adaptive inverse filtering (J. C. Hansen, 1983). Three other methods, using cyclic stimuli sequences, were elaborated. (1) The continuous loop averaging deconvolution method (Delgado & Ozdamar, 2004) consisted of acquiring data from non-isochronic stimuli sequences with a high presentation rate. Then, the deconvolution was performed by matrix computations in the time domain. (2) Jewett and colleagues (Jewett et al., 2004) had applied a similar method in the frequency domain and (3) a Wiener filter was used in (Wang, Özdamar, Bohórquez, Shen, & Cheour, 2006) to deconvolve evoked potential from

the noisy observation given cyclic stimuli sequences in the frequency domain. All five of these methods have a common major limitation: they only consider one kind of stimulus, and hence a single elicited potential. Besides, we considered the ADJAR (Adjacent response) algorithm developed by Woldorff in 1993 (Woldorff, 1993). This algorithm iteratively estimates the average of previous and subsequent responses that are then subtracted from the target response, for the new iteration, and so on. It is a very popular algorithm and has been successfully used in several ERP studies to correct distortions due to overlap (Bekker, Kenemans, Hoeksma, Talsma, & Verbaten, 2005); (Brannon, Roussel, Meck, & Woldorff, 2004); (Brannon, Libertus, Meck, & Woldorff, 2008); (Fiebelkorn, Foxe, McCourt, Dumas, & Molholm, 2013); (Hopfinger & Mangun, 1998); (Kenemans et al., 2005); (Talsma, Doty, & Woldorff, 2007); (Schmajuk, Liotti, Busse, & Woldorff, 2006) by an iterative deconvolution. However, in a previous article (Kristensen, Guérin-Dugué, & Rivet, 2015), we had shown that this algorithm presented some limitations as to the temporal distribution of the ISI values, especially for EFRP studies. With this recent technique, the EEG signal can be time-locked on the onset of the ocular fixations of the participants to extract EFRP (or Eye Saccade Related Potentials if the EEG signal is time-locked on the onset of the saccades). Using ocular events, the ISI becomes the Inter Fixations Interval (IFI), i.e. the duration between two consecutive fixations: this interval is thus defined as the duration of one fixation plus that of one saccade. These IFIs cannot be controlled experimentally, because they depend on the participants oculomotor pattern. On average, during experiments in reading or visual exploration, the IFIs are about 250 - 300ms and thus, precautions are taken to face with overlaps between adjacent EFRPs to allow studies concerning late potentials such as P3 or N400 (latency of between 300 and 600ms) (Devillez, Guyader, & Guérin-Dugué, 2015); (Frey et al., 2013); (Kaunitz et al., 2014). More recently, least-square based methods have been proposed to deconvolve multiple overlapping responses (e.g., (Lalor et al., 2006); (Rivet & Souloumiac, 2007); (Burns, Bigdely-Shamlo, Smith, Kreutz-Delgado, & Makeig, 2013); (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014); (Crosse, Butler, & Lalor, 2015); (Congedo, Korczowski, Delorme, et al., 2016); (Dandekar, Privitera, Carney, & Klein, 2012). In (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014), a least-square method was proposed for the deconvolution of overlapping multiple responses, and this was applied to auditory potentials (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014); (Bardy, Van Dun, Dillon, & McMahon, 2014). This method corresponds exactly to the first step of the xDAWN algorithm (Rivet, Souloumiac, Attina, & Gibert, 2009), which was designed to find optimal spatial filters for best classifying neural responses in the front of brain-computer interfaces. It was used for the first time for the deconvolution of saccadic potentials during free exploration (Dandekar et al., 2012), and for the deconvolution of EFRP during a visual search task on natural scenes in (Devillez, Kristensen, Guyader, Rivet, & Guérin-Dugué, 2015).

In (Lalor et al., 2006); (Rivet & Souloumiac, 2007); (Rivet et al., 2009); (Crosse et al., 2015), the least-square method deconvolved overlapping responses assuming that only a unique class of response was present: it only tackled the issue of intra-class overlapping response (i.e. overlapping of responses to the same class of stimulus). If several classes of stimuli are simultaneously present and overlap each other (i.e. inter-class overlapping responses), they must be considered separately by ignoring all the other ones. The least-square method proposed by Rivet and colleagues in the first stage of the xDAWN algorithm (Rivet, Souloumiac, Gibert, & Attina, 2008); (Rivet et al., 2009); (Rivet & Souloumiac, 2013), or in (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014); (Burns et al., 2013); (Congedo et al., 2016) extended the previously mentioned methods to the case of intra- and/or inter-class overlapping issues. It belongs to the General Linear Model (GLM) (Kiebel & Holmes, 2003) that provides a very large and flexible framework, routinely used for fMRI studies. In fMRI literature, the GLM is used for the deconvolution of hemodynamic responses (Dale, 1999). In the context of EEG studies, the linear analysis of multidimensional EEG signals has been also proposed (Parra, Spence, Gerson, & Sajda, 2005) as a general framework to extract the underlying neural sources or subtract interfering sources like eye movements. Linear discriminant analysis, principal component analysis and independent component analysis were revisited in this context. The linear model between the latent neural sources and the scalp potentials was addressed and solved using only the statistics of observed data with the stimuli and behavioral responses. The deconvolution of temporally overlapping components was mentioned as an application of the proposed methodology but the developments and examples given in (Parra et al., 2005) mainly concerned the estimation of spatial filters for underlying neural source extractions.

As in the work applied to the auditory evoked potentials (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014); (Bardy, Van Dun, et al., 2014), we plan to use the GLM for the deconvolution of the time-locked evoked potentials and thus manage the intra- and/or inter-class overlapping issues. With this GLM, different situations are addressed where the overlapping components may or may not be of the same nature. Besides in our work, which aims to improve the SNR for a given number of trials, the Tikhonov regularization is added to solve the GLM.

In Section 2, the matrix framework for the usual ERP estimation is presented in more detail followed by the introduction of the regularization parameter and the GLM with the Tikhonov regularization. In Section 3, the methodology to assess the proposed algorithms is explained, based on artificial data simulations but also on real EEG signals from two experiments (1) free visual exploration to estimate EFRP, and (2) a P300 Speller brain computer interface. The results based on simulated and real data are presented and discussed in Section 4 and Section 5 and Section 6, respectively. Finally, Section 7 summarizes the main results achieved and concludes this article.

2 Theoretical developments

In this section, we first explain the usual ERP estimation: the “Average” method. Then we introduce a matrix framework to present the regularization procedure and finally, the GLM is described in the context of the temporal deconvolution of overlapped evoked potentials.

2.1 Usual Event Related Potential estimation

To extract the evoked potentials, the temporal window of epochs must be sufficiently long to include the latency and the whole temporal evolution of the potentials of interest. The underlying assumption is as follows - at each presentation of a same stimulus, the same neural potential is evoked. Thus for the i^{th} presentation, the observed neural response $x_i(t)$ time-locked on the i^{th} stimulus onset can be written as:

$$x_i(t) = a(t) + n_i(t) \quad (1)$$

where $a(t)$ is the evoked potential, and $n_i(t)$ a noise corresponding to the on-going brain activity.

As the Signal-to-Noise Ratio is very low, the stimuli have to be repeated several times. In the simplest configuration, one epoch is extracted at each trial. In this way, $a(t)$ is estimated by averaging across these epochs:

$$\hat{a}(t) = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E x_i(t) \quad (2)$$

where E is the number of epochs.

This estimation is non-biased if the following conditions are fulfilled:

- only one deterministic potential, $a(t)$, is elicited during the epoch synchronized with the stimulus;
- this potential has the same amplitude across the epochs;
- the noise is a zero-mean random variable and decorrelated from one trial to another one. As a consequence, the SNR increases linearly with E .

In sections 2.2 and 2.3, we will explain why these conditions are not always verified in practice. But in this section, we first consider that the two first conditions have been fulfilled. To facilitate and justify the proposed theoretical developments, let us reformulate equation 2 in a matrix form.

For this purpose, equation 1 can be rewritten using matrix notations as:

$$\forall i \in \{1, \dots, N_e\}, \quad \underline{x}_i = \mathbf{D}_i \underline{a} + \underline{n}_i \quad (3)$$

where $\underline{x}_i = [x_i(1), \dots, x_i(N_e)]^\dagger \in \mathbb{R}^{N_e}$ and $\underline{n}_i = [n_i(1), \dots, n_i(N_e)]^\dagger \in \mathbb{R}^{N_e}$ with $\cdot^\dagger$ the transpose operator. $\underline{a} \in \mathbb{R}^{N_a}$ is the vector of the response time-locked on the stimuli onset. N_e is the length of the epoch and N_a is the length of the response $a(t)$. Finally, $\mathbf{D}_i \in \mathbb{R}^{N_e \times N_a}$ is a Toeplitz matrix¹ defined by its first column with entries are all equal to zero except the τ_i^{th} entry equal to one, with τ_i^{th} the onset of the i^{th} epoch. Consequently, the epochs can be concatenated to obtain:

$$\underline{x} = \mathbf{D} \underline{a} + \underline{n}, \quad (4)$$

with $\underline{x} = [\underline{x}_1^\dagger, \dots, \underline{x}_{N_e}^\dagger]^\dagger \in \mathbb{R}^N$ and $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1^\dagger, \dots, \mathbf{D}_{N_e}^\dagger]^\dagger \in \mathbb{R}^{N \times N_a}$ where $N = N_e \times E$. $\mathbf{D}$ is the concatenation of the matrices $\mathbf{D}_i$ with $i = [1, \dots, N_e]$. This equation can be understood as the General Linear Model

¹ By definition, a Toeplitz matrix is a descending diagonal-constant matrix.

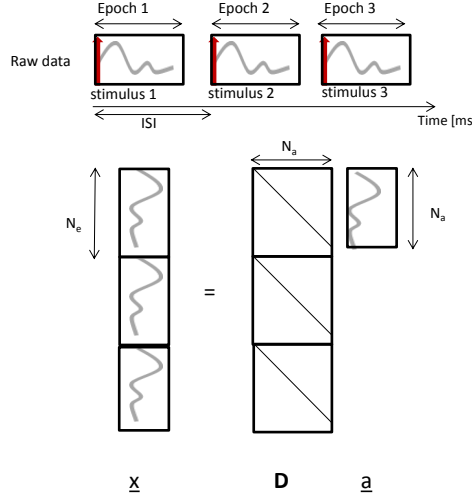


Fig. 1: Construction of the matrix $\mathbf{D}$ considering one unique neural response per trial (equation 4). Here, a same stimulus (red arrow) repeated three times, elicits an unique ERP, $\underline{a}$. The raw data are segmented into three epochs (black boxes) time-locked on the stimulus onset. The vector $\underline{x}$ is the concatenation of these epochs. The Toeplitz matrix $\mathbf{D}$ is null except on the diagonals whose entries are synchronized on the onset of each stimulus. The noise $\underline{n}$ is not illustrated.

(GLM) with the matrix $\mathbf{D}$ as predictors, as it will be developed in section 2.3. Thus, with these notations, the neural response $\hat{\underline{a}}$ is the least square solution minimizing the noise variance, such as:

$$\hat{\underline{a}} = \arg \min_{\underline{a}} \| \underline{x} - \mathbf{D} \underline{a} \|^2 \quad (5)$$

where $\| \cdot \|$ indicates the Euclidean norm. This general solution is then expressed as:

$$\hat{\underline{a}} = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\dagger \underline{x} \quad (6)$$

and can be here simplified such as:

$$\hat{\underline{a}} = \frac{1}{E} \mathbf{D}^\dagger \underline{x} \quad (7)$$

since the matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ is a diagonal one whose diagonal elements are all equal to E . Effectively, each matrix $\mathbf{D}_i$ is composed of only one diagonal with values of one because only one potential is elicited at the onset of the stimulus and then $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} = E \mathbf{I}$, with $\mathbf{I}$ the identity matrix. Figure 1 illustrates this situation, considering the time interval between two consecutive stimuli (ISI) to be greater than or equal to N_e samples. This configuration of the GLM with a diagonal matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ is called here the ‘‘Average’’ method corresponding with the usual estimation by averaging on the time-locked onsets.

2.2 Regularization to reduce the number of trials

By averaging over all epochs, the consistent ERP waveform is extracted above the noise level. Considering a same variance for the noise decorrelated with the neural response for each trial, the variance of the residual noise is inversely proportional to the number E of epochs and thus the SNR linearly increases with the number E of epochs. However, this number is often a compromise between the signal quality and the duration of the experiment. So, an alternative is to introduce a regularization constraint to estimate smooth solutions. Then for a given number of epochs, the SNR can be improved by regularization. For this, a zero-order Tikhonov regularization is implemented using a ridge parameter λ in the ERP estimation, such as $\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)$ is the least square solution minimizing this cost function:

$$\text{CF}(\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)) = \| \underline{x} - \mathbf{D} \hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda) \|^2 + \lambda N \| \hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda) \|^2 \quad (8)$$

with N the total number of samples ($N = N_e \times E$). Consequently, $\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)$ can be expressed by:

$$\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda) = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda N \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^\dagger \underline{x} \quad (9)$$

It should be noted that the classical estimation (equation 6) is for $\lambda = 0$ (i.e. $\lambda = 0$, no regularization). A correct regularization is a trade-off between the error of the estimation ($\|\underline{x} - \mathbf{D}\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)\|$) and its power ($\frac{1}{N_a} \|\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)\|^2$). A low value of λ promotes an estimate with a low error but this solution may be dominated by data errors. Conversely, a high value of λ promotes a low power estimate with a low variance relatively to the fluctuation of the observed data but a high average gap with the observed data. These two quantities must be controlled to find the best trade-off. Usually possible values for λ are iteratively set by plotting for increasing values of λ , the “L-Curve” which would be, here, $\|\underline{x} - \mathbf{D}\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)\|$ against $\|\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)\|^2$ in a log-log graph (Engl & Grever, 1994); (P. C. Hansen, 1992). Then, the optimal value, λ_{opt} , is chosen at the “corner of the L” corresponding to the maximum of curvature of the “L-Curve” but this “corner” can be difficult to discern (Subramaniam et al., 2010). To overcome this difficulty in objectively finding the “corner of the L”, we opted for a one-step method by using the “Generalized Cross Validation” (GCV) (Golub et al., 1979) instead of the “L-curve” method. In short, the GCV considers the linear regression model and is based on a weighted version of cross-validation. In this case, the cross validation uses the leave one out strategy by which each observed point is left out in turn and is estimated by the rest of data. The aim of the GCV is to estimate the λ_{GCV} which minimizes the function V related to the mean square error (MSE). The λ_{GCV} is given by:

$$V(\lambda) = \frac{\frac{1}{N} \|\underline{x} - \mathbf{D}\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda)\|^2}{\left(\frac{1}{N} \text{tr}(\mathbf{I} - \mathbf{D}(\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda \mathbf{N})^{-1} \mathbf{D}^\dagger)\right)^2} \quad (10)$$

$$\lambda_{GCV} = \arg \min_{\lambda} V(\lambda)$$

In the ERP technique, the study is generally inter-subject study and the final ERP is estimated after a grand average (average across all the subjects). Consequently there needs to be an overall regularization which considers each subject. A single λ_{GCV} is computed for the subjects. So, using the matrix framework, it is possible to consider all the subjects by the concatenation of $\underline{x}_i$ signals:

$$\underline{x}_{all} = \mathbf{D}_{all} \underline{a} + \underline{n}_{all} \quad (11)$$

with $\underline{x}_{all} = [\underline{x}_1^\dagger, \dots, \underline{x}_S^\dagger]^\dagger \in \mathbb{R}^{N_s}$, $\underline{n}_{all} = [\underline{n}_1^\dagger, \dots, \underline{n}_S^\dagger]^\dagger \in \mathbb{R}^{N_s}$ and $\mathbf{D}_{all} = [\mathbf{D}_1^\dagger, \dots, \mathbf{D}_S^\dagger]^\dagger \in \mathbb{R}^{N_s \times N_a}$ where S is the number of subjects and $N_s = S \times N$ is the total number of temporal samples. In this way, the “grand average” can be estimated by equation 9 with an unique value of λ_{GCV} for all subjects, using $\mathbf{D}_{all}$, $\underline{x}_{all}$ and N_s , instead of $\mathbf{D}$, $\underline{x}$ and N .

2.3 General Linear Model used to manage the overlapping issue

The classical ERP method estimates only one evoked potential by epoch. Two situations can occur regarding overlapping. The first is when the experiment has been designed so that a single potential is elicited at each epoch (Figure 1). In this case, the simplified model (equation 6) where $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ is really a diagonal matrix, is justified. The second situation is when during an epoch, the evoked response is observed along with a part of the previous and/or the subsequent response (Figure 2). If the ISI duration is significantly shorter than the latency of the evoked potential and the duration of the response, the amount of distortion due to overlapping can no longer be neglected. Consequently, the right model to take these overlaps into account, needs to be built with a non-diagonal matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$. Its set-up will now be explained.

By using the General Linear Model to take into account overlapping, the Toeplitz matrix $\mathbf{D}$ has to be set considering all stimuli inside each epoch. To do so, the neural responses can be deconvolved (Rivet et al., 2009); (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014); (Congedo et al., 2016). We first consider that the overlapping neural responses are of the same type and, second, that they are of different types.

Therefore, inside one epoch, there is more than one elicited response. But let us consider that all these neural responses have the same waveform. Overlaps occur because the ISI is shorter than both the latency of the expected neural response $\underline{a}$ and the duration N_e of the epochs. Consequently, there is more than one diagonal in each submatrix $\mathbf{D}_i$ as is illustrated in Figure 2 - the solid line diagonals correspond to the neural responses elicited at the onset of the stimuli (i.e synchronized with them) and the dotted line subdiagonals correspond to another neural response elicited, by another stimulus, in the same epochs. These subdiagonals may or may not be complete depending on the choice of duration of the epoch (N_e) in relation to the duration of the response (N_a) and the ISI values. We also need to remember that, even in this situation, the classical estimation of the neural response only takes into account the diagonals of matrix $\mathbf{D}$ at the onset of the stimuli. Also, the contributions of the previous and subsequent responses are

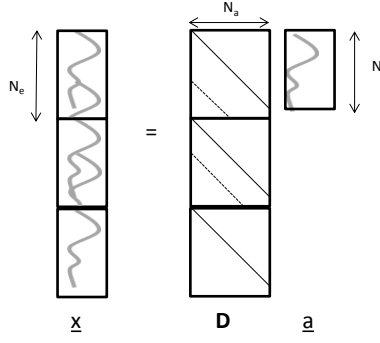


Fig. 2: Construction of the matrix $\mathbf{D}$ assuming the same evoked potential $\underline{a}$ for all the neural responses in the each epoch but with shorter ISIs. The subdiagonals (dotted lines) of the matrix $\mathbf{D}$ correspond to the other neural responses than the neural response on which the epoch is time-locked (solid lines). The noise $\underline{n}$ is not illustrated.

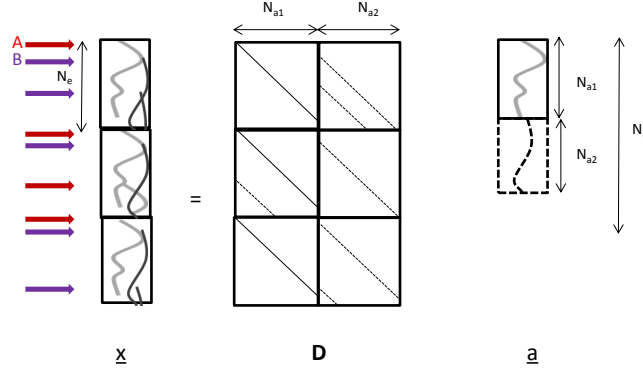


Fig. 3: Construction of the matrix $\mathbf{D}$ assuming two ($C = 2$) different evoked potentials inside the epochs. The potential $\underline{a}_1$ (resp. $\underline{a}_2$) is elicited by the stimulus A (red arrow) (resp. stimulus B (purple arrow)). Here, the epochs are time-locked on the stimulus A's onset. The diagonals and subdiagonals of the matrix $\mathbf{D}_1$ (resp. $\mathbf{D}_2$) are defined according to the onsets of the stimulus A (resp. B) for each epoch. The noise $\underline{n}$ is not illustrated.

mixed with the time-locked observed response $\underline{x}$ and the potential $\underline{a}$ estimated using equation 7 ($\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ is a diagonal matrix), is biased by these overlaps. To take overlapping into account, the linear model of the observed data, described by the equation 6, is used with the Toeplitz matrix $\mathbf{D}$ as described in Figure 2. Thus, the least square minimization to estimate the neural response $\underline{a}$ as the best linear non-biased estimator with the smaller variance, is defined by equation 5, and the solution $\underline{a}$, is computed by equation 6.

Now, let us consider that several types of response are evoked during one same epoch. In this situation, the linear model of the observed data is extended to take each evoked potential in the observed data into account. Let us note C the number of different expected types of response. In the following, C will also be called the number of classes. Thus the model of the observed data can be rewritten as:

$$\begin{aligned} \underline{x} &= \sum_{c=1}^C \mathbf{D}^{(c)} \underline{a}^{(c)} + \underline{n} \\ \underline{x} &= \mathbf{D} \underline{a} + \underline{n} \end{aligned} \quad (12)$$

where $\mathbf{D}$ is now the concatenation of the matrices $\mathbf{D}^{(c)}$ ($\mathbf{D} = [\mathbf{D}^{(1)}, \dots, \mathbf{D}^{(C)}]$), and $\underline{a}$ is also the concatenation of the evoked potentials ($\underline{a} = [\underline{a}^{(1)\dagger}, \dots, \underline{a}^{(C)\dagger}]^\dagger$). In this way, all neural potentials inside each epoch are considered instead of a single potential on which the epoch is time-locked.

Some precautions must be taken to avoid an ill-conditioned and noninvertible matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$: if the variability of the ISI values (referred to as jitter) is too low, it is not possible to accurately separate the contribution of the different stimuli in the observation of the neural response $\underline{x}$: therefore, the matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ is ill-conditioned. The amount of jitter must be sufficient to enable the deconvolution between the different

types of evoked responses. See (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014) for a detailed discussion about the amount of jitter as a balance in the case of the deconvolution of cortical auditory potentials. A minimum amount of jitter is necessary. But if it is too large, the variability of the neural response may increase, because the auditory response is affected by the ISI value from the previous stimulus (Näätänen et al., 1988). Consequently the neural response is no longer time-invariant, and equation 6 becomes incorrect. Besides, the length of the responses to be estimated must be smaller than the number of observed samples ($N_a < N$). To assess the estimation of one potential relative to the others, we used the SNR, the Signal-to-Interference Ratio (SIR) and the Signal-to-Artifact Ratio (SAR) as they are commonly used in the Blind Sources Separation community (Vincent, Gribonval, & Févotte, 2006). Let equation 12 be recast in the case of two potentials, $\underline{a}_1$ and $\underline{a}_2$ as:

$$\underline{x} = \mathbf{D}^{(1)} \underline{a}_1 + \mathbf{D}^{(2)} \underline{a}_2 + \underline{n} \quad (13)$$

where $\mathbf{D}^{(1)}$ can be split into two parts: $\mathbf{D}^{(1)} = \mathbf{D}_{erp}^{(1)} + \mathbf{D}_{ov}^{(1)}$, with the matrix $\mathbf{D}_{erp}^{(1)}$ constructed by the synchronized onsets and the matrix $\mathbf{D}_{ov}^{(1)}$ constructed by the other neural responses inside the epoch. In the case of estimating $\underline{a}_1$, one can write the estimate as:

$$\hat{\underline{a}}_1 = \underline{a}_1 + \underline{Q}_{vl}(a_1) + \underline{Q}_{vl}(a_2) + \underline{n}' \quad (14)$$

where $\underline{Q}_{vl}(a_1)$, $\underline{Q}_{vl}(a_2)$ and $\underline{n}'$ are the remaining overlaps due to $\underline{a}_1$ and $\underline{a}_2$ and the remaining noise, respectively. This expression depends on the algorithm used as detailed below. See Appendix 1 for the theoretical developments of these indicators for the simple “Average” method, and for the General Linear Model. From equation 14, one can define the SNR of the estimate $\hat{\underline{a}}_1$ as:

$$\text{SNR}_{\hat{\underline{a}}_1} = 10\log_{10}\left(\frac{\|\underline{a}_1\|^2}{\|\underline{n}'\|^2}\right) \quad (15)$$

This index quantifies the remaining noise in $\underline{a}_1$. The higher this is, the better.

The Signal-to-Artifact Ratio (SAR), which quantifies the remaining overlap of $\underline{a}_1$ in $\hat{\underline{a}}_1$, is defined as:

$$\text{SAR}_{\hat{\underline{a}}_1} = 10\log_{10}\left(\frac{\|\underline{a}_1\|^2}{\|\underline{Q}_{vl}(a_1)\|^2}\right) \quad (16)$$

Again, the higher, the better. Finally, the Signal-to-Interference Ratio (SIR) that quantifies the remaining overlap of $\underline{a}_2$ in $\hat{\underline{a}}_1$, is defined as:

$$\text{SIR}_{\hat{\underline{a}}_1/a_2} = 10\log_{10}\left(\frac{\|\underline{a}_1\|^2}{\|\underline{Q}_{vl}(a_2)\|^2}\right) \quad (17)$$

And yet again, the higher, the better.

2.4 Regularization applied to the General Linear Model

Finally, this formalism serves to set the regularization to reduce the estimation variance overall the classes:

$$\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda) = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda \mathbf{N} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^\dagger \underline{x} \quad (18)$$

This equation 18 corresponds to equation 9, with the concatenation of the Toeplitz matrices as illustrated in Figure 3, except that here, the full matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ is no longer a diagonal matrix.

Finally, as previously, λ_{GCV} is computed according to equation 10. In the framework of an inter-subject study, combining GLM and regularization is implemented in the same way as in section 2.2 where a single value of λ_{GCV} is computed for all the subjects.

3 Methodology

To evaluate the efficiency of the proposed approach combining GLM and regularization, a benchmark with four models was set. We shall denote the four models as follows: on the one hand $Av(0)$ the classical “Average” method, and $Gl(0)$ the GLM, without regularization ($\lambda = 0$), and on the other hand $Av(\lambda)$ the regularized classical “Average” method and $Gl(\lambda)$ the regularized GLM. To conduct this benchmark, a two-step methodology was followed. Firstly, realistic EEG signals were generated in order to obtain a ground truth by using controlled parameters. Secondly, real EEG signals from two experiments (visual scene exploration, and a classical P300 Speller paradigm) were used to assess the efficiency of the proposed procedures in real situations. Using these two databases, two different configurations for GLM were illustrated. In the first experiment, the GLM was used to estimate EFRP elicited on adjacent fixations, according to a simple assumption where the evoked potentials were identical at each fixation. In other words, the GLM was configured with only one class to estimate overlapping potentials. In the second experiment, the GLM was configured with two classes to highlight the specifics of a given class. These two experiments used an EEG acquisition device. The simulated and real signals are now presented.

3.1 Simulated signals

The EEG signals were generated as described in equation 1. The potential $a(t)$ was generated with an early waveform $a_{early}(t)$ preceding a late one $a_{late}(t)$. This potential was the ground truth. $a_{early}(t)$ was generated as a white noise filtered by a band-pass filter with a bandwidth between 5 Hz and 10 Hz and multiplied by a Gaussian window whose mean μ was 300 ms and the standard deviation σ , 125 ms. In the same way, $a_{late}(t)$ was a white noise filtered by a low-pass filter with a cutoff of 3 Hz multiplied by a Gaussian window with μ equal to 600 ms and σ to 100 ms. To simulate the on-going brain activity, some noise, $n(t)$ was added to $a(t)$. $n(t)$ was a white noise filtered by a low-pass filter with a cut-off of 50 Hz. For our simulations, the SNR varied between -20 dB and 0 dB. The sampling frequency was 1000 Hz, and the length of the temporal observation window was 1000 ms.

Three configurations were studied. In the first, without overlapping, each stimulus was presented with the same ISI value equal to 1000 ms and elicited the unique potential $a(t)$. In a second condition - with overlapping - the stimuli were presented with a random ISI value shorter than the latency of the potential. This ISI value was a uniform random variable between 200 ms and 400 ms. In the third configuration - with overlapping and multiple responses - two different stimuli were presented, eliciting respectively two potentials, $a_1(t)$ and $a_2(t)$. The ISI values were generated in a similar way, by a uniform random variable between 200 ms and 400 ms. For the three situations, data were segmented into epochs of 1000 ms time-locked on each stimulus onset. For the two last configurations with overlaps, there were on average, four stimuli and, the averaged ISI value during the epoch was 300 ms. The number E of epochs varied between 10 and 100. These simulations were used to assess the different methods in both situations with a single evoked potential $a(t)$, and then with two evoked potentials, $a_1(t)$ and $a_2(t)$.

3.2 Real signals from a visual scene exploration

During a visual scene exploration, a joint EEG and eye movement database was recorded. For the purpose of this study, only one condition of the whole experiment (Devillez, Guyader, & Guérin-Dugué, 2015), called the free exploration, which consisted of freely exploring 60 color scenes, was considered. Each trial started with a white central fixation cross displayed for 800 ms to 1200 ms. When the participant had stabilized his/her gaze on this central fixation point, a color scene was displayed for 4 s. Each trial ended with a grey screen for 1 s. Thirty-nine healthy volunteers between 20 and 36 years old participated in the experiment. Eye movements were recorded using Eyelink 1000 (SR Research) and sampled at 1000 Hz, for both eyes. The EEG activity was recorded using 32 active electrodes. The right earlobe and FCz electrodes were used respectively as reference and ground. Data were amplified using a g.USBamp gtec system, and sampled at 1200 Hz. An analog band-pass filter (0.01 – 100 Hz) and a 50 Hz notch filter were applied online. Eye movement and EEG signals were synchronized offline, thanks to the triggers sent simultaneously to both the EEG system and the eye-tracker. EEG data were then re-sampled at 1000 Hz (eye-tracker sampling rate). After visual inspection to reject segments contaminated by muscular activity or non-physiological artefacts, ocular artefacts were then corrected by Independent Component Analysis (infomax ICA) (Bell & Sejnowski, 1995).

Since the task was a free exploration, each ocular fixation was assumed to elicit a similar potential, such as the lambda wave at latency of 100 ms (Yagi, 1981) and the P2 potential at latencies 200 – 300 ms, whatever the fixation rank during the exploration. This EFRP was estimated from -200 ms (including the pre-saccadic potential) up to 800 ms which was a sufficiently long duration to include these early potentials. For the present study, for each trial, three² ranks of fixation (r_1, r_2, r_3) ³ were randomly selected for a given subject. An epoch was defined as the temporal window time-locked on the onset of an ocular fixation, the rank of this fixation was r_1 , r_2 or r_3 . So for a given subject, there were 180 epochs (3 per scene) at most. For a given subject, the temporal window was defined as $[-200 - \tau; 800 + \tau]$ ms with $\tau = \mu(\text{IFI}) + \sigma(\text{IFI})$ considering the mean and the standard deviation of the distribution of Inter Fixation Interval values. In this way, the fixation on which the epoch was time-locked, was preceded and followed by at least a fixation. By averaging across the participants, the temporal window was equal to $[-572; 1171]$ ms and the mean of the inter-fixation interval was equal to 271 ms (std = 91 ms).

In our study, this database was of interest to illustrate the overlapping issue that was one of the main concerns for the Eye Fixation Related Potential estimation (Dimigen et al., 2011). Besides a study was done on real datasets to assess the regularization procedure in two cases. Firstly, the regularization procedure was independently carried out on each subject's dataset, and secondly, the regularization was simultaneously applied on the whole dataset. Moreover, the estimated regularized component vs the grand average of the regularized components for each subject was compared.

3.3 Real signals from a P300 Speller experiment

An EEG database was recorded during a P300 Speller experiment. The P300 Speller is a Brain-Computer Interface based on the oddball paradigm (Farwell & Donchin, 1988) which spells characters. A 6×6 matrix was displayed on a screen computer. The participant focused her/his attention on the target symbol that she/he wanted to spell and had to count how many times this symbol was flashed. Each column and row was randomly intensified several times. According to the oddball paradigm, when the target symbol flashes, a P300 wave is elicited whereas the non-target stimuli elicit only a sensory potential. In this experiment, there were 500 intensifications (or stimuli) of target characters and 3000 intensifications of non-target characters. The ISI value was equal to 133 ms.

Ten healthy volunteers, between 22 and 34 years old, participated in this experiment. The EEG signal was recorded via sixteen active electrodes with the g.USBamp device from the g.tec company. The reference electrode was on the ear lobe and the ground electrode was on the forehead. The sampling frequency was 1200 Hz. The signal was filtered by a four order Butterworth band-pass filter with a bandwidth between 1 Hz and 12 Hz⁴.

An epoch was defined as the temporal window time-locked on a target stimulus. This window was from -0.5 s to 1 s and thus, within an epoch, each target stimulus was followed by at least five stimuli. There were six possible configurations of epoch as shown on Figure 4. And there were 500 epochs.

This database was interesting for our study firstly because there were two types of stimuli and thus two types of neural responses and, secondly because the ISI value was shorter than the latency of the expected target evoked potential P300 (300-500 ms). So some overlaps occurred. For the purposes of our study, the methods were assessed for different numbers of trials with $T = [60, 120, 180, 240, 300, 360, 420]$. For each value of T , the epochs were pseudo-randomly chosen in such a way that each configuration gave the same number of epochs (ie, for $T = 60$, 10 epochs from each configuration).

4 Results on simulated signals

4.1 Effect of the regularization parameter

In this section, the effect of the ridge parameter λ is studied when estimating the evoked potential in the simplest case, without overlapping. Since the ground truth is known, the Mean Square Error (MSE)

² The number of random draws was fixed at three as a balance between a great number of epochs, and the memory needed for the computation.

³ The first two fixations were not considered because their potential was influenced by the potential elicited by the onset of the scene as well as the last fixation which could be interrupted by the offset of the scene at the end of the exploration.

⁴ 12 Hz is a very low cut-off frequency chosen for these data which were initially recorded for a classification study.

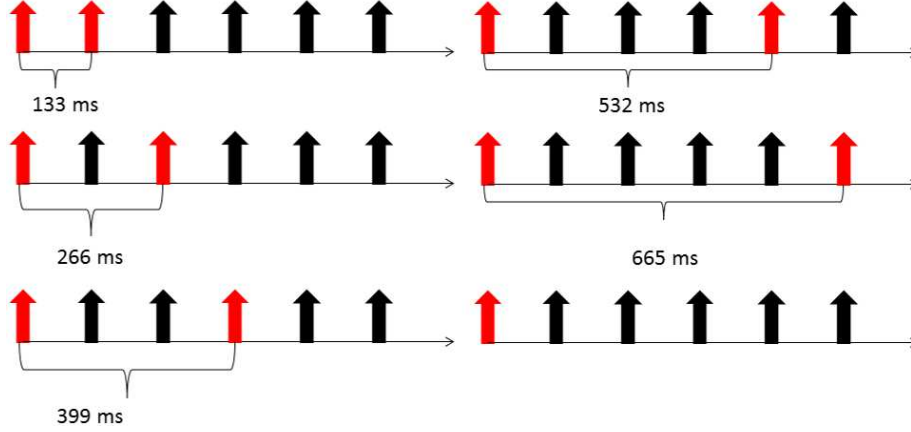


Fig. 4: The six possible configurations of epochs. The red arrows (resp. black arrows) represent target (resp. non-target) stimuli.

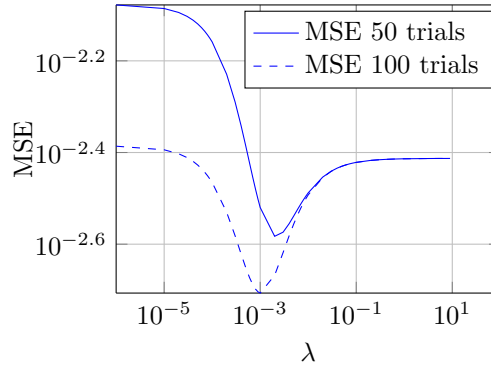


Fig. 5: Evolution of averaged MSE with respect to λ , for SNR = -20 dB, 50 and 100 trials.

between $a(t)$ and $\hat{a}_{reg}(\lambda)(t)$:

$$\text{MSE}(\lambda) = \frac{1}{N_a} \| \hat{a}_{reg}(\lambda)(t) - a(t) \|^2 \quad (19)$$

can be evaluated as a function of λ (Figure 5), with a SNR equal to -20 dB and a number of trials equal to 50 and to 100.

From these two curves, three areas were clearly noticeable:

- $0 \leq \lambda \leq 10^{-4}$: The regularization was null or very low. The two MSE curves reached a high MSE for $\lambda = 0$ (without regularization) but led a non-biased estimation. This value for $\lambda = 0$ was larger with 50 trials than with 100 because when averaging, the SNR was higher with more trials.
- $10^{-4} < \lambda \leq 10^{-2}$: the MSE decreased to a minimal value corresponding to the optimal λ value (λ_{MSE}). As expected, λ_{MSE} with 50 trials ($\lambda_{MSE} = 2.10^{-3}$) was greater than with 100 trials ($\lambda_{MSE} = 1.10^{-3}$). Indeed, with less trials, the estimated component was less noisy and required more regularization to obtain a smooth estimation.
- $\lambda > 10^{-2}$: The MSE criterion increased and converged towards the same value, independently of the number of trials. According to equation 18, $\hat{a}_{reg}(\lambda)(t)$ converged towards zero when λ increased. Consequently the MSE converged towards the power of $a(t)$ ($\frac{\|a(t)\|^2}{N_a}$).

These three areas are each illustrated by an estimated waveform at Figure 6 for 50 trials and SNR = -20 dB. On these three graphs, the theoretical expectation $E[\hat{a}]$ and the variability (± 2 standard deviations) are plotted in relation to the ground truth $a(t)$. See Appendix 2 for the mathematical expressions of the theoretical expectation and variance corresponding to the estimation by equation 18. For $\lambda = 0$ (Figure 6a), the estimation was unbiased (the ground truth $a(t)$ and $E[\hat{a}]$ are identical) but the variance due to the residual noise was large. When the ridge parameter was at the optimal value $\lambda = \lambda_{MSE} = 2.10^{-3}$ (Figure 6b), the bias was greater but the variance was lower than for the estimation without regularization.

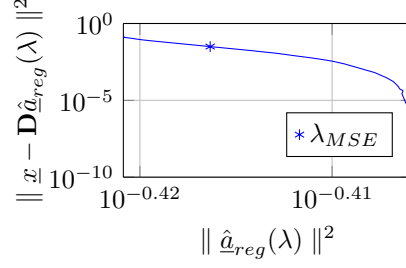


Fig. 7: “L-Curve” for 50 trials and SNR = −20dB, $\|\underline{x} - \mathbf{D}\hat{a}_{reg}(\lambda)\|^2$ against $\|\hat{a}_{reg}(\lambda)\|^2$

In this way, the estimated signal was less noisy which made this the best compromise between bias and variance. Finally, for a high λ , greater than the optimal value (here $\lambda = 1$), the estimated signal became unusable (Figure 6c), $\hat{a}_{reg}(t) = 0$. In other words, with a value which is greater than the optimum, the regularization is too strong.

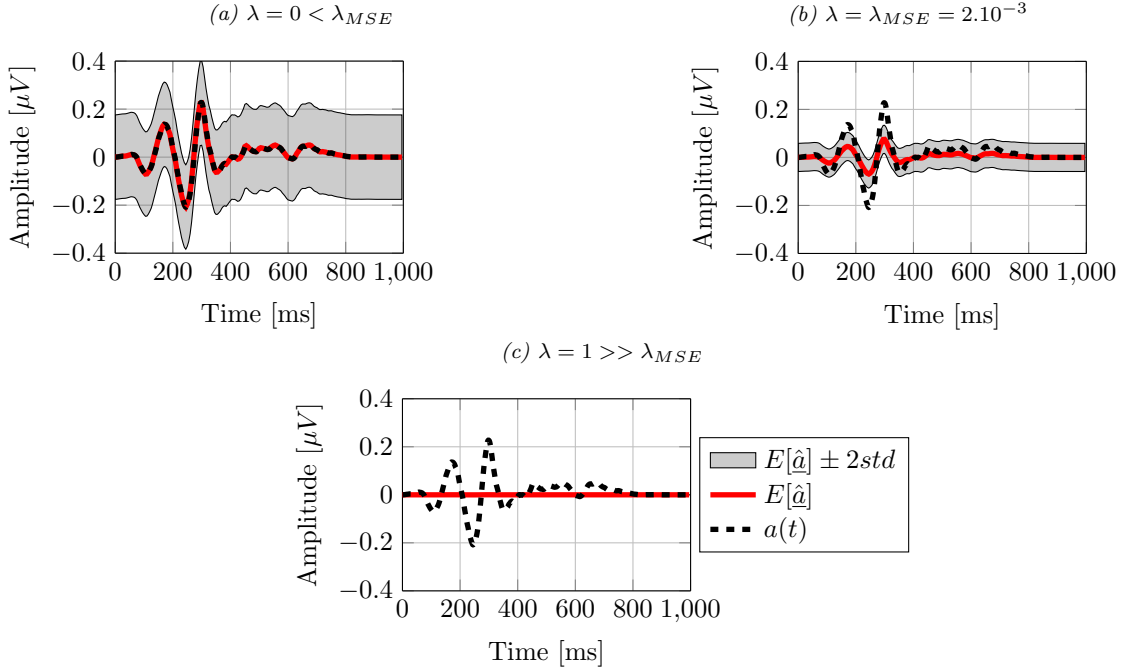


Fig. 6: Illustration of the estimated potential $\hat{a}_{reg}(\lambda)(t)$ with (a) $\lambda = 0$ (no regularization), (b) $\lambda = \lambda_{MSE} = 2.10^{-3}$ (optimal regularization), and (c) $\lambda = 1$ (over regularized). These three estimations were computed for the same configuration: SNR = −20 dB and 50 trials.

4.2 Generalized Cross Validation procedure

The aim of this section is to validate the Generalized Cross Validation procedure to estimate the ridge parameter λ when computing the evoked potential $a(t)$ in the simplest case, i.e. a unique potential without overlapping. To begin with, Figure 7 confirms as in (Subramaniyam et al., 2010) that it is difficult to use the “L-Curve” method to choose the optimal λ value. In this figure, the value of λ , λ_{MSE} , which minimizes the MSE, is indicated but does not correspond to a discernible “corner of the L-Curve”.

The value of λ given by the minimum of the GCV function, λ_{GCV} , was compared to the value which minimized the MSE, λ_{MSE} . The GCV function, V (equation 10), is plotted for 50 trials and SNR = −20 dB in Figure 8. Both the values of λ_{MSE} and the values of λ_{GCV} , are indicated on this graph and are close to each other: $\lambda_{MSE} = 2.10^{-3}$ and $\lambda_{GCV} = 1.10^{-3}$.

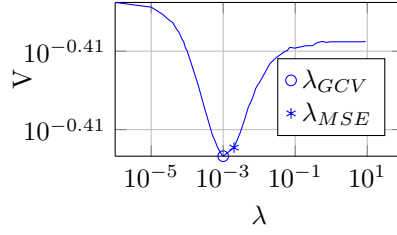


Fig. 8: The GCV function, $V(\lambda)$, for 50 trials and SNR = -20 dB

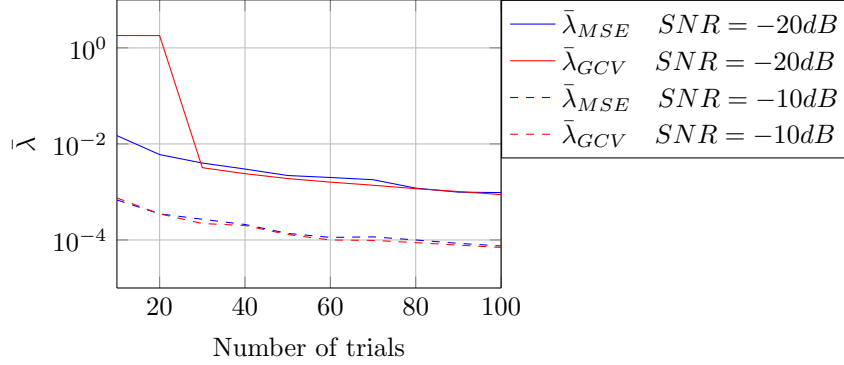


Fig. 9: Averaged optimal ridge parameter given by minimization of the MSE criterion $\bar{\lambda}_{MSE}$ and by minimization of V , $\bar{\lambda}_{GCV}$, function of the number of trials.

In Figure 9, both the averaged optimal values ($\bar{\lambda}_{MSE}$, $\bar{\lambda}_{GCV}$) computed across ten realizations, are plotted for two SNR values (-20 dB and -10 dB) against the number of trials.

In most cases, these two estimates of the ridge parameter were equivalent. With less noise (SNR = -10 dB), these two estimates were similar even for few trials (≥ 10). But with more noise (here SNR = -20 dB), the estimation of λ by GCV was over evaluated if there are few trials. In fact, in the GCV process for the regularization of a signal with a very low SNR, the regularization of the noise outweighs the regularization of the target signal. As a result, this signal is too smoothed in these conditions. Figure 9 also shows that λ decreases with the SNR and with an increasing number of trials. The less noisy the signal, the less regularization is necessary.

For the following sections, and for all results with regularization, only the GCV method is used to compute the ridge parameter.

4.3 Application to overlapped potentials

In this section, the efficiency of the two methods ("Average" and GLM) with regularization ($Av(\lambda_{GCV})$, $Gl m(\lambda_{GCV})$) or without regularization ($Av(0)$, $Gl m(0)$) is assessed in the case of overlapping potentials, providing four estimation algorithms to benchmark.

First, the situation with only one overlapping potential a , was studied. The four estimated waveforms are illustrated in Figures 10a ($Av(0)$), 10b ($Gl m(0)$), 10c ($Av(\lambda_{GCV})$) and 10d ($Gl m(\lambda_{GCV})$). As expected, the GLM estimation without regularization ($Gl m(0)$) was an unbiased estimation (Figure 10b), because the overlap was taken into account in the model (equation 6). The classical estimation by averaging ($Av(0)$) was biased (Figure 10a): the matrix $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ in the model was only a diagonal matrix (equation 6). Furthermore, the contributions due to overlap were not taken into account. Without regularization, the classical estimation by averaging ($Av(0)$) gave a larger variance than the GLM estimation ($Gl m(0)$) as shown in Figures 10a and 10b. Regularization was found to decrease the variance while increasing the bias. This is what we observed for the two estimates given by $Av(\lambda_{GCV})$ method and by $Gl m(\lambda_{GCV})$, but the bias on the estimate potential by averaging ($Av(\lambda_{GCV})$) (Figure 10c) remained larger than the bias on the estimate by GLM ($Gl m(\lambda_{GCV})$) (Figure 10d). Secondly, the simulations when two overlapping potentials $a_1(t)$ and $a_2(t)$ can be elicited in one epoch were found to produce the same results and interpretations. To avoid repetitions, the corresponding wave forms were not shown. The evolution of λ_{GCV} and of the estimated SNR (see

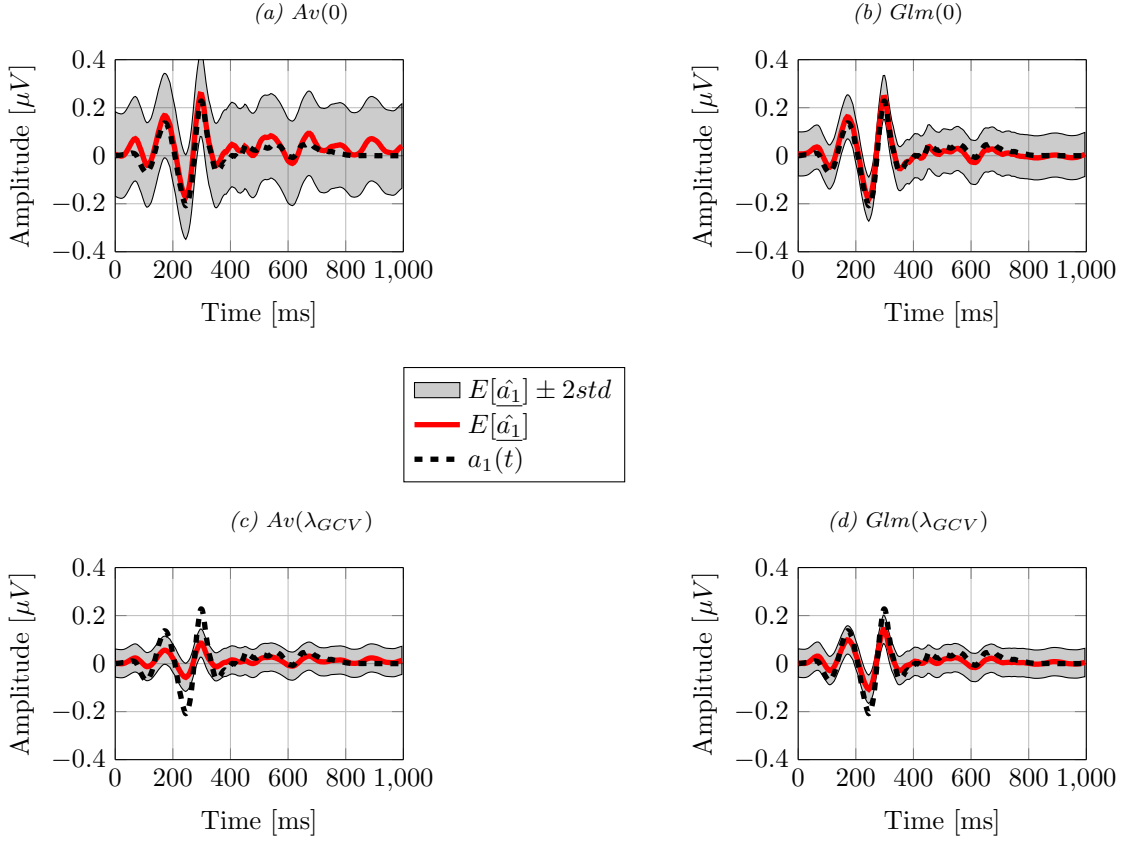


Fig. 10: Illustration of the mathematical expectation $E[\hat{a}]$ in the case of overlapping between epochs. The four models are illustrated: average method and GLM without regularization ($Av(0)$, $Glm(0)$) and with optimal regularization ($Av(\lambda_{GCV})$, $Glm(\lambda_{GCV})$). These four estimations are with the same configuration: SNR = -20 dB and 50 trials.

equation 15 and Appendix 1), function of the number of trials, were studied. The evolution of λ_{GCV} , for SNR = -20 dB, is plotted in Figure 11. For more trials, the values for the two models were equivalent and decreased with the number of trials. This was in line with the evolution of the estimated SNR, plotted against the number of trials in Figure 12, for the two methods without regularization ($Av(0)$, $Glm(0)$). Both these SNRs increased with the number of trials, and, consequently, this explains the decreasing of the λ_{GCV} , for the two methods with regularization ($Av(\lambda_{GCV})$, $Glm(\lambda_{GCV})$) in Figure 11. The higher the SNR, the less regularization is necessary. Consequently, with regularization, the SNR was improved for the two methods for a given number of trials and it was almost constant across the number of trials. Additionally, the SNR for less trials (i.e. 20), with regularization is better than the SNR for more trials (i.e. 100) without regularization. This is explained by decreased variance using regularization.

Even if the SNR was the same between $Av(0)$ and $Glm(0)$ and, between $Av(\lambda_{GCV})$ and $Glm(\lambda_{GCV})$, the efficiencies of the $Av(0)$ and $Av(\lambda_{GCV})$ models were impacted by distortions due to overlapping. These distortions were evaluated by the Signal-to-Artifact-Ratio (SAR) (equation 16) and Signal-to-Interference-Ratio (SIR) (equation 17), for the $Av(0)$ and $Glm(0)$ methods. See Appendix 1 for the theoretical developments of these ratios. When only one unique potential is elicited, the SAR assesses the distortions due to the overlaps of the potentials $a_1(t)$ in the estimation of the $a_1(t)$ itself. In the case of these simulated data, the SAR for $Av(0)$ was 8 dB. The SAR computation for the estimate given by $Glm(0)$ was not relevant as the overlaps were explicitly taken into account. When two overlapping potentials are elicited ($a_1(t)$ and $a_2(t)$), for the $Av(0)$ model, the SAR assesses the distortion due to the overlap of a single potential, and the SIR assesses the distortions due to overlap with the other potential. Applied to the estimation of the potential $a_1(t)$, the SAR for $Av(0)$ was 20 dB and the SIR was 17 dB. For the $Glm(0)$ model, the SAR and SIR were infinite since overlaps between the two potentials were taken into account. Finally to synthesize results, the MSE illustrated the efficiency of the four models (Figure 13a), for SNR = -20 dB, for one single evoked potential $a(t)$, and for 30, 50 and 100 trials. The MSE decreased with the number of trials

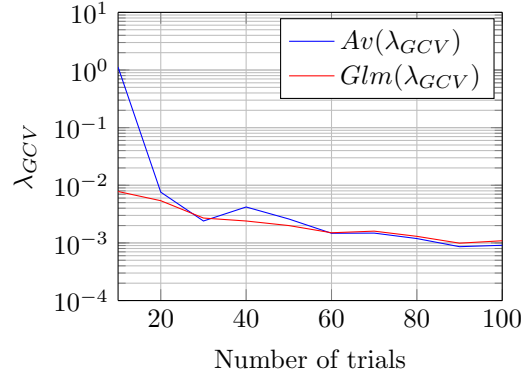


Fig. 11: λ_{GCV} for the “Average” method and GLM, function of the number of trials, SNR = -20 dB

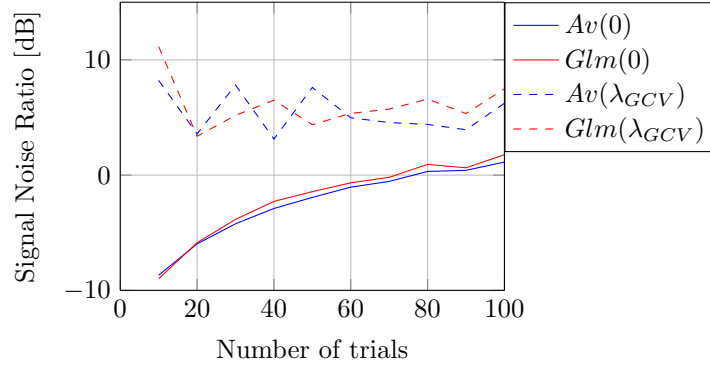


Fig. 12: Estimated SNR function of the number of trials, for the four models

and with regularization. Moreover, the estimation by $Gl m(0)$ (resp. $Gl m(\lambda_{GCV})$) was more efficient than the classical method $Av(0)$ (resp. $Av(\lambda_{GCV})$). This is explained by the smaller bias and variance, as shown in Figure 10, as well as the reduction of the distortion due to overlaps. The same observations were made for the situation with two different overlapping potentials, $a_1(t)$ and $a_2(t)$. In this case, the MSE criterion was assessed for the estimation of the potential $a_1(t)$. This MSE (Figure 13b) had the same behavior function of the number of trials and also function of the four methods, as the MSE evaluated for the estimation of one elicited potential $a(t)$ (Figure 13a). Even if the SNRs were equivalent, the efficiencies of $Av(0)$ and $Av(\lambda_{GCV})$ models were impacted by the distortions due to overlapping. This is the reason why the $Gl m(0)$ (resp. $Gl m(\lambda_{GCV})$) was more efficient than the $Av(0)$ (resp. $Av(\lambda_{GCV})$) model.

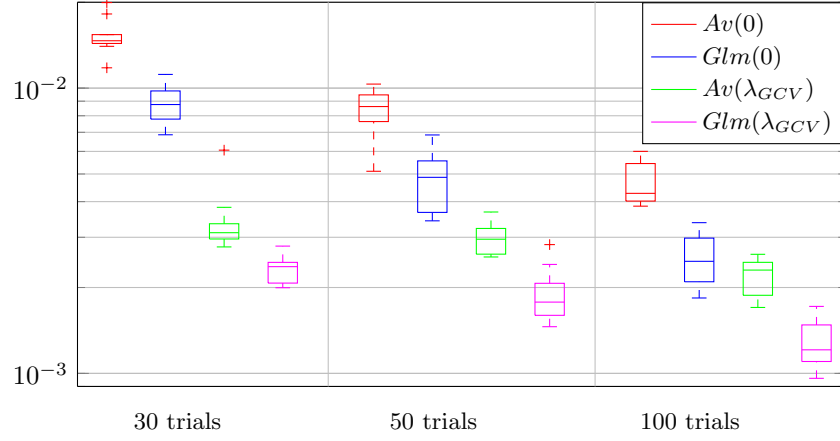
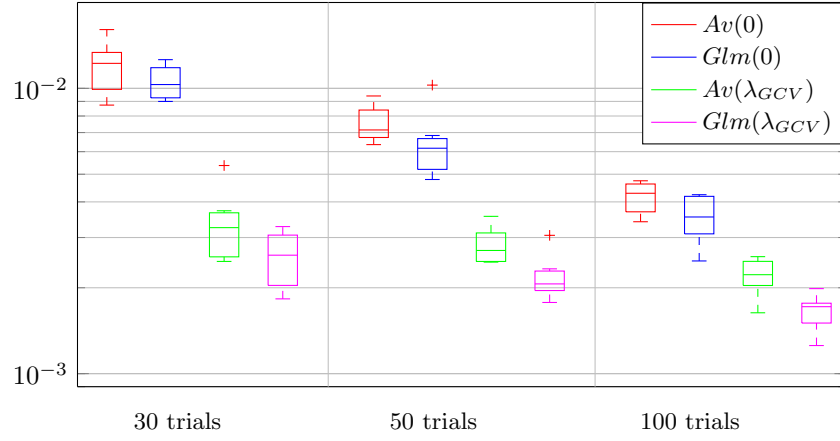
(a) Only one elicited potential $a(t)$ per epoch but with overlapping between the epochs.(b) Two elicited overlapping potentials $a_1(t)$ and $a_2(t)$ per epoch.

Fig. 13: MSE for SNR = -20 dB and for 30, 50, 100 trials in two situations. (a) A single potential. (b) Two potentials. In the second case, MSE assesses the estimation of $a_1(t)$

5 Results on EFRP estimation during a free visual exploration

In this section, the proposed methods are assessed on the dataset from the free visual exploration. The aim of this study was to extract the neural response to an ocular fixation, $a(t)$, taking into account the contributions of the potential evoked by the immediately precedent and subsequent fixations. The potential was estimated on the temporal window $[-200; 800]$ ms with $N_a = 1000$ samples. The regularization procedures using each subject independently, or using the whole dataset globally were compared, firstly at the level of the ridge parameter values obtained by the GCV procedure, and secondly at the level of the estimated waveforms by the “Average” method. To avoid repetition, this part was not illustrated here with GLM, because the same conclusions were obtained. In a last subsection, the “Average” method and the GLM are compared with the same regularization procedure (on the whole dataset) to provide results on the quality of the estimations when overlaps occurred.

5.1 Comparison between the regularization values on each subject versus on the whole dataset

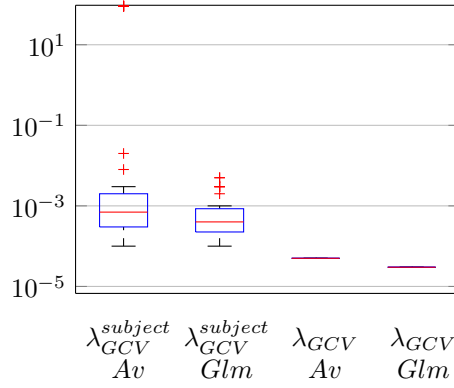


Fig. 14: Comparison between the values of $\lambda_{GCV}^{subject}$ estimated by the GCV procedure for each subject and the value of λ_{GCV} obtained by the GCV on the overall dataset for the “Average” method and GLM, on Pz electrode.

In this section, the values of the optimal ridge parameter $\lambda_{GCV}^{subject}$ given by the GCV procedure for each subject dataset are compared to the optimal value λ_{GCV} estimated for the whole dataset. The boxplot, in Figure 14, shows the statistical summary the distribution of the 39 values of $\lambda_{GCV}^{subject}$ compared to the unique value of λ_{GCV} for both the “Average” method and GLM, for the Pz electrode. The values of $\lambda_{GCV}^{subject}$ are higher than the unique value of λ_{GCV} for each of these two models. This was expected because the number of trials was increased (roughly a multiplication by the number of subjects) providing a decreasing value of λ_{GCV} for the whole dataset. Indeed, for the GLM, the value of λ_{GCV} on the whole dataset was $\lambda_{GCV} = 3.10^{-5}$, and $\frac{\lambda_{GCV}^{subject}}{39} = \frac{9.4.10^{-4}}{39} = 2.4.10^{-5}$. Moreover, the regularization values were lower for the GLM than for the “Average” method. This was in line with the number of synchronization timestamps which was three times higher for the GLM than for the “Average” method (the GLM took into account three fixations in a given epoch : precedent, current and subsequent fixations). Lastly, more outlier values were observed for the “Average” method than for the GLM. For six subjects, the search for the optimal value of $V(\lambda)$ (equation 10) did not converge inside the search interval (from 10^{-6} to 100)⁵, and for these subjects, the regularization parameter was set to the maximal value (100). When the SNR was low, searching for the optimal value was more difficult than when the SNR was high, because the valley of the $V(\lambda)$ curve was larger, and less steep with more noise. As a consequence, the regularization was too strong.

⁵ according to a logarithmic scale such as for 10^{-6} , from 10^{-5} to 10^{-4} by step 10^{-5} , from 10^{-4} to 10^{-3} by step 10^{-3} , from 10^{-3} to 10^{-2} by step 10^{-2} , from 10^{-2} to 10^{-1} by step 10^{-1} , from 10^{-1} to 1 by step 10^{-1} , from 1 to 100 by step 1

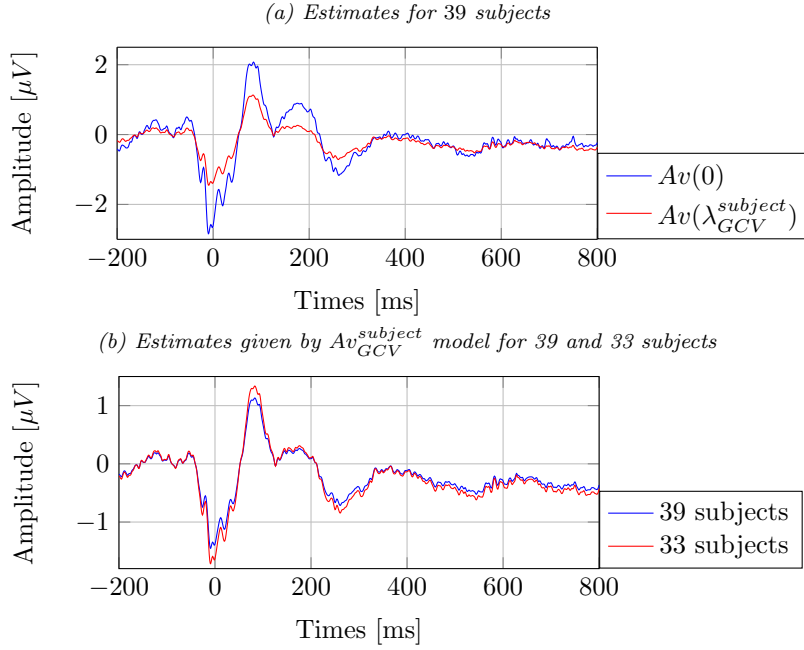


Fig. 15: (a) The estimate on Pz electrode, given by the $Av(0)$ model and by the grand average with the $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ models, for the complete dataset with 39 subjects. (b) The two estimates on Pz electrode, given by the grand average with the $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ models, for the complete dataset with 39 subjects and for the reduced dataset with 33 subjects.

5.2 Estimation with regularization on each subject vs on the whole dataset with the “Average” method

5.2.1 Estimation with regularization on each subject

With a regularization per subject, the value of the ridge parameter was adjusted depending on the intrinsic level of noise in the acquired signals and on the number of trials for a given subject. The grand average over all subjects was then estimated by averaging all the regularized estimates. Figure 15 illustrates this procedure for the “Average” method on the Pz electrode. In Figure 15a, the grand averages given by $Av(0)$ and $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ models, for the complete dataset (39 subjects), are plotted. When the grand average without regularization, obtained directly by the $Av(0)$ model (the unbiased estimator), was compared with the grand average computed using each estimate obtained by the $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ models, we observed an increased bias for the latter (see Figure 15a for the differences between two different estimates).

To explain this bias, Figure 15b shows the grand averages given by $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ model for the whole dataset (39 subjects) and for a reduced dataset (33 subjects) without the six subjects’ datasets for which the values of the ridge parameter $\lambda_{GCV}^{subject}$ were too high (see the previous section). A multiplication factor was noticeable between these two estimates for 39 and 33 subjects. This gain factor on the whole temporal window can be estimated by maximum likelihood: $G = 1.181$. This value was equal to $\frac{39}{33}$. In fact, for the complete dataset, the grand average was obtained, as the sum of each estimate by subject divided by 39 (the total number of subjects). But for six subjects, the predictors in the matrix $\mathbf{D}$ were masked by the high value of $\lambda_{GCV}^{subject}$ ($\lambda_{GCV}^{subject} = 100$), and consequently the matrix $(\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda \mathbf{I})$ in equation 9 was close to the diagonal matrix $\lambda \mathbf{I}$, and then the resulting estimate was over-regularized near to zero. In addition, to explain completely the bias noticed in Figure 15a, the impact of the regularization for the 33 other subjects must be considered. Even if the estimates for these subjects were not over-regularized, with an optimal regularization controlled by a suitable ridge parameter, a bias was automatically introduced. This is the reason why the gain factor between the two estimates, in the Figure 15a, was higher than $\frac{39}{33}$ ($G = 1.58$). To conclude, when the distribution of the ridge parameter’s values, $\lambda_{GCV}^{subject}$, has a large variability with high values close to and above 1, the bias of the estimated grand average given by the $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ model increased: the average is computed by dividing with the total number of subjects, but in the sum, some of these subjects’ datasets provide over-regularized estimates near to zero. Nevertheless, for the $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$

model, the variance of the grand average estimation decreases, the contribution of signals with high noise being reduced by over-regularization.

5.2.2 Estimation with regularization on the whole dataset

With a unique regularization on the whole dataset, the grand average of the potential of interest $a(t)$ was obtained directly by the $Av(\lambda_{GCV})$ method. The value of the ridge parameter λ_{GCV} was obtained by the GCV procedure applied to the whole dataset. In this way, the same level of regularization has been applied on all subjects. Figure 16 illustrates this regularization procedure for the “Average” method on the Pz electrode, with the complete dataset (39 subjects), compared with the procedure without regularization ($Av(0)$), and the previous result described in subsection 5.2.1 with the regularization applied to each subject ($Av(\lambda_{GCV}^{subject})$). Due to the increased number of trials, the value of the ridge parameter λ_{GCV} was smaller ($\lambda_{GCV} = 5.10^{-5}$) than the average of the values of $\lambda_{GCV}^{subject}$ (cf. Figure 14), and tended towards zero. The two waveforms were very similar, and the bias of the regularized estimate $\hat{a}(t)$ is lower. However, its variance was greater because all the trials supplied the same contribution to the estimate $\hat{a}(t)$ of the final potential with the $Av(\lambda_{GCV})$ model, independently of the noise power on the trials for the different subjects.

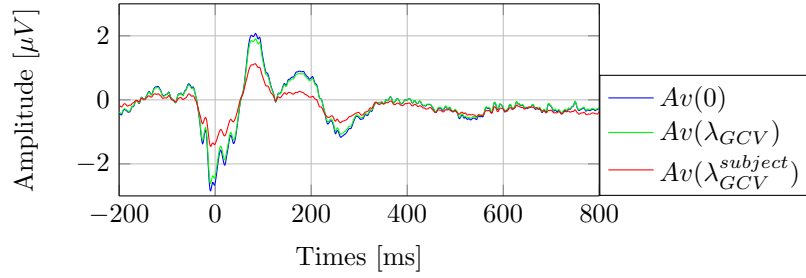


Fig. 16: Estimations of the potential $a(t)$ on Pz electrode, given by $Av(0)$, and $Av(\lambda_{GCV})$ models, and the grand average of $Av(\lambda_{GCV}^{subject})$ for the complete dataset of 39 subjects.

5.3 Comparison between the “Average” method and the GLM with regularization on the whole dataset

In this section, the estimates $\hat{a}(t)$ obtained by the $Av(\lambda_{GCV})$ and $Glml(\lambda_{GCV})$ methods are compared for the whole dataset (39 subjects). In other words, here the lower bias and higher variance provided by regularization on the whole dataset were preferred to the higher bias and lower variance provided by the regularization on each subject. In Figure 17, the estimate given by the $Av(\lambda_{GCV})$ method is plotted in blue, the estimate given by $Glml(\lambda_{GCV})$ is plotted in red and histograms represent the onsets of precedent and subsequent fixations. In this figure, for both estimates, the lambda wave and the P2 potential were clearly noticeable. The pre-stimulus baseline for the $Av(\lambda_{GCV})$ method was not stabilized due to overlapping of the neural responses to adjacent fixations. Because the baseline is not stabilized, it was difficult to compare the amplitude of different components. Furthermore, the return to zero was faster with $Glml(\lambda_{GCV})$ than with the $Av(\lambda_{GCV})$ method, which was still influenced by the neural response to the subsequent fixations. These results showed the influence of the precedent and subsequent responses on the potentials estimated by the $Av(\lambda_{GCV})$ method and the efficiency of $Glml(\lambda_{GCV})$ to deconvolve the neural responses to successive fixations. Concerning the effect of the regularization, the lambda wave and the P2 potential estimated by the $Av(\lambda_{GCV})$ method were attenuated when compared to the potentials estimated by $Glml(\lambda_{GCV})$. This is explained by a higher ridge parameter with the $Av(\lambda_{GCV})$ method ($\lambda_{GCV} = 5.10^{-5}$) than with $Glml(\lambda_{GCV})$ ($\lambda_{GCV} = 3.10^{-5}$).

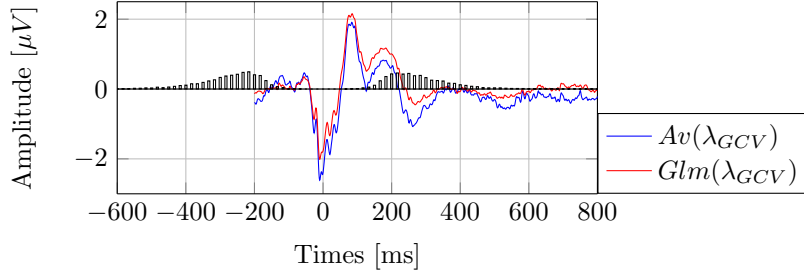


Fig. 17: Estimates on Pz electrode, given by $Av(\lambda_{GCV})$ and $Glm(\lambda_{GCV})$ for the complete dataset of 39 subjects. Histograms represent the onsets of precedent and subsequent fixations.

6 Results on P300 Speller data

In this section, the four methods are compared on the dataset from the P300 Speller experiment. For this illustration, the GLM configuration was done to highlight the distinction between two kinds of potential. For instance, this situation is well-adapted for classification purposes. In the present case, the aim was to extract the neural response to a target stimuli. For this, two classes were defined (equation 12): with the first class, the potential $a_1(t)$ was estimated on the temporal window $[-500; 800]$ ms, $N_{a1} = 1560$ samples time-locked on the target stimuli. With the second class the potential $a_2(t)$ was estimated with the same duration, $N_{a2} = 1560$ samples, time-locked on each stimulus. This potential $a_2(t)$ must take into account what is common to all the stimuli, both target as well as non-target. The regularization was estimated on the overall dataset providing a single ridge parameter thanks to the concatenation across the subjects as described by equation 11. Thus, the regularization was identical for each participant.

6.1 Effect of the number of trials on the regularization parameter

We studied the evolution of the optimal value of λ_{GCV} , given by the GCV procedure according to the number of trials. In Figure 18, the values of λ_{GCV} are plotted against the number of trials for $Av(\lambda_{GCV})$ and for $(Glm(\lambda_{GCV}))$ for the Pz electrode. As for the simulated data, and as expected, the ridge parameter λ_{GCV} decreased when the number of trials increased. And as for EFRP data, the value of the ridge parameter was lower for $Glm(\lambda_{GCV})$ than for $Av(\lambda_{GCV})$. The estimation by $Glm(\lambda_{GCV})$ took into account the overlapping from the other stimuli in contrast to the estimation by $Av(\lambda_{GCV})$. In other words, these neural responses were considered as a signal for GLM, and as noise for the “Average” method. In this last case, it was the equivalent to an increase of the noise level providing a higher regularization.

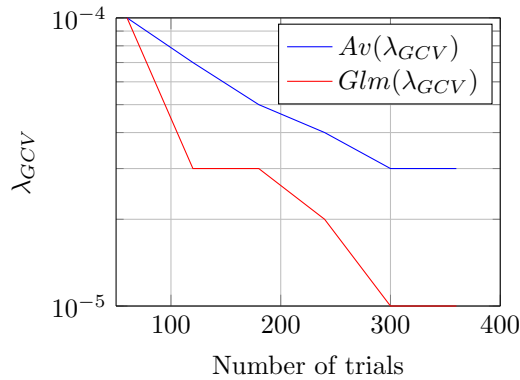


Fig. 18: λ_{GCV} against the number of trials for the $Av(\lambda_{GCV})$ and $Glm(\lambda_{GCV})$ estimations on Pz electrode

6.2 Application of the four models

In this section the efficiencies of the four models are compared. The potential of interest was the target $a_1(t)$. The target estimate $\hat{a}_1(t)$ given by the four models, and for 60 trials (dashed line) or 420 trials (solid lines) are plotted in Figure 19. Firstly, for the four estimations, oscillations were observed with a periodicity around 130 ms which corresponds to ISI value between stimuli. These oscillations were due to the steady-state visual evoked potential (Middendorff, McMillan, Calhoun, Jones, et al., 2000) elicited by each stimulus. Concerning the four estimations of the target potential, the P300 wave was observed on the estimated target potential, at a latency of around 300 ms, as expected with this oddball paradigm. For the estimates given by $Av(0)$ and $Av(\lambda_{GCV})$ (Figure 19a), the regularization had no significant effect for 420 trials: small value of the ridge parameter ($\lambda_{GCV} = 2.10^{-5}$), since there was a large number of trials. But for 60 trials, the P300 wave was more attenuated by the regularization: the ridge parameter was greater with 60 trials ($\lambda_{GCV} = 1.10^{-4}$) than with 420 trials. The estimates given by $Glm(0)$ and $Glm(\lambda_{GCV})$ are shown in (Figure 19b). The GLM included the potential $a_2(t)$ ⁶ to estimate the potential of interest $a_1(t)$, this was not the case for the average estimation. Consequently, the remaining oscillations were attenuated compared to these ones providing by averaging (in both $Av(0)$, and $Av(\lambda_{GCV})$ cases): this was clearly noticeable during the pre-stimuli period. This behavior was observed with both a few number of trials (60), and a large number of trials (420).

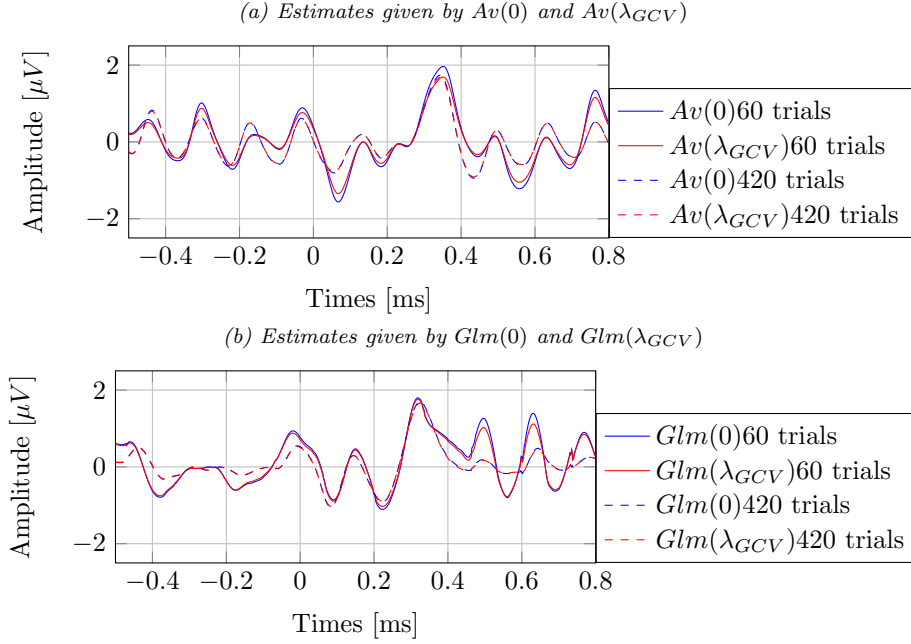


Fig. 19: Estimates on Pz electrode, for 60 and 420 trials. a) The estimates by $Av(0)$ and $Av(\lambda_{GCV})$ model b) The estimates by $Glm(0)$ and $Glm(\lambda_{GCV})$

⁶ The discussion concerning the potential $a_2(t)$ is developed in Appendix 3.

7 Conclusion

The present study develops, applies and compares four methods (the classical average and the General Linear Model with and without regularization for both of them) to estimate the evoked potentials in order to improve the SNR and to limit the distortions due to overlapping between adjacent temporally neural responses. To this end, (i) the GLM was proposed to manage the overlapping issue (Kiebel & Holmes, 2003); (Dale, 1999); (Bardy, Dillon, & Van Dun, 2014) and (ii) the zero-order Tikhonov regularization procedure (Tikhonov, 1963) was used to increase the SNR for a given number of trials. The regularization parameter was estimated by the Generalized Cross Validation procedure (Golub et al., 1979). The interest of this study was to validate and compare these methods on simulated but realistic data, and also on real EEG signals registered during two experiments: a co-registration of eye movements and EEG experiment and a Brain Computer Interface experiment. To our knowledge with this article, the regularization and the GLM are applied, for the first time, in the context of the EFRP technique. The results demonstrate the interest of the regularization associated to the GLM to estimate evoked potentials in practical contexts (noisy EEG signals, few trials, overlapped potentials). The main assumption of GLM is the linearity of the additive model to take account the different neural responses elicited by a specific event. The non-linearity of the neural responses is a sensitive question, for the relationship between the ERP components through their amplitude/latency and the variables tested by the experimental conditions (Tremblay & Newman, 2015), but also for the interferences between adjacent responses where the neural responses are no longer time-invariant (Näätänen et al., 1988). Integrate suitable non-linearity remains a great challenge for future work, however this linear model can still be very useful in a wide variety of applications.

Appendix

Appendix 1: Theoretical developments to estimate the Signal Noise Ratio (SNR), Signal-to-Artifact Ratio (SAR), Signal-to-Interference Ratio (SIR)

The Signal Noise Ratio, Signal-to-Artifact Ratio and Signal-to-Interference Ratio are defined by equations 15, 16 and 17, respectively.

The remaining overlaps, $\underline{Q}_{vl}(a_1)$ and $\underline{Q}_{vl}(a_2)$, and the remaining noise, $\underline{n}'$, due to $\underline{a}_1$ and $\underline{a}_2$, for “Average” method and GLM are estimated as followed:

1. “Average” method

In the case of the “Average” method, $\hat{\underline{a}}_1$ is expressed as:

$$\begin{aligned}\hat{\underline{a}}_1 &= \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \underline{x} \\ &= \underline{a}_1 + \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \mathbf{D}_{1_{ov}} \underline{a}_1 + \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \mathbf{D}_2 \underline{a}_2 + \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \underline{n}\end{aligned}\quad (20)$$

Consequently

$$\begin{aligned}\underline{Q}_{vl}(a_1) &= \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \mathbf{D}_{1_{ov}} \underline{a}_1 \\ \underline{Q}_{vl}(a_2) &= \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \mathbf{D}_2 \underline{a}_2 \\ \underline{n}' &= \frac{1}{E} \mathbf{D}_{1_{erp}}^\dagger \underline{n}\end{aligned}$$

2. General Linear Model

In the case of the GLM method, $\hat{\underline{a}}_1$ is expressed as

$$\hat{\underline{a}}_1 = \mathbf{B}_1 \mathbf{D}^\dagger \underline{x} \quad (21)$$

where $\mathbf{B}_1 \in \mathbb{R}^{N_{a1} \times N_a}$ are the first rows of the matrix $(\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1}$, with $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_1 \ \mathbf{D}_2]$. Consequently, $\hat{\underline{a}}_1 = \underline{a}_1 + \underline{n}'$ with $\underline{n}' = \mathbf{B}_1 \mathbf{D}^\dagger \underline{n}$. This means that $\underline{Q}_{vl}(a_1)$ and $\underline{Q}_{vl}(a_2)$ vanish, leading thus to infinite SIR and SAR.

Appendix 2: Theoretical mathematical expectation and Variance

The equation 18 can be developed:

$$\begin{aligned}\hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda) &= (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda \mathbf{N} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^\dagger (\mathbf{D} \underline{a} + \underline{n}) \\ \hat{\underline{a}}_{reg}(\lambda) &= \underline{\Delta} \underline{a} + \underline{\Omega} \underline{n}\end{aligned}\quad (22)$$

with $\underline{\Delta} = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda \mathbf{N} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ and $\underline{\Omega} = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D} + \lambda \mathbf{N} \mathbf{I})^{-1} \mathbf{D}^\dagger$.

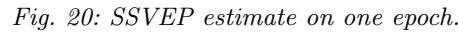
In the simulated situations, $\underline{a}$ and $\underline{n}$ are known. So, the mathematical expectation $E[\hat{\underline{a}}]$, plotted on Figures 6 and 10, is calculated as:

$$\begin{aligned}E[\hat{\underline{a}}] &= \underline{\Delta} \underline{a} + \underline{\Omega} E[\underline{n}] \\ E[\hat{\underline{a}}] &= \underline{\Delta} \underline{a}\end{aligned}\quad (23)$$

$\underline{n}$ is not zero-centered so $E[\underline{n}] \neq 0$.

In the same way, the variance $\text{Var}[\hat{\underline{a}}]$ is equal to:

$$\begin{aligned}\text{Var}[\hat{\underline{a}}] &= E[(\hat{\underline{a}} - E[\hat{\underline{a}}])(\hat{\underline{a}} - E[\hat{\underline{a}}])^\dagger] \\ \text{Var}[\hat{\underline{a}}] &= \underline{\Omega} E[\underline{n} \underline{n}^\dagger] \underline{\Omega}^\dagger\end{aligned}\quad (24)$$



The potential $a_2(t)$ can be explained by the P300 Speller paradigm. In this latter experiment, target and non-target stimuli were presented at a regular rate (here equal to 133ms). Consequently, these regular intensifications elicited steady-state visual evoked potentials (SSVEP) over parietal and occipital areas. These SSVEP corresponded in the GLM to the term $\mathbf{D}^{(2)}a_2(t)$. From a numerical point of view, the estimation of the potential $a_2(t)$ is inaccurate because of the regularity of the ISI. Indeed, the matrix $\mathbf{D}^{(2)\dagger}\mathbf{D}^{(2)}$ is closed to be singular. The contribution $\mathbf{D}^{(2)}a_2(t)$ in the GLM (equation 12) is well estimated. See Figure 20 for this estimate on one epoch. This figure shows the SSVEP signal for an epoch. As expected, oscillations were observed with a periodicity of around 133 ms.

References

- 24

- Dandekar, S., Privitera, C., Carney, T., & Klein, S. A. (2012). Neural saccadic response estimation during natural viewing. *Journal of neurophysiology*, 107(6), 1776–1790.
- Delgado, R. E., & Ozdamar, O. (2004). Deconvolution of evoked responses obtained at high stimulus rates. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 115(3), 1242–1251.
- Devillez, H., Guyader, N., & Guérin-Dugué, A. (2015). An eye fixation-related potentials analysis of the P300 potential for fixations onto a target object when exploring natural scenes. *Journal of Vision*, 15(13), 20–20.
- Devillez, H., Kristensen, E., Guyader, N., Rivet, B., & Guérin-Dugué, A. (2015). The P300 potential for fixations onto target object when exploring natural scenes during a visual task after denoising overlapped EFRP. In *Neural Engineering (NER), 2015 7th international IEEE/EMBS Conference on* (pp. 1024–1027).
- Dimigen, O., Sommer, W., Hohlfeld, A., Jacobs, A. M., & Kliegl, R. (2011). Coregistration of eye movements and EEG in natural reading: analyses and review. *Journal of Experimental Psychology: General*, 140(4), 552.
- Engl, H. W., & Grever, W. (1994). Using the L-curve for determining optimal regularization parameters. *Numerische Mathematik*, 69(1), 25–31.
- Eysholdt, U., & Schreiner, C. (1982). Maximum length sequences: a fast method for measuring brain-stem-evoked responses. *Audiology*, 21(3), 242–250.
- Farwell, L. A., & Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 70(6), 510–523.
- Fiebelkorn, I. C., Foxe, J. J., McCourt, M. E., Dumas, K. N., & Molholm, S. (2013). Atypical category processing and hemispheric asymmetries in high-functioning children with autism: Revealed through high-density EEG mapping. *Cortex*, 49(5), 1259–1267.
- Frey, A., Ionescu, G., Lemaire, B., López-Orozco, F., Baccino, T., & Guérin-Dugué, A. (2013). Decision-making in information seeking on texts: an eye-fixation-related potentials investigation. *Frontiers in systems neuroscience*, 7.
- Golub, G. H., Heath, M., & Wahba, G. (1979). Generalized cross-validation as a method for choosing a good ridge parameter. *Technometrics*, 21(2), 215–223.
- Hansen, J. C. (1983). Separation of overlapping waveforms having known temporal distributions. *Journal of neuroscience methods*, 9(2), 127–139.
- Hansen, P. C. (1992). Analysis of discrete ill-posed problems by means of the L-curve. *SIAM review*, 34(4), 561–580.
- Hopfinger, J. B., & Mangun, G. R. (1998). Reflexive attention modulates processing of visual stimuli in human extrastriate cortex. *Psychological science*, 9(6), 441–447.
- Jewett, D. L., Caplovitz, G., Baird, B., Trumpis, M., Olson, M. P., & Larson-Prior, L. J. (2004). The use of QSD (q-sequence deconvolution) to recover superposed, transient evoked-responses. *Clinical neurophysiology*, 115(12), 2754–2775.
- Kaunitz, L. N., Kamienkowski, J. E., Varatharajah, A., Sigman, M., Quiroga, R. Q., & Ison, M. J. (2014). Looking for a face in the crowd: Fixation-related potentials in an eye-movement visual search task. *NeuroImage*, 89, 297–305.
- Kenemans, J., Bekker, E., Lijffijt, M., Overtom, C., Jonkman, L., & Verbaten, M. (2005). Attention deficit and impulsivity: selecting, shifting, and stopping. *International journal of psychophysiology*, 58(1), 59–70.
- Key, A. P. F., Dove, G. O., & Maguire, M. J. (2005). Linking brainwaves to the brain: an ERP primer. *Developmental neuropsychology*, 27(2), 183–215.
- Kiebel, S., & Holmes, P. (2003). *The general linear model*. Academic Press.
- Kristensen, E., Guérin-Dugué, A., & Rivet, B. (2015). Comparison between Adjar and xDawn algorithms to estimate eye-fixation related potentials distorted by overlapping. In *Neural Engineering (NER), 2015 7th international IEEE/EMBS Conference on* (pp. 976–979).
- Lalor, E. C., Pearlmutter, B. A., Reilly, R. B., McDarby, G., & Foxe, J. J. (2006). The VESPA: a method for the rapid estimation of a visual evoked potential. *Neuroimage*, 32(4), 1549–1561.
- Lalor, E. C., Power, A. J., Reilly, R. B., & Foxe, J. J. (2009). Resolving precise temporal processing properties of the auditory system using continuous stimuli. *Journal of neurophysiology*, 102(1), 349–359.
- Luck, S. J. (2014). *An introduction to the event-related potential technique*. MIT press.
- Middendorp, M., McMillan, G., Calhoun, G., Jones, K. S., et al. (2000). Brain-computer interfaces based on the steady-state visual-evoked response. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8(2), 211–214.

- Näätänen, R., Sams, M., Alho, K., Paavilainen, P., Reinikainen, K., & Sokolov, E. (1988). Frequency and location specificity of the human vertex N1 wave. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 69(6), 523–531.
- Niedermeyer, E., & Silva, F. L. da. (2005). *Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields*. Lippincott Williams & Wilkins.
- Nikolaev, A. R., Meghanathan, R. N., & Leeuwen, C. van. (2016). Combining eeg and eye movement recording in free viewing: Pitfalls and possibilities. *Brain and Cognition*, 107, 55–83.
- Parra, L. C., Spence, C. D., Gerson, A. D., & Sajda, P. (2005). Recipes for the linear analysis of EEG. *Neuroimage*, 28(2), 326–341.
- Rivet, B., & Souloumiac, A. (2007). Subspace estimation approach to P300 detection and application to brain-computer interface. In *Engineering in Medicine and Biology Society, 2007. EMBS 2007. 29th Annual International Conference of the IEEE* (pp. 5071–5074).
- Rivet, B., & Souloumiac, A. (2013). Optimal linear spatial filters for event-related potentials based on a spatio-temporal model: Asymptotical performance analysis. *Signal Processing*, 93(2), 387–398.
- Rivet, B., Souloumiac, A., Attina, V., & Gibert, G. (2009). xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: application to brain-computer interface. *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, 56(8), 2035–2043.
- Rivet, B., Souloumiac, A., Gibert, G., & Attina, V. (2008). P300 speller Brain-Computer Interface: Enhancement of P300 evoked potential by spatial filters. In *Signal Processing Conference, 2008 16th European* (pp. 1–5).
- Schmajuk, M., Liotti, M., Busse, L., & Woldorff, M. G. (2006). Electrophysiological activity underlying inhibitory control processes in normal adults. *Neuropsychologia*, 44(3), 384–395.
- Subramaniam, N. P., Väisänen, O. R., Wendel, K. E., & Malmivuo, J. A. (2010). Cortical potential imaging using L-curve and GCV method to choose the regularisation parameter. *Nonlinear biomedical physics*, 4(Suppl 1), S4.
- Talsma, D., Doty, T. J., & Woldorff, M. G. (2007). Selective attention and audiovisual integration: is attending to both modalities a prerequisite for early integration? *Cerebral Cortex*, 17(3), 679–690.
- Tanaka, H., Komatsuzaki, A., & Hentona, H. (1996). Usefulness of auditory brainstem responses at high stimulus rates in the diagnosis of acoustic neuroma. *ORL*, 58(4), 224–228.
- Tikhonov, A. (1963). Solution of incorrectly formulated problems and the regularization method. In *Soviet math. dokl.* (Vol. 5, pp. 1035–1038).
- Tremblay, A., & Newman, A. J. (2015). Modeling nonlinear relationships in ERP data using mixed-effects regression with R examples. *Psychophysiology*, 52(1), 124–139.
- Vincent, E., Gribonval, R., & Févotte, C. (2006). Performance measurement in blind audio source separation. *Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on*, 14(4), 1462–1469.
- Wang, T., Özdamar, Ö., Bohórquez, J., Shen, Q., & Cheour, M. (2006). Wiener filter deconvolution of overlapping evoked potentials. *Journal of neuroscience methods*, 158(2), 260–270.
- Woldorff, M. G. (1993). Distortion of ERP averages due to overlap from temporally adjacent ERPs: analysis and correction. *Psychophysiology*, 30(1), 98–119.
- Yagi, A. (1981). Visual signal detection and lambda responses. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 52(6), 604–610.

Estimation des EFRP : le GLM, un modèle plus robuste que l'algorithme ADJAR

Sommaire

6.1	Préambule	69
6.2	Article	70

Nous présentons ici l'article "*Estimation of overlapped Eye Fixation Related Potentials : The General Linear Model, a more flexible framework than the ADJAR algorithm*", soumis dans *Journal of Eye Movements Research*¹.

6.1 Préambule

L'algorithme ADJAR (ADJacent Response [162]) est habituellement utilisé dans le contexte de l'estimation des potentiels évoqués par un stimulus dans une situation de recouvrement entre des potentiels évoqués par des stimuli externes. Dans cet article, nous l'appliquons dans le contexte des potentiels évoqués par une fixation oculaire, en enregistrement conjoint EEG oculométrie. À notre connaissance, l'algorithme ADJAR est, pour la première fois, appliqué dans ce contexte pour répondre à la problématique des recouvrements entre des potentiels évoqués par des fixations oculaires. Nous détaillons l'algorithme ADJAR et décomposons son principe itératif d'estimation. Cet algorithme repose sur des hypothèses fortes. L'enjeu est donc de vérifier ces hypothèses dans le contexte d'estimation des potentiels évoqués par une fixation oculaire lors d'une tâche d'exploration libre de scènes visuelles naturelles.

Pour ce faire, nous analysons les estimations données par l'algorithme ADJAR et les comparons à celles qui ont été obtenues par le GLM. La comparaison avec la méthode par simple moyennage étant utilisée ici comme référence, puisque l'estimation par moyennage est biaisée en cas de recouvrement de potentiels évoqués.

Dans un deuxième temps, nous étudions les configurations possibles du GLM pour l'estimation des potentiels évoqués au début de l'exploration visuelle. En effet, la toute première

1. L'article a été publié le 10 juillet 2017 [79]. DOI : <http://dx.doi.org/10.16910/jemr.10.1.7>

fixation après l'apparition du stimulus se différencie des autres par sa durée et par l'amplitude de la saccade la précédant. De plus, la dispersion de la luminance et le contraste de la première région fixée sont plus importants que pour les régions fixées dans la suite de l'exploration. Ces observations suggèrent des modulations possibles du potentiel évoqué à la première fixation, après l'apparition du stimulus, en comparaison avec les potentiels évoqués par les fixations suivantes. Se pose alors la question de l'intérêt de distinguer ce potentiel évoqué lors de la configuration du GLM.

Aussi, nous définissons deux configurations possibles du GLM :

1. une configuration avec deux classes : le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus et le potentiel évoqué à chaque fixation au début de l'exploration,
2. une configuration avec trois classes : le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus, le potentiel évoqué à la première fixation et le potentiel évoqué aux fixations suivantes.

Nous étudions d'abord un indicateur quantitatif quant à la qualité de l'estimation pouvant être attendue selon la configuration. Puis, l'étude consiste alors à estimer deux potentiels d'intérêt avec les différentes configurations du GLM :

- le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus : les estimations fournies par les deux configurations sont comparées.
- le potentiel évoqué à la première fixation estimé avec le GLM à trois classes, il est comparé au potentiel évoqué par les fixations de rang supérieur.

Le choix de la configuration adéquate est ensuite discuté selon la qualité de l'estimation du potentiel d'intérêt et selon les hypothèses sur les processus cognitifs sous-jacents.

6.2 Article

Estimation of overlapped Eye Fixation Related Potentials: The General Linear Model, a more flexible framework than the ADJAR algorithm

Emmanuelle Kristensen

Univ. Grenoble Alpes, GIPSA-Lab, F-38000 Grenoble France

CNRS, GIPSA-Lab, F-38000 Grenoble France

Univ. Grenoble Alpes, GIPSA-Lab, 11 rue des Mathématiques

Grenoble Campus, BP 46, 38000 Grenoble France

Bertrand Rivet

GIPSA-Lab

Anne Guérin-Dugué

GIPSA-Lab

The Eye Fixation Related Potential (EFRP) estimation is the average of EEG signals across epochs at ocular fixation onset. Its main limitation is the overlapping issue. Inter Fixation Intervals (IFI) - typically around 300 ms in the case of unrestricted eye movement- depend on participants' oculomotor patterns, and can be shorter than the latency of the components of the evoked potential. If the duration of an epoch is longer than the IFI value, more than one fixation can occur, and some overlapping between adjacent neural responses ensues. The classical average does not take into account either the presence of several fixations during an epoch or overlapping. The Adjacent Response algorithm (ADJAR), which is popular for event-related potential estimation, was compared to the General Linear Model (GLM) on a real dataset from a conjoint EEG and eye-tracking experiment to address the overlapping issue. The results showed that the ADJAR algorithm was based on assumptions that were too restrictive for EFRP estimation. The General Linear Model appeared to be more robust and efficient. Different configurations of this model were compared to estimate the potential elicited at image onset, as well as EFRP at the beginning of exploration. These configurations took into account the overlap between the event-related potential at stimulus presentation and the following EFRP, and the distinction between the potential elicited by the first fixation onset and subsequent ones. The choice of the General Linear Model configuration was a tradeoff between assumptions about expected behavior and the quality of the EFRP estimation: the number of different potentials estimated by a given model must be controlled to avoid erroneous estimations with large variances.

Keywords: Eye Fixation Related Potential, General Linear Model, ADJAR algorithm, eye movement, eye tracking

Introduction

Seminal works (Gastaut, 1951); (Barlow & Ciganeck, 1969) combined electrooculography (EOG) and electroencephalography (EEG) to gain understanding of the consequences of eye movements on EEG activity. From their work, the Eye-Fixation Related Potential (EFRP) technique was developed to provide greater insight into mechanisms related to eye movements, and the time course of the continuous cognitive processing involved in experi-

mental tasks. This technique requires joint electroencephalography (EEG) and eye-tracking acquisition. Its fundamental difference from the popular Event-Related Potential (ERP) technique is that the neural response extracted is synchronized with ocular fixation rather than with the onset of a stimulus. In the context of a visual exploration experiment, for example, the ERP is the neural response that is time-locked with image onset, whereas the EFRP is the neural response elicited at fixation onset. When the EFRP technique is employed, the cognitive processes involved and their timelines are explored by encoding visual information through tasks of greater ecological validity

(everyday tasks). During a classical ERP experiment, participants are required to gaze at a given location on the screen to avoid eye movement artifacts, whereas in an EFRP experiment they can explore the visual scene freely. During a reading experiment using the ERP approach, for instance, the text is displayed word by word on the screen in the same location to avoid ocular artefacts, whereas in the EFRP approach, the whole text is displayed at the same time and participants can move their eyes freely (Dimigen, Sommer, Hohlfield, Jacobs, & Kliegl, 2011), (Frey, et al., 2013).

EFRP estimation is based on the average across epochs at fixation onset. Because the Signal to Noise Ratio is low, the visual task is repeated several times to provide a sufficient number of epochs. However, the average obtained leads to an unbiased EFRP estimation if, and only if, a single potential is evoked inside an epoch. This condition cannot often be fulfilled when estimating EFRP. Inter-Stimuli Intervals can be controlled with ERP technique. By contrast, Inter-Fixation Intervals (IFI), which are the sum of the duration of a current fixation and of the subsequent saccade, depend on the oculomotor pattern of each participant. IFI duration (typically around 300 ms) can be shorter than the latency of the components of the evoked potentials. Overlap between several evoked potentials inside a single epoch is, therefore, a major limitation of the EFRP technique (Dimigen, Sommer, Hohlfield, Jacobs, & Kliegl, 2011); (Baccino, 2011); (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016). Different strategies have been adopted to address this issue:

- In (Kaunitz, et al., 2014), participants were trained to fix the target for one second. In this way, only one fixation occurred per epoch. However, this strategy reduces the ecological validity of the protocol and can only be used in specific experiments.
- In (Brouwer, et al., 2013) in a visual search task, and (Ries, Touryan, Ahrens, & Connolly, 2016) in a guided search task, fixations shorter than 500 ms were excluded from the analysis on the P300 component (an epoch lasted 500 ms to be free of eye movements). In (Kamienkowski, Ison, Quiroga, & Sigman, 2012) a similar selection was implemented for the same reason, with a threshold of 550 ms, in a visual search task. Only a part of all epochs recorded is used to estimate the EFRP. Data loss is a drawback in this procedure, which is an ad-hoc procedure designed to avoid eye movement within the latency window of the component of interest (component P300 in the three studies above).
- The matching of eye movement characteristics is the most common strategy (Dimigen, Sommer, Hohlfield, Jacobs, & Kliegl, 2011); (Devillez, Guyader, & Guérin-Dugué, 2015); (Dias, Sajda, Dmochowski, & Parra, 2013); (Fischer, Graupner, Velichkovsky, & Pannasch, 2013); (Kamienkowski, Ison, Quiroga, & Sigman, 2012); (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016). This technique compares ocular data that are similar in size, direction, duration, etc. It allows the distortions due to overlap between different experimental conditions to be counterbalanced, but not corrected.
- In addition to the matching technique, Dias and colleagues used a subtraction technique to correct distortions due to saccade response overlap (Dias, Sajda, Dmochowski, & Parra, 2013). Dandekar and colleagues (Dandekar, Privitera, Carney, & Klein, 2012) also developed a well-known linear regression method, the General Linear Model (GLM) (Kiebel & Holmes, 2003); (Dale, 1999) to extract the potentials elicited by ocular saccades of different sizes and orientations which were affected by the overlapping issue.
- In (Kristensen, Guerin-Dugué, & Rivet, 2017), a regularized GLM was studied and compared to the classical estimation by averaging, and was evaluated to estimate EFRP during the free exploration of visual scenes, irrespective of fixation rank.

EFRP estimation is the central question in this study. It requires the correction of distortions due to response overlaps elicited by adjacent fixations. We addressed this question from two perspectives.

In the first of these, we compared three classical algorithms in a common framework where identical evoked

potentials overlapped. In order to do so, we compared these three approaches using real data from joint EEG and eye-tracking recordings during a free visual exploration experiment: (1) the classical estimation by averaging time-locked EEG signals, (2) the popular Adjacent Response (ADJAR) algorithm (Woldorff, 1993), developed for the ERP technique and (3) the GLM configured to deconvolve evoked potentials with temporal overlaps. These algorithms were compared to estimate the potentials elicited by fixations in the middle of visual exploration, with the assumption that potential was the same irrespective of fixation rank. Moreover, in accordance with this aim, these algorithms were compared on their ability to deconvolve identical overlapped potentials, and not on their ability to estimate different kinds of potential per epoch.

In the second perspective, based on these results, two case studies focused on the GLM in order to choose the best match between GLM configuration and targeted objectives. Unlike in the first perspective, the GLM was used to estimate not only a unique potential, but two or three different potentials. The two case studies deal with the estimation (i) of the EFRP at the first fixation onset and (ii) of the ERP at image onset. In methodological studies (Dimigen, Sommer, Hohlfeld, Jacobs, & Kliegl, 2011), (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016), specifying the first EFRP was recommended for at least two reasons: (1) differences in ocular features, (2) influences of neural activity at stimulus onset. In line with these recommendations, in the first case-study, a three-class GLM was implemented to estimate the first EFRP compared to the potential elicited by the second and following fixations. In this case-study, the potential elicited by image presentation was also included in the model since this potential overlaps the EFRP at the very beginning of exploration. The potential evoked at image presentation was estimated in the second case study. We were interested in the impact of the differentiation of the first fixation on the estimation of the ERP at image onset. To study this, the three-class GLM was contrasted with the two-class GLM, in which only the ERP at image onset and the EFRP irrespective of fixation rank were estimated. The aim of these two case-studies was to show that an efficient estimation by GLM is produced by a tradeoff between assumptions of expected behavior and the model's parsimony: the number of different potentials (i.e. number of classes for the GLM configuration) estimated by a GLM must be carefully set to avoid a large estimation variance. It is the expression of the classical tradeoff between bias and variance.

Materials and Methods

In this Section, the methods used to estimate the EFRP are detailed, then a description of our experimental data follows.

Eye Fixation Related Potential Estimation

We present three methods of estimating EFRP: the classical average of epochs, known as the Average method, the ADJAR algorithm in the context of EFRP and the GLM. To avoid confusion, we define here the main terms of the description of algorithms. Depending on the objective of the EFRP study, a temporal interval of interest, called the *window of interest*, has to be decided. This interval can, for example, be between -200 ms and 600 ms to include activities before fixation onset (saccadic potentials), and also to include activity for early and late components. In order to do so, EFRP is estimated during the *estimation window*, which may be either the same interval or a larger one which includes the window of interest, depending on the estimation method, as described below. EFRP estimation is based on a set of epochs time-locked on the event of interest (stimulus presentation, fixation onsets, or saccade onsets). The time interval of the epoch (*epoch window*) therefore has to be defined in relation to the estimation window. The choice of the other two intervals (estimation window and epoch window) will be explained for each of the three methods in accordance with the window of interest.

Average estimation and overlapping issue

Let us consider the given i^{th} fixation during a trial. The observed neural response $x_i(t)$ time-locked on this i^{th} fixation onset can be written as:

$$x_i(t) = a(t) + n_i(t) \quad (1)$$

where $a(t)$ is the potential evoked at this fixation onset, and $n_i(t)$ a noise corresponding to ongoing brain activity. The estimation of EFRP $a(t)$ by averaging is based on the implicit assumption that the neural potential $a(t)$ is the same for each eye fixation. For each repetition, the signal is time-locked at fixation onset, segmented into epochs and then averaged. The temporal epoch window must be long enough to include the latency and the whole temporal evolution of the potential of interest. The neural response $x_i(t)$ is observed throughout the epoch. The EFRP $a(t)$ is estimated by averaging all epochs. Thus, for the estimation by averaging, there is no distinction between the temporal

epoch window, the estimation window and the window of interest. The number of epochs must be large enough to significantly cancel out ongoing brain activity and to increase the Signal to Noise Ratio. Let E denote the number of epochs¹. In this way, $a(t)$ is estimated by averaging across these epochs:

$$\hat{a}^{Av}(t) = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E x_i(t). \quad (2)$$

With equation (1), only a single evoked potential per epoch is taken into account. Consequently, this model provides an unbiased estimator if IFI duration is longer than the latency window of the components of interest in the evoked potential. If this condition is not fulfilled, more than one fixation occurs inside the same epoch, there is some overlapping between adjacent responses and the estimation is biased. To take these overlaps into account in a linear way, equation (1) is rewritten as:

$$\begin{aligned} x_i(t) = & a(t) + a_{-1}(t - \tau_i^{(-1)}) + \dots \\ & + a_{-F_{pi}}(t - \tau_i^{(-F_{pi})}) \\ & + a_1(t - \tau_i^{(1)}) \\ & + \dots + a_{F_{si}}(t - \tau_i^{(F_{si})}) + n_i(t) \end{aligned} \quad (3)$$

where F_{pi} (respectively F_{si}) is the number of previous (resp. subsequent) fixations which occur during the i^{th} epoch. $a_f(t)$ is the potential elicited at the f^{th} fixation's onset ($f > 0$ means subsequent and $f < 0$ means previous). $\tau_i^{(f)}$ is the timestamp of the f^{th} fixation: $\tau_i^{(f)} < 0$, and $f = -1, \dots, -F_{pi}$ for previous fixations and $\tau_i^{(f)} > 0$, and $f = 1, \dots, F_{si}$ for subsequent fixations inside the i^{th} epoch. By averaging across the epoch, equation (3) highlights a summation of convolution products (*) between the evoked potentials and the normalized distribution of the timestamps $\{\tau_i^{(f)}, i = 1..E\}$:

$$\begin{aligned} \hat{a}^{Av}(t) = & a(t) + Q_{-1}(t) * a_{-1}(t) + \dots \\ & + Q_{-F_p}(t) * a_{-F_p}(t) \\ & + Q_{+1}(t) * a_{+1}(t) + \dots \\ & + Q_{+F_s}(t) * a_{+F_s}(t) + n(t) \end{aligned} \quad (4)$$

where $Q_f(t) = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E \delta(t - \tau_i^{(f)})$ is the normalized² distribution of the timestamps at the onset of the f^{th} rank fixation and $n(t)$ is the average of ongoing brain activity ($n(t) = \frac{1}{E} \sum_i n_i(t)$). $-F_p = \min_i(-F_{pi})$ (respectively $F_s = \max_i F_{si}$) is the minimum (respectively maximum) rank of the previous (resp. subsequent) fixations across all epochs. This last equation can be recast in the following compact form:

$$\hat{a}^{Av}(t) = a(t) + \sum_{\substack{f=-F_p \\ f \neq 0}}^{F_s} Q_f(t) * a_f(t) + n(t) \quad (5)$$

$$\hat{a}^{Av}(t) = a(t) + \sum_{f=-1}^{-F_p} ov_{p,f}(t) + \sum_{f=+1}^{+F_s} ov_{s,f}(t) + n(t)$$

$$ov_{p,f}(t) = Q_f(t) * a_f(t), f \leq -1$$

$$ov_{s,f}(t) = Q_f(t) * a_f(t), f \geq 1$$

where $ov_{p,f}(t)$ (resp. $ov_{s,f}(t)$) is called the previous (resp. subsequent) response overlaps. This equation highlights the overlapping issue: i.e. the term $\sum_{\substack{f=-F_p \\ f \neq 0}}^{F_s} Q_f(t) * a_f(t)$ does not necessarily decrease to 0 even if E increases to infinity.

The next two subsections present the ADJAR and GLM methods designed to deal with the overlapping issue.

Estimation by the ADJAR algorithm

In the context of ERP estimation time-locked on external events, Woldorff proposed the ADJAR algorithm (Woldorff, 1993) to correct distortion of the ERP due to the overlap from temporally adjacent responses. In this article, the algorithm is described in the context of EFRP estimation.

The underlying assumptions are:

1. Each evoked potential is identical, irrespective of fixation rank (i.e. $a_{-1}(t) = a_{+1}(t) = a(t)$, with $a(t)$, the underlying response);

¹ The number of epochs is the number of fixation times the number of trials, or simply the number of trials, if only one fixation of interest occurs per trial, such as for example a fixation on a target during a visual search task.

² The normalized distribution is defined by the contribution of each timestamp $\tau_i^{(f)}$ divided by E . $\delta(t)$ is the Dirac impulse.

2. During each epoch, only overlaps from immediately adjacent fixations are considered (i.e. $|f| = 1$). In other words, during each epoch, overlaps from earlier and later fixations are not considered (i.e. when $|f| > 1$);
3. At the second-order, the amplitude of higher order adjacent responses is already considered to be negligible ($Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * a(t)$, $Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t)$). See below for details;
4. Noise due to ongoing activity is not considered.

Based on these assumptions, equation (4) becomes:

$$\hat{a}^{Av}(t) = a(t) + ov_p(t) + ov_s(t) \quad (6)$$

where $ov_p(t) = ov_{p,-1}(t)$ and $ov_s(t) = ov_{s,+1}(t)$ are called the first-order, previous, and subsequent response overlaps, respectively. It is important to note that $Q_{-1}(t)$ and $Q_{+1}(t)$ are normalized (by the number of epochs): for each of them the integral of their contribution is equal to one. The distribution $Q_{-1}(t)$ (resp. $Q_{+1}(t)$) is computed from the timestamps of the previous (resp. subsequent) fixation extracted from each epoch. The epoch must be sufficiently large to include both the previous and the subsequent fixation onsets. The estimation window for the ADJAR algorithm must be slightly larger than the window of interest, to take into account the border effects of the iterative procedure using convolutions. From a practical point of view, a tapering window is applied at each iteration step to manage these border effects. Schematic illustrations of these windows, describing the ADJAR algorithm implementation in this study, are shown in the [appendix](#).

From the distributions $Q_{-1}(t)$ and $Q_{+1}(t)$, the first-order response overlaps $ov_p(t)$ and $ov_s(t)$ are estimated iteratively. At each iteration, these estimates are then subtracted from the average $\hat{a}^{Av}(t)$, to progressively improve the estimation of $a(t)$. After the k^{th} iteration, the estimations of response overlaps are updated as:

$$\widehat{ov}_s^k(t) = Q_{+1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_p^{k-1}(t)) \quad (7)$$

$$\widehat{ov}_p^k(t) = Q_{-1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^k(t)) \quad (8)$$

with $\widehat{ov}_p^0(t) = 0$, as the initialization for the first iteration. The estimation of $a(t)$ after the k^{th} iteration is given by:

$$\hat{a}^k(t) = \hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_p^k(t) - \widehat{ov}_s^k(t) \quad (9)$$

The iterative procedure stops when the estimate $\hat{a}^k(t)$ no longer changes between two consecutive iterations. Let $\hat{a}^{Adjar}(t)$ denote the estimate given at the last iteration. The development of the earlier iterations is shown in the [appendix](#). As a result, the final estimation is equal to:

$$\hat{a}^{Adjar}(t) = a(t) - ov_{ss}(t) - ov_{pp}(t) \quad (10) \\ + / - \sum \text{high order overlaps}$$

where $ov_{pp}(t) = Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t) = Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t)$ and $ov_{ss}(t) = Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t)$ denote second-order response overlaps. Other terms appear in the iterative development of $\hat{a}^{Adjar}(t)$, for example: $Q_{-1}(t)^{(*k)} * Q_{+1}(t)^{(*k)} * a(t)$. They are called higher order response overlaps, and contribute positively or negatively to the final estimation. The ADJAR algorithm estimates and iteratively removes first-order response overlaps. Thus only second and higher order response overlaps remain. However, upon successive convolutions, higher order response overlaps are naturally progressively shifted outside the estimation window as the iteration number increases. Consequently, convergence is confirmed if convolution shifts the distributions of the second-order terms ($Q_{-1}(t)^{(*2)}$ and $Q_{+1}(t)^{(*2)}$) far enough outside the estimation window to render them negligible for all following iterations. In other words, convergence towards the underlying potential $a(t)$ is only possible if distortions in the measurements are due solely to first-order response overlaps. This assumes that the second-order response overlaps are negligible. These conditions are in line with assumptions 2 and 3 presented above. However these conditions may or may not be fulfilled, as they depend on the temporal ranges of the distributions $Q_{-1}(t)$ and $Q_{+1}(t)$ in relation to the epoch duration. This condition will be discussed in the context of EFRP in the section entitled “[Estimation of EFRP during exploration](#)”. Assumptions 2 and 3 are, moreover, directly linked to convergence towards an unbiased estimation of the evoked potential. In the [appendix](#), we show how these assumptions constitute strong limitations of the ADJAR algorithm. A modified ADJAR algorithm was designed to take into account previous and subsequent events within an epoch, but the iterative procedure did not converge.

The ADJAR algorithm is a trade-off between the accuracy of the model and the quality of the estimation. On the one hand, using only first-order response overlaps provides a convergent algorithm leading to a biased estimator of the response overlaps. On the other hand, taking into

account all contributions to ensure better modeling of the response overlaps leads to a divergent algorithm.

Estimation by the General Linear Model

The GLM (Kiebel & Holmes, 2003) (Dale, 1999) was proposed to manage the overlapping issue, taking into account all fixations that occur during an epoch.

Equation (3) can be rewritten in a matrix form:

$$\forall i \in \{1, \dots, E\}, \quad \mathbf{x}_i = \sum_{f=1}^{F_i} \mathbf{D}_{f,i} \cdot \mathbf{a}_f + \mathbf{n}_i \quad (11)$$

where $\mathbf{x}_i$ represents EEG samples observed during the i^{th} epoch, $\mathbf{x}_i = [x_i(1), \dots, x_i(N_e)]^\top \in \mathbb{R}^{N_e}$ with N_e the number of samples and $\mathbf{n}_i = [n_i(1), \dots, n_i(N_e)]^\top \in \mathbb{R}^{N_e}$ with $^\top$ the transpose operator. $\mathbf{a}_f \in \mathbb{R}^{N_{a_f}}$ is the vector of the response time-locked on the onset of the f^{th} fixation and N_{a_f} is the length of the response $a_f(t)$. Each potential $a_f(t)$ is estimated within an estimation window equal to the chosen window of interest. F_i is the number of fixations inside the epoch. Finally, $\mathbf{D}_{f,i} \in \mathbb{R}^{N_e \times N_{a_f}}$ is the Toeplitz matrix for the f^{th} fixation and the i^{th} epoch, defined by its first column with entries that are all equal to zero except $\tau_i^{(f)}$ which is equal to one, with $\tau_i^{(f)}$ the onset of f^{th} fixation in the i^{th} epoch. Consequently, all epochs can be concatenated to obtain:

$$\mathbf{x} = \sum_{f=1}^{F_{all}} \mathbf{D}_f \mathbf{a}_f + \mathbf{n} \quad (12)$$

with $\mathbf{x}$ equal to $[\mathbf{x}_1^\top, \dots, \mathbf{x}_E^\top]^\top \in \mathbb{R}^N$ and $\mathbf{D}_f$ equal to $[\mathbf{D}_{f,1}^\top, \dots, \mathbf{D}_{f,E}^\top]^\top \in \mathbb{R}^{N \times N_{a_f}}$, $f = 1 \dots F_{all}$, where N is the total number of samples and $N = N_e \times E$ and F_{all} the total number of fixations.

Equation (12) can be recast as:

$$\mathbf{x} = \mathbf{D} \mathbf{a} + \mathbf{n} \quad (13)$$

with $\mathbf{D}$ equal to $[\mathbf{D}_1, \dots, \mathbf{D}_{F_{all}}]$ and $\mathbf{a}$ is the concatenation of the evoked potentials such as $\mathbf{a} = [\mathbf{a}_1^\top, \dots, \mathbf{a}_{F_{all}}^\top]^\top$. The solution given by the least square minimization is:

$$\hat{\mathbf{a}}^{glm} = (\mathbf{D}^\top \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\top \mathbf{x} \quad (14)$$

where $\hat{\mathbf{a}}^{glm}$ is the concatenation of all estimates, such as $\hat{\mathbf{a}}^{glm} = [\hat{\mathbf{a}}_1^{glm^\top}, \dots, \hat{\mathbf{a}}_{F_{all}}^{glm^\top}]^\top$.

The GLM configuration is presented with F_{all} fixation classes according to their rank inside the epoch. However, the fixations can be grouped in different ways depending on the assumptions made about the differentiation of the potentials evoked by consecutive fixations during the experimental task.

It is well known that the quality of estimation by the GLM is linked to the condition number of the $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$ matrix that has to be inverted to obtain the final estimation (equation (14)). The higher the condition number is, the more singular the $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$ matrix is, and consequently the less accurate the estimation. Conversely, the condition number is small if $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$ is a diagonal dominant matrix. Using GLM, Bardy and colleagues (Bardy, Dillon, & Dun, 2014) showed that the condition number of the $\mathbf{D}^\top \mathbf{D}$ matrix was linked to the amount of jitter on the Inter Stimuli Intervals in their experiments using sequences of auditory stimuli. In the context of our study, this result applies to the amount of jitter between the timestamps $\{\tau_i^f, i = 1 \dots E\}$ of events between each class.

Two cases will be considered in the following sections: the estimation of EFRP in the middle of visual exploration, and that of evoked potentials at the beginning.

Experimental data

Real data was used from an experiment on the free exploration of natural scenes in order to evaluate EFRP estimation using the three methods described in the previous subsection. Three conditions were included in the experiment: free exploration, image categorization, and visual search (Devillez, Guyader, & Guérin-Dugué, 2015). However, for the purpose of this study, only the condition involving free exploration was used.

Participants

Thirty-nine healthy adults participated in the experiment (22 women and 17 men; age range: 20-36; mean = 24.69; std = 3.49). The data from five other participants were removed because of technical problems during the recording process. All participants had normal or corrected-to-normal vision. The study was reviewed and approved by the local French ethics committee of the "Pôle Grenoble Cognition". All participants gave their written and informed consent prior to the experiment.

Apparatus

Visual scenes were displayed on a 20-inch ViewSonic CRT monitor located 57 cm from the participants, with a resolution of 768×1024 pixels and a refresh rate of 75 Hz. Scenes subtended 30×40 degrees of visual angle.

Eye movements were recorded with a video-based infrared eye-tracking system (EyeLink® 1000, SR Research Ltd., Ontario, Canada) and sampled at 1000 Hz, for both eyes. The head was stabilized using a chin rest. A 9-point calibration routine was carried out at the beginning of each session and was repeated every 20 trials or when the drift correction, performed every 10 trials, reported a mean error above 0.5° .

The EEG activity was recorded using 32 Ag/AgCl uni-polar active electrodes positioned according to the extended 10-20 system (Jasper, 1958). The right earlobe and FCz electrode were used respectively as reference and ground. Data were amplified using a g.GAMMASys gtec system (g.tec, Inc.) and sampled at 1200 Hz using the g.USBamp (g.tec, Inc.). An analog band-pass filter (0.01-100 Hz) and a 50 Hz notch filter were applied online.

Stimuli

The stimuli consisted of 240 color pictures (of various indoor and outdoor scenes). The scenes did not contain any images of people.

Experimental procedure

Participants performed four 20-minute sessions, but only the results for one session, (free exploration condition) are discussed here. Sixty scenes were randomly displayed within each session.

The experiment was designed using the SoftEye software (Ionescu, Guyader, & Guérin-Dugué, 2009) to control (i) the timescale for displays, (ii) the eye-tracker and (iii) the sending of synchronization triggers to both devices, i.e. the EEG and eye-tracker. In the free exploration condition, trials were composed of three successive displays. Each trial started with a white central fixation cross, which was displayed for 800 to 1200 ms. Once participants had stabilized³ their gaze for 100 ms on a square of

50 pixels around the central fixation cross, a scene was displayed for 4 s. Each trial ended with a grey screen for 1 s.

Data preprocessing

Saccades, and consequently fixations, were automatically detected by the Eyelink software using three thresholds: velocity ($30^\circ/\text{s}$), acceleration ($8000^\circ/\text{s}^2$) and saccadic motion (0.15°). We analyzed the data for the dominant eye of each participant, and only fixations of between 50 and 1000 ms were retained for analysis.

Eye movement and EEG signals were synchronized offline, on the basis of triggers sent simultaneously to both the EEG system and the eye-tracker. EEG data were then re-sampled at 1000 Hz (eye-tracker sampling rate). Visual inspection revealed that channels T7, T8, TP9 and TP10 were too noisy for the majority of participants. We therefore decided to cancel these four channels for all participants. Using EEGlab software (Delorme & Makeig, 2004), EEG data were segmented into trials ranging from 500 ms before scene onset to 4000 ms afterwards. The segments obtained were visually inspected offline, and those containing muscular activity or non-physiological artifacts were rejected. Ocular artifacts were then corrected using a principal component analysis (number of channels minus one component) followed by ICA (infomax ICA) (Bell & Sejnowski, 1995). A visual inspection was performed once again. If ocular artifacts had not been corrected, epochs were removed from the analysis. One participant was excluded because of a high number of deleted trials (37). Four other participants were removed because of high variance across trials. The individual inter-trial variance (averaged on times and channels) was computed for each subject. Four subjects had the highest individual average variance with a relative gap of more than 60% with the average variance. This was confirmed by the empirical variance of these individual variances across subjects⁴. In the end, trials from thirty four participants were retained for analysis. On average, 47.7 ± 6.3 trials were kept for analyses. The maximum number of trials per participant was 57, and the minimum number was 30.

Fixations were tagged off-line according to their rank, from the first to the last fixation. The beginning of the first

³ If the gaze failed to stabilize, the trial was not taken into account in the analysis.

⁴ The respective contribution of these four subjects to the empirical variance was more than double their expected contribution, which should have been equal to one over the number of

subjects, if all subjects contributed equally. The four values of the contribution to the empirical variance for the removed datasets were 2.23, 3.42, 5.64, and 6.63 divided by the number of subjects.

fixation started after the scene onset, and the last fixation was such that this fixation ended before the scene offset.

Results

This section is divided into three parts. The first part presents the behavioral results which were used as a basis to configure estimation methods for the evoked potentials. The second part deals with the comparison between the linear regression method (GLM) and the ADJAR algorithm to estimate EFRP in the middle of the free visual exploration task. Finally, and using the same datasets, the results in which the GLM is configured to estimate potentials evoked at the beginning of exploration, i.e. the potential elicited at image onset, as well as the EFRP at the beginning of exploration are presented in the third part. Based on the results presented in part two, the ADJAR algorithm was not implemented for comparison in part three.

Behavioral results

Firstly, we present the behavioral results on ocular activity across the whole trial, and then at the start of visual exploration, i.e. for earlier fixations.

Eye movement during the free exploration task.

Table 1 summarizes the averages of the main ocular features evaluated throughout the entire duration of the trials (number of fixations, first saccade latency, fixation duration, saccade amplitude, saccade duration, inter-fixation interval duration 4 s).

Eye movement on the first fixations

Table 2 summarizes the averages of the main ocular features, but only for the first five fixations. These early fixations were analyzed specifically because, in the section entitled "[Estimation by GLM of evoked potentials at the beginning of exploration](#)", we were interested in the potential evoked at image onset, i.e. at the very beginning of the task.

A repeated measures analysis of variance was used, with fixation rank (five ranks) as the within-participant factor, and multiple comparisons were assessed using the Bonferroni correction. The statistical results on fixation duration revealed that this was significantly lower for the first rank than for subsequent ranks ($F(4, 165) = 8.04, p <$

0.001). The same result was observed for the incoming saccade amplitude determined from ranks one to five ($F(4, 165) = 18.35, p < 0.001$); incoming saccade amplitude for the first fixation was smaller than for the following ones. But the differences in saccade duration across the rank were not significant ($p = 0.64$). It has been established that a saccade's duration is linearly related to its amplitude (van Beers, 2007). We therefore expected a significant difference for the first saccade duration. The result obtained could be explained by the fluctuations in individual correlations between duration and amplitude observed. This provided a relative standard deviation (ratio of the standard deviation to the mean) that was larger for the duration than for the amplitude of the first saccade.

To sum up, we found that the first fixation differed from the following ones in terms of fixation duration and incoming saccade amplitude. Free exploration of a scene began with a fixation cross at the image's center. At the very beginning of the exploration, the first fixation remained close to the image's center⁵, contributing to the so-called central fixation bias usually observed in scene viewing (Tatler, 2007).

Luminance and contrast at the first fixations

The early potential (lambda component) is modulated by the physical properties of the regions gazed at (Gaarder, Krauskopf, Graf, Kropfl, & Armington, 1964), (Hopfinger & Ries, 2005), (Ossandón, Helo, Montefusco-Siegmund, & Maldonado, 2010). Table 3 summarizes the average image features evaluated for the regions gazed at during the first fixations. Three luminance features were evaluated based on the region gazed at during each fixation. The features were evaluated for regions restricted to the foveal region: the average luminance, the contrast computed by the standard deviation of the local luminance of the fixated region and the absolute value of the difference of the mean luminance between two regions on consecutive fixations (for a given fixation the absolute value of the luminance difference lies across the incoming saccade).

A repeated measures analysis of variance was used with fixation rank (5 ranks), as within-participant factors, and multiple comparisons were assessed using the Bonferroni correction. Statistical results of the local luminance standard deviation revealed that the differences across the fixation ranks were significant ($F(4, 165) = 5.42, p <$

⁵ Before image presentation, the participant's gaze was stabilized on a central fixation cross.

0.001); the standard deviation of the luminance of the first region gazed at during the first fixation was significantly higher than that of subsequent fixations. On average, for all trials and subjects, the local statistics on the luminance (mean and contrast, evaluated here by standard deviation) were similar for all fixation ranks except the first one. The

local contrast at the first fixation position was higher than at later ones. This first fixation was located near the screen center and the higher contrast might be explained by bias due to the center driven composition of usual image databases.

Table 1 Statistical summary: number of fixations, first saccade latency, fixation, saccade and Inter-Fixation Interval durations and saccade amplitude, based on individual means (std), during free exploration

Number of fixations	First saccade latency [ms]	Fixation duration [ms]	Incoming saccade amplitude [°deg]	Incoming saccade duration [ms]	IFI duration [ms]
12.60 (1.27)	266.85 (44.57)	243.40 (26.29)	7.18 (0.97)	45.06 (6.48)	288.69 (26.97)

Table 2 Statistical summary for the first five fixations: latency, fixation duration, amplitude and duration of the incoming saccade, based on individual means (std), at the start of free exploration

Rank / Feature	Fixation latency [ms]	Fixation duration [ms]	Incoming saccade amplitude [°deg]	Incoming saccade duration [ms]
Fixation 1	307.65 (46.14)	209.57 (38.93)	5.03 (0.79)	40.80 (9.52)
Fixation 2	561.50 (80.85)	241.98 (36.40)	6.46 (1.13)	44.30 (13.69)
Fixation 3	847.58 (108.18)	243.65 (26.03)	6.28 (1.26)	43.06 (12.11)
Fixation 4	1135.42 (126.89)	243.01 (20.56)	6.94 (1.39)	43.15 (7.58)
Fixation 5	1421.69 (145.30)	241.76 (26.21)	7.40 (1.38)	44.25 (7.78)

Table 3 Statistical summary for the first five fixations, of the image features of the fixated region: mean local luminance, local contrast computed by the standard deviation of the local luminance and absolute value of the difference of the mean luminance of fixated regions before and after the incoming saccade, based on individual means (std), at the start of free exploration

Rank / Feature	Luminance	Contrast	Luminance difference on saccade
Fixation 1	115.09 (7.54)	44.34 (3.02)	42.27 (4.13)
Fixation 2	112.78 (8.44)	41.99 (3.07)	42.90 (5.48)
Fixation 3	114.58 (7.72)	41.42 (2.38)	41.25(7.07)
Fixation 4	115.63 (6.74)	42.29 (2.43)	41.65 (6.97)
Fixation 5	113.98 (7.13)	41.99 (3.10)	41.79 (5.84)

Estimation of EFRP during exploration: comparison between Average, ADJAR and GLM estimations

In this section, we present the results of the comparison of the three methods of EFRP estimation during a free visual exploration task. Firstly, the ADJAR algorithm is analyzed alone to provide details of its estimation procedure. We go on to compare three estimates of the EFRP: (i) the

ADJAR algorithm, (ii) the GLM and (iii) the classical average on time-locked signals, as a baseline method, even though it is known that this last estimation is biased by overlap.

Explanation of the configuration of the three algorithms

The three methods were compared only in relation to the overlapping issue, and not in relation to their ability to tackle different kinds of potentials per epoch. To set a fair benchmark for the three methods (Average, ADJAR and GLM), the epochs were selected in the middle of visual exploration. This ensured that the hypothesis of a single EFRP elicited irrespective of fixation rank was acceptable.

The following methodology was designed:

- For the estimation method by average and in line with the basic requirement for the ADJAR algorithm, it was assumed that each fixation elicited the same potential regardless of its rank during exploration. During the free exploration of these scenes, there were no specific spatial loci (e.g., for instance people, faces, incongruent objects, etc.) which could elicit specific potentials. Only fixations in the middle of visual exploration were selected (see below).
- The observed x_i signal for the i^{th} trial was time-locked at the onset of the n^{th} fixation. For each participant and each scene presentation, a rank n was randomly selected from 3 to 9 three⁶ times, on the basis of a uniform draw. The delay between the onset of the visual stimulus and the onset of the first fixation should be large enough to allow the temporal overlap between the potentials evoked by these two events to be ignored. Based on methodological studies (Dimigen, Sommer, Hohlfeld, Jacobs, & Kliegl, 2011); (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016), a minimum delay of 700 ms was chosen and the choice of the third fixation led to an average (std) latency of 847.58 (108.18) ms, justifying the lower bound value of 3. Moreover, a ninth fixation with an outgoing saccade on the visual scene before the end of the trial occurred in all trials, justifying the upper bound value of 9. This choice resulted in an average

(std) number of epochs per participant of 165.26 (7.11).

- The window of interest for the EFRP ranged from -250 ms to 600 ms in relation to fixation onset. This window is of a typical configuration, designed to evaluate the waveform both before the saccade and after the saccade for the early and late components of the EFRP. For the estimations by average and by GLM, the EFRP ($a^{Av}(t)$ and $a^{Glm}(t)$ respectively) were then estimated on an estimation window equal to the window of interest. However, the estimation window for the ADJAR algorithm was slightly larger to include the border effect of the convolution product with a tapering window. For the EFRP $a^{Adjar}(t)$, the estimation window was therefore defined as being from -450 ms to 800 ms in relation to fixation onset. The parametrization of the algorithm is shown in the [appendix](#) describing the ADJAR implementation for this study.
- Accordingly, for the estimation by average, the epoch window was set to the chosen estimation window (i.e. from -250 ms to 600 ms in relation to fixation onset), for all participants. For the two other algorithms (ADJAR, GLM), the epoch window was defined with a common criterion: it had to be long enough to include at least the temporal description of three evoked responses on adjacent fixations (a current fixation at rank n , a previous fixation at rank $n - 1$ and a subsequent fixation at rank $n + 1$)⁷. Since each participant had his/her own oculomotor pattern, the IFI distributions differed from one participant to another. Thus, the epoch window was defined for each participant, (1) to include the contributions of the potentials elicited by the fixation at rank $n - 1$, as well as by that at rank $n + 1$, (2) to obtain an almost constant number of fixations inside the epochs and consequently (3) to standardize as far as possible the contributions of the responses that overlap across epochs. For this purpose and for each participant, the epoch window was defined as: $[-250 - \tau; 600 + \tau]$ ms, with τ being the sum of the individual mean and standard deviation of the IFI values distribution. The average $\bar{\tau}$ value for all participants was equal to

⁶ The number of random draws was fixed at three as a balance between a large number of epochs and the memory demanded for computation.

⁷ For the ADJAR algorithm, the epoch must be sufficiently large to include both the previous and the subsequent fixation

onset. With a larger interval, this criterion remains satisfied. The distributions $Q_-(t)$ and $Q_+(t)$ are not impacted by a larger epoch.

406.37 ms, at around 410 ms⁸. The epoch window was, therefore, on average [-660; 1010] ms, and the number of fixations which occurred within an epoch was on average (std), 5.8 (1.07). The average (std) onset of immediate previous fixations was equal to -279.51 (22.26) ms, and the average (std) onset of immediate subsequent fixation was equal to 288.43 (24.85) ms.

In the next section, we look at the specificity of the ADJAR algorithm, and of the GLM configuration.

The ADJAR algorithm was applied to the estimate $\hat{a}^{Av}(t)$ on the estimation window from -450 ms to 800 ms, and included the interval of interest from -250 to 600 ms. For the iterative procedure, the stopping criterion C was defined as the relative power between two consecutive iterations became lower than a given threshold: $C = \frac{\|\hat{a}^k(t) - \hat{a}^{k-1}(t)\|^2}{\|\hat{a}^k(t)\|^2} < 10^{-4}$. The estimate by ADJAR, $\hat{a}^{Adjar}(t)$, was obtained after 21 (6) iterations on average (std).

For GLM implementation, we worked on the assumption that the same potential was elicited at each fixation onset. We therefore looked at only one class: the $a(t)$ potential. The onsets of all fixations (not just adjacent ones) during the epochs took into account computation of the Toeplitz D matrix, and then estimated the evoked potential. The estimate $\hat{a}^{Glm}(t)$ was given by equation (14). This was applied to each subject and for all electrodes. The dimension of the x matrix of the observed EEG signals was time-locked at fixation onset (rank n) and was $E \times N_e$ rows and N_{el} columns. E was the number of epochs for a given subject, N_e the number of samples of an epoch (here $1010 + 660 + 1 = 1671$) and N_{el} the number of electrodes (28). The dimension of the $\hat{a}^{Glm}$ matrix was N_a rows and N_{el} columns, with N_a the number of samples of the estimation window ($600 + 250 + 1 = 851$).

Results with the ADJAR algorithm

The ADJAR algorithm was applied to estimate the potential elicited at fixation onset during free exploration,

since this potential was only overlapped by those elicited by adjacent fixations.

In Figure 1a, normalized distributions of the timestamps of adjacent fixations are plotted for all participants, namely $Q_{-1}(t)$ and $Q_{+1}(t)$ and the envelopes⁹ of these distributions are represented after convolution, to give $Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t)$ and $Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t)$. The support of these second-order distributions was around [-1000; -150] ms and [270; 1120] ms, respectively, and intersected with the estimation interval. The supports of the resulting higher-order distributions were progressively enlarged, and their contributions decreased progressively as iterations increased.

Figure 1b shows the grand averages after convergence of the algorithm. This figure illustrates the three final estimations given by the algorithm: $\hat{a}^{Adjar}(t)$, $\widehat{ov}_p(t)$ and $\widehat{ov}_s(t)$. Previous ($ov_{pp}(t)$) and subsequent ($ov_{ss}(t)$) second-order response overlaps were also estimated¹⁰ by convolution with the final estimate $\hat{a}^{Adjar}(t)$ and are presented in Figure 1b.

The period [-200; -100] ms before 0 (fixation onset) was used for the baseline correction. In common with other EFRP studies (Kamienkowski, Ison, Quiroga, & Sigman, 2012), (Fischer, Graupner, Velichkovsky, & Pannasch, 2013), we used the period [-200; -100] ms before 0 (fixation onset) for baseline correction. The saccadic spike potential takes place during the period [-100; 0] ms, due to saccade generation (Keren, Yuval-Greenberg, & Deouell, 2010). This period therefore has to be excluded from the baseline computation. Finally, the period [-200; -100] ms corresponds to the end of the previous fixation and is free of any activity related to saccade generation.

In Figure 1b, all waveforms are illustrated in the estimation window [-450; 800] ms. Estimations during the first and the last 200 ms were biased by the return to zero of the tapering window. These parts were, as a result, excluded from the [-250; 600] ms window of interest. The contribution of the subsequent second-order response overlap ($\widehat{ov}_{ss}(t)$) was not corrected in this estimation. The

⁸ On average, $\bar{\tau}$ is equal to the sum of the average of individual IFI means and that of individual IFI standard deviations. Computed between the 3rd and the 9th fixation, these averages were respectively 291.72 ms and 114.65 ms. $\bar{\tau} = 291.72 + 114.65 = 406.37 \approx 410$ ms.

⁹ The distribution envelope was chosen for reasons of clarity when graphs were superimposed on the same figure.

¹⁰ $\widehat{ov}_{ss}(t) = Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * \hat{a}^{Adjar}(t)$; $\widehat{ov}_{pp}(t) = Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t) * \hat{a}^{Adjar}(t)$

final estimate was under-estimated from 0 ms (positive values for $\hat{ov}_{ss}(t)$). The contribution of the previous second-order response overlap ($\hat{ov}_{pp}(t)$) was also not corrected. The final estimate was thus over-estimated by up to 400 ms (negative values for $\hat{ov}_{pp}(t)$), see equation (10). Some of the previous and subsequent second-order response overlaps were not negligible in the estimation window, and contradicted the third assumption of the ADJAR algorithm. The response overlaps were increasingly smoothed by these successive convolution operations, as after a low-pass filtering. However, we must bear in mind that previous and subsequent second-order response overlaps remain in all iterations up to the final convergence.

The baseline (before 0ms) of the waveform $\hat{a}^{Adjar}(t)$ presented in Figure 1b, is therefore impacted by the second-order previous response overlap. The return to zero (after 400 ms) was distorted by subsequent second-order response overlaps. Despite these distortions, Figure 1b shows that the potential was mainly composed of the lambda response (latency around 100 ms). The estimated first-order subsequent response overlap (red line; $\hat{ov}_s(t)$), increased between -260 ms and 280 ms, and attained its maximum value maximum between 300 and 370 ms. These latencies were in line with the sum of the lambda component latency and the average onset of the subsequent fixation ($\approx 80+288=368$ ms). In other words, $ov_s(t)$ had a greater impact on the late components of the evoked potential than on the early ones, here the lambda wave. The large negative deviation from 200 ms observed for $\hat{a}^{Adjar}(t)$ was the result of neglecting subsequent second-order response overlaps. The estimated first-order previous overlap response (blue line; $\hat{ov}_p(t)$), was a negative wave, with a minimum of around 100 ms, i.e. the same latency as the lambda wave. The temporal evolution of this wave was mainly due to the highly negative $\hat{a}^{Adjar}(t)$ deviation observed at the end of the window of interest.

Consequently, $ov_p(t)$ had a high influence on the estimation of the lambda wave, and its estimation was highly biased, since previous second-order response overlaps were not considered. Finally, the lambda wave estimation was erroneous.

Therefore, in the context of EFRP estimation, the third hypothesis of the ADJAR algorithm was not validated. The distortions due to second-order response overlaps were not taken into account and were not corrected when estimating the evoked potential, and this resulted in a major bias.

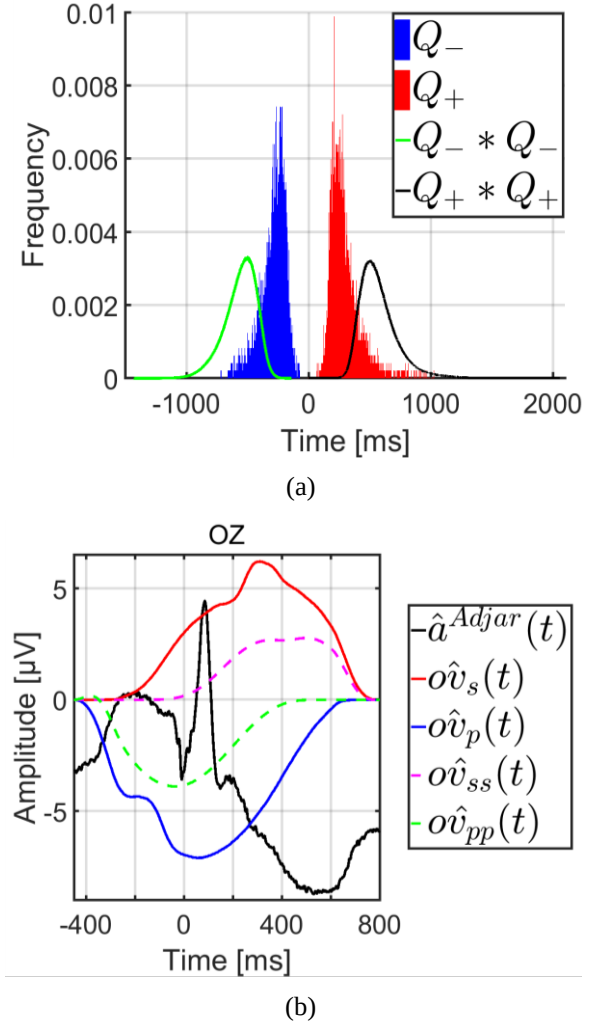


Figure 1 (a) Normalized distributions $Q_{-1}(t)$, $Q_{+1}(t)$ and the envelope of these distributions after convolutions: $Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t)$, $Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t)$; (b) evoked potential estimated by the ADJAR algorithm ($\hat{a}^{Adjar}(t)$), the first-order ($\hat{ov}_p(t)$, $\hat{ov}_s(t)$) and second-order ($\hat{ov}_{pp}(t)$, $\hat{ov}_{ss}(t)$) response overlaps on Oz electrode, at convergence

Comparison of estimations by average, the ADJAR algorithm and the GLM

In this section, we look at the three algorithms used to estimate an EFRP. The grand averages for the three methods are plotted in Figure 2, with a zoomed plot between -200 and -100 ms. For the Average method, the estimation was performed without taking into account the potentials elicited by previous and subsequent fixations. Only adjacent fixations were considered for the ADJAR estimation, because this algorithm is only able to account for adjacent

fixations. The second underlying assumption in the section entitled “[Estimation by the ADJAR algorithm](#)” illustrates this. By contrast, the GLM is able to account for all response overlaps. Consequently all fixations inside the epoch were considered for the GLM estimation.

As expected, each method elicited a clearly visible lambda wave (of around 100 ms). The three estimates were evaluated according to two qualitative criteria. The first of these was potential stabilization during the baseline period, and the second was the return to zero of the potential amplitude at the end of the estimation period. In any study of EFRP under experimental conditions, stabilization, i.e. no drift, during the baseline period is needed to obtain a reliable estimation for comparison. We expected a progressive return to zero of the amplitude of the evoked potential at the end of the estimation period. Indeed, neural activities during this late period became less and less synchronized with fixation onset.

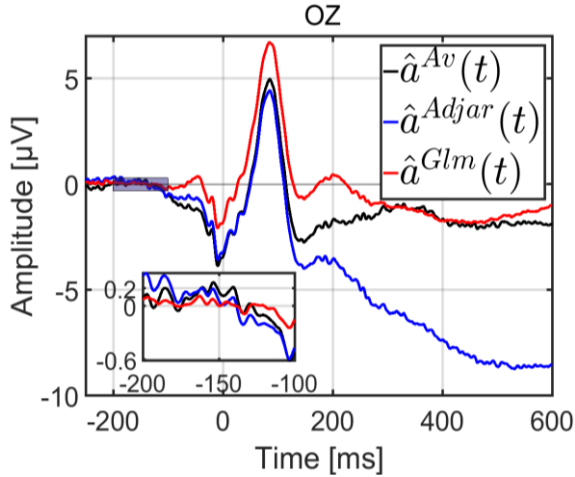


Figure 2 Grand average for the three methods: Average ($\hat{a}^{Av}(t)$), ADJAR ($\hat{a}^{Adjar}(t)$), and GLM ($\hat{a}^{Glm}(t)$) on the OZ electrode; the inset is a zoomed plot between -200 and -100 ms

Statistical comparison of the variance during the baseline interval, between -200 and -100 ms, revealed that the variance of the estimate $\hat{a}^{Glm}(t)$ was lower than the variance of estimates $\hat{a}^{Av}(t)$ and $\hat{a}^{Adjar}(t)$ ($F(2, 99) = 13.86$, $p < 0.001$, and Bonferroni adjustment for multiple comparisons). The zoomed plot can be seen in Figure 2. The baseline correction for this period was therefore erroneous for both the ADJAR algorithm and the Average method. As far as the return to zero at the end of the estimation window was concerned, this criterion was only met for the GLM estimate (after 450 ms). Results with a longer estimation

window [-400; 1550] ms are presented in the [appendix](#) to confirm this statement.

Estimation by GLM of evoked potentials at the beginning of exploration

Based on the same trials as mentioned previously, the epochs here were time-locked at stimulus onset. We looked at potentials elicited at the beginning of visual exploration: potentials elicited at the first fixation, and the event-related potential at image onset. In this subsection, we discuss the configuration of the GLM depending on the potential of interest. Two GLM configurations are detailed. We then present the condition number of the $\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ matrix as a global indicator of the expected estimation quality. Finally, the results for the different models are presented (according to) potentials of interest.

Configuration of selected models

As detailed previously, in order to take into account the response overlap for the estimation of potentials of interest, several GLM configurations can be chosen. These are based on different assumptions.

With a two-class GLM, the potential elicited at each fixation onset was assumed to be the same irrespective of fixation rank. Thus, for a given trial i , the observed signal $x_i(t)$ at image onset can be written as:

$$x_i(t) = s(t) + \sum_{f=1}^{F_i} a_{1+}(t - \tau_i^f) + n_i(t) \quad (15)$$

with $s(t)$, the evoked potential at stimulus (image) onset, $a_{1+}(t)$ the evoked potential at each fixation onset, τ_i^f , the timestamp of the onset of the f^{th} fixation rank, occurring in the i^{th} epoch, and $n_i(t)$ brain activity unrelated to the task. Consequently, for all trials and for each participant, using the same notation as in the section “[Estimation by the General Linear Model](#)”, the GLM can be expressed as:

$$\mathbf{x} = \mathbf{D}_s \mathbf{s} + \mathbf{D}_{1+} \mathbf{a}_{1+} + \mathbf{n} \quad (16)$$

The potentials $s(t)$ and $a_{1+}(t)$ were estimated from equation (14), where $\hat{\mathbf{a}}^{Glm}$ is the vertical concatenation of $\hat{\mathbf{s}}$, and $\hat{\mathbf{a}}_{1+}$, and $\mathbf{D}$ is the horizontal concatenation of $\mathbf{D}_s$ and $\mathbf{D}_{1+}$. See Table 4 (left column).

However, analysis of statistical behavior (see section entitled “[Behavioral results](#)”) revealed significant differences between the first fixation -in terms of duration, incoming saccade amplitude, contrast of the gazed foveal region- and subsequent fixations. Part of the EFRP is explained by the lambda potential which reflects the visual change in the image retina due to the saccade (Barlow & Ciganeck, 1969) (Gaarder, Krauskopf, Graf, Kropfl, & Armington, 1964); (Thickbroom, Knezevic, Carroll, & Mastaglia, 1991). At fixation onset, the lambda potential depends not only on low level image features (luminance and contrast of the area gazed at), but also on the incoming saccade amplitude (Yagi A. , 1979), (Ossandón, Helo, Montefusco-Siegmund, & Maldonado, 2010), (Thickbroom, Knezevic, Carroll, & Mastaglia, 1991). As we were aware of these modulations early in the case of EFRP, we were able to consider an alternative GLM as a supplementary class for the first EFRP. Thus, equation (3) can be rewritten as:

$$x_i(t) = s(t) + a_1(t - \tau_i^1) + \sum_{f=2}^{F_i} a_{2+}(t - \tau_i^f) + n_i(t) \quad (17)$$

with $a_1(t)$ being the potential elicited specifically at the onset of the first fixation, and $a_{2+}(t)$, the potential elicited at the onset of the second and subsequent fixations. The equation of the corresponding GLM is then:

$$\mathbf{x} = \mathbf{D}_s \mathbf{s} + \mathbf{D}_1 \cdot \mathbf{a}_1 + \mathbf{D}_{2+} \cdot \mathbf{a}_{2+} + \mathbf{n} \quad (18)$$

The potentials $s(t)$, $a_1(t)$, and $a_{2+}(t)$ were estimated by equation (14), where $\hat{\mathbf{a}}^{glm}$ is the vertical concatenation of $\hat{\mathbf{s}}$, $\hat{\mathbf{a}}_1$, and $\hat{\mathbf{a}}_{2+}$, and $\mathbf{D}$ is the horizontal concatenation of $\mathbf{D}_s$, $\mathbf{D}_1$, and $\mathbf{D}_{2+}$. See Table 4 (right column).

All results were obtained using the following configurations for the epochs:

- We chose an epoch duration which was long enough to include at least the temporal description of the first two evoked responses on adjacent fixations (the first and second ones). This epoch was defined as follows: $[-200; 800 + \tau]$ ms, with τ being the sum of the average of the latency of the second fixation (561.50 ms), and its standard deviation (80.85 ms): $\tau = 561.50 + 80.85 = 642.35 \approx 700$ ms. See Table 2. Consequently for all trials and participants, the temporal interval of epochs was $[-200 ; 1500]$ ms from image onset. On average

(std), the number of fixation onsets in an epoch was 5 (1). The number of epochs per subject was equal to the number of trials.

- The duration of the estimation window for the evoked potential $s(t)$ at image onset was the same as that of the epoch.
- The estimation window for the evoked potential at fixation onset ($a_1(t)$, $a_{1+}(t)$, $a_{2+}(t)$) was from -200 ms to 800 ms.

Table 4 Summary of the two GLM configurations

Two-class Model	Three-class model
$\mathbf{x} = \mathbf{D}_s \mathbf{s} + \mathbf{D}_{1+} \mathbf{a}_{1+} + \mathbf{n}$	$\mathbf{x} = \mathbf{D}_s \mathbf{s} + \mathbf{D}_1 \mathbf{a}_1 + \mathbf{D}_{2+} \mathbf{a}_{2+} + \mathbf{n}$
$\mathbf{s}$: Class one, Potential evoked at image onset $\mathbf{a}_{1+}$: Class two, EFRP at all fixation onsets at the beginning of exploration	$\mathbf{s}$: Class one, Potential evoked at image onset $\mathbf{a}_1$: Class two, EFRP at the 1st fixation onset $\mathbf{a}_{2+}$: Class three, EFRP at the 2nd and following fixations
Resolution by equation (14) : $\hat{\mathbf{a}}^{glm} = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\dagger \mathbf{x}$	
$\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{N \times N_{el}}$, with N the total number of samples ($N = N_e \times E$), E the number of epochs for a given subject, N_e the epoch size ($N_e = 1500 + 200 + 1 = 1701$ samples) and N_{el} the number of electrodes ($N_{el} = 28$)	
$\hat{\mathbf{a}}^{glm} \in \mathbb{R}^{(N_s + N_a) \times N_{el}}$, with $N_s = N_e$, $N_a = 800 + 200 + 1 = 1001$ samples	$\hat{\mathbf{a}}^{glm} \in \mathbb{R}^{(N_s + 2 \cdot N_a) \times N_{el}}$, with $N_s = N_e$, $N_a = 800 + 200 + 1 = 1001$ samples
$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_s, \mathbf{D}_{1+}]$, with $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{N \times (N_s + N_a)}$	$\mathbf{D} = [\mathbf{D}_s, \mathbf{D}_1, \mathbf{D}_{2+}]$, with $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{N \times (N_s + 2 \cdot N_a)}$

Overall estimation of quality: condition number of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix

Using the GLM, potentials were estimated by equation (14). This required computation of the inverse of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix. For the two-class GLM, the $\mathbf{D}$ matrix was composed as $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_s, \mathbf{D}_{1+}]$ (equation (16)), and for the three-class GLM, the $\mathbf{D}$ matrix was composed as $\mathbf{D} = [\mathbf{D}_s, \mathbf{D}_1, \mathbf{D}_{2+}]$ (equation (18)). The $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix is a block matrix: a 2×2 block matrix for the two-class GLM and a 3×3 block matrix for the three-class GLM.

In general, the condition number of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix is taken as an indicator (or a warning) of an estimation's reliability. With a greater condition number, there is a risk that the noise $n(t)$ on observed data might be amplified on

the solutions $a(t)$ of the mean square error problem (equation 13). More specifically, on average, the variance of the estimate (expressed in the [appendix](#)) depends on the inverse of $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ and thus on its condition number.

A bootstrap estimator with 10 000 replications was implemented for statistical assessment of the condition number of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix for each model, and each participant.

On average (std), the condition number (CN) for the three-class model ($CN = 1446.70$ (834.36)) was higher than that of the two-class model ($CN = 707.36$ (322.26)), and much higher than that of the model by average ($CN = 1$)¹¹. The first class gathered together events at image onset and the associated timestamps all equaled zero. Therefore, for the two-class model, the jitter on the timestamps between the two classes was accurately represented by the variability of the timestamps of events within the second class. In other words, the condition number for this model was directly linked to the variability of all fixation onsets, irrespective of their rank. In the case of the model with three classes, this set of fixation onsets was split into two parts. The first fixation (second class) was separated from subsequent ones (third class). The timestamp variability for the first fixation onset was therefore smaller than that of the following fixation onsets. It was for this reason that on average, the condition number for the two-class model was better (lower value) than for the three-class model.

Figure 3¹² illustrated the distribution of condition numbers based on individual means obtained by bootstrap estimation. Because of the link, on average, between the condition number and the estimation variance, the result concerning the condition number of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix for each model ought to predict a larger variance for the three-class than for the two-class model and for the model established by averaging (one-class model). In view of the tradeoff between bias and variance, this decrease should be associated with an increase in estimation bias. In practice, since a high-level condition number was only a warning, the bootstrap estimator of the variance of evoked potentials was systematically computed in order to obtain a quantitative criterion for the assessment of estimates.

¹¹ The estimation by average corresponds to the one-class GLM estimation, considering only one event of interest inside each epoch. In this case, the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix is a diagonal matrix with all diagonal values equal to the number E of epochs. Its condition number is the lowest, i.e. equal to one ($CN = 1$).

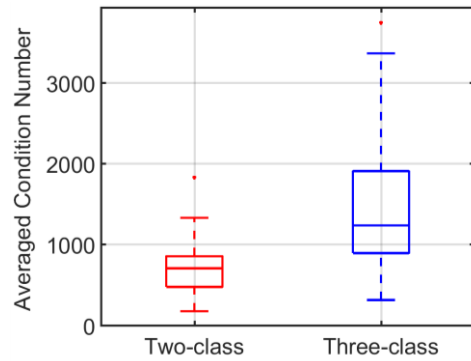


Figure 3 Averaged condition number of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix for the two GLM configurations, with two or three classes, based on individual means computed with a bootstrap estimator.

In the next two parts, we study the two GLM configurations in order to estimate different potentials of interest. In the subsection “[EFRP at first fixation onset](#)”, the potential of interest is the EFRP at the first fixation onset. The three-class model is used; the EFRP at the first fixation onset is compared to EFRPs at subsequent onsets, in order to evaluate the specificity of the first fixation. In the following subsection “[Evoked potential at image onset](#)”, the average and the two GLM configurations are compared to assess the impact of the first EFRP estimation on the estimation of the ERP at image onset.

Table 5 summarizes the content of the two following subsections.

Table 5 Summary of model choices related to the potential of interest for the two following subsections

Subsection name	Potential of interest	Estimation method
EFRP at first fixation onset	$a_1(t)$	Three-class model
Evoked potential at image onset	$s(t)$	i. Average ii. Two-class model iii. Three-class model

¹² The values of the condition number of the two-class GLM, and the three-class GLM were much higher than 1. This explains why the condition number for the model by averaging was not plotted on the graph of Figure 3.

EFRP at first fixation onset

We considered the EFRP estimation at the first fixation onset. We showed that ocular features (incoming saccade amplitude, fixation duration) and the local luminance contrast of the foveal region gazed at were different for the first fixation than for the following ones (see above in section “[Behavioral results](#)”). This justifies establishing a specific class to estimate the first EFRP, and is in line with methodological studies (Dimigen, Sommer, Hohlfield, Jacobs, & Kliegl, 2011), (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016).

In the case of the three-class GLM (Table 4, right column), the potential of interest $a_1(t)$ was associated with the second class. The first and third classes provided an unbiased estimation of the EFRP at the first fixation by taking into account the influence of the ERP $s(t)$ at image onset as well as overlaps of the response $a_{2+}(t)$ at subsequent fixations.

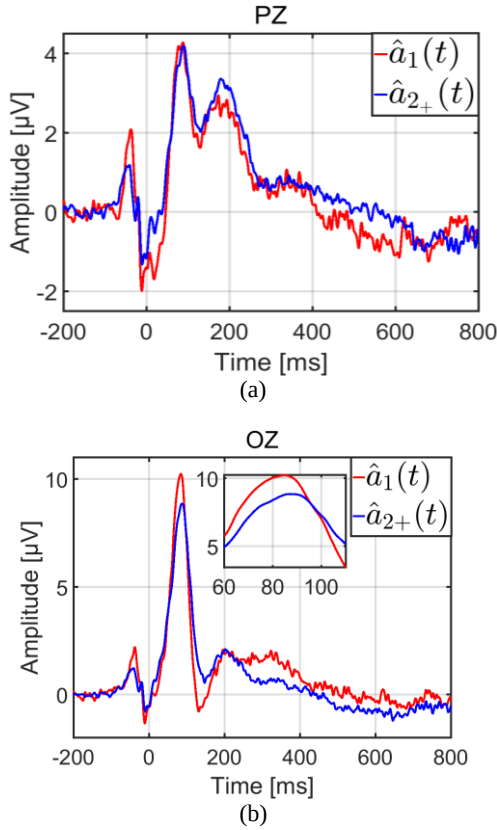


Figure 4 Grand average of the EFRP at the first fixation $\hat{a}_1(t)$ (red line) and at the second and subsequent fixations $\hat{a}_{2+}(t)$ (blue line), estimated by the three-class GLM (a) on PZ and (b) OZ electrodes

Using the three-class GLM, Figure 4 illustrates the estimation of the first EFRP $\hat{a}_1(t)$, and of subsequent ones $\hat{a}_{2+}(t)$, on PZ and OZ electrodes. In line with common practice, these estimates were corrected with a baseline of between -200 and -100 ms.

The component of interest was the lambda response between 70 ms and 90 ms. Inside this temporal interval, the difference between was not significant on the PZ electrode according to a t-test: $t(33) = 0.49, p = 0.63$. However, on the OZ electrode, the same difference was significant: $t(33) = 2.69, p = 0.01$. This result confirmed the assumption that the first fixation would have to be differentiated from following ones. As Figure 5 shows, the variances of both estimates were also different, that of $\hat{a}_1(t)$ being larger than $\hat{a}_{2+}(t)$.

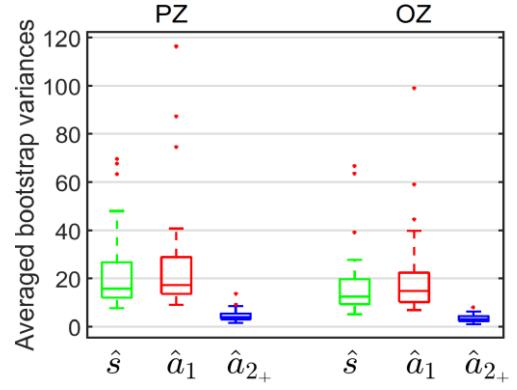


Figure 5 Averaged bootstrap variances of the ERP at image onset $\hat{s}(t)$, the EFRP at the first fixation $\hat{a}_1(t)$ and at the second and subsequent fixations $\hat{a}_{2+}(t)$, estimated by the three-class GLM, on PZ and OZ electrodes

The bootstrap variances were statistically analyzed using a repeated measures ANOVA with the class ($\hat{s}(t)$, $\hat{a}_1(t)$, $\hat{a}_{2+}(t)$) and the electrode (PZ, OZ) as within-participant factors. Multiple comparisons were assessed with Bonferroni post-hoc tests. The statistical results revealed significant differences according to class ($F(2,66) = 36.62, p < 0.001$), to electrodes ($F(1,33) = 10.71, p = 0.002$) and to both ($F(2,66) = 7.51, p = 0.001$). In the light of the main effect on electrodes, the variance of the estimate $\hat{a}_{2+}(t)$ was lower than the variances of the estimates $\hat{s}(t)$ and $\hat{a}_1(t)$ which were similar. These results were expected. Firstly, $\hat{a}_{2+}(t)$ was estimated from more samples (on average four fixations with a rank greater than one per epoch), than $\hat{a}_1(t)$ (a single first fixation per epoch). Secondly, $\hat{s}(t)$ and $\hat{a}_1(t)$ were estimated from only one event per epoch, for each potential.

Evoked potential at image onset

The potential of interest was the potential elicited at image onset, i.e. the $s(t)$ waveform, or the s vector, in equations (16) and (18). After image display, the onset of the first fixation occurred just after the first saccade, on average (std) at 307.65 (46.14) ms (cf. Table 2). The potentials elicited by this ocular event and by subsequent ones, provided distortions by overlapping on this potential of interest.

For comparison $\hat{s}^{(0)}(t)$ expresses the ERP estimated by the average, $\hat{s}^{(1)}(t)$ and $\hat{s}^{(2)}(t)$ the ERP estimated by the GLM

with two (equation (16)) and three (equation (18)) classes, respectively.

Figure 6a illustrates the estimations of the potential evoked at image onset by the three methods, after a base line correction on OZ and PZ electrodes from -200 to 0 ms. Firstly, early and late components were observed for up to 600 ms before a return to a stabilized level. Interestingly, this stabilized level at the end of the segment was highest for the classical estimation $\hat{s}^{(0)}(t)$, showing that residual activities from all potentials elicited at fixation onsets provided on average a positive bias.

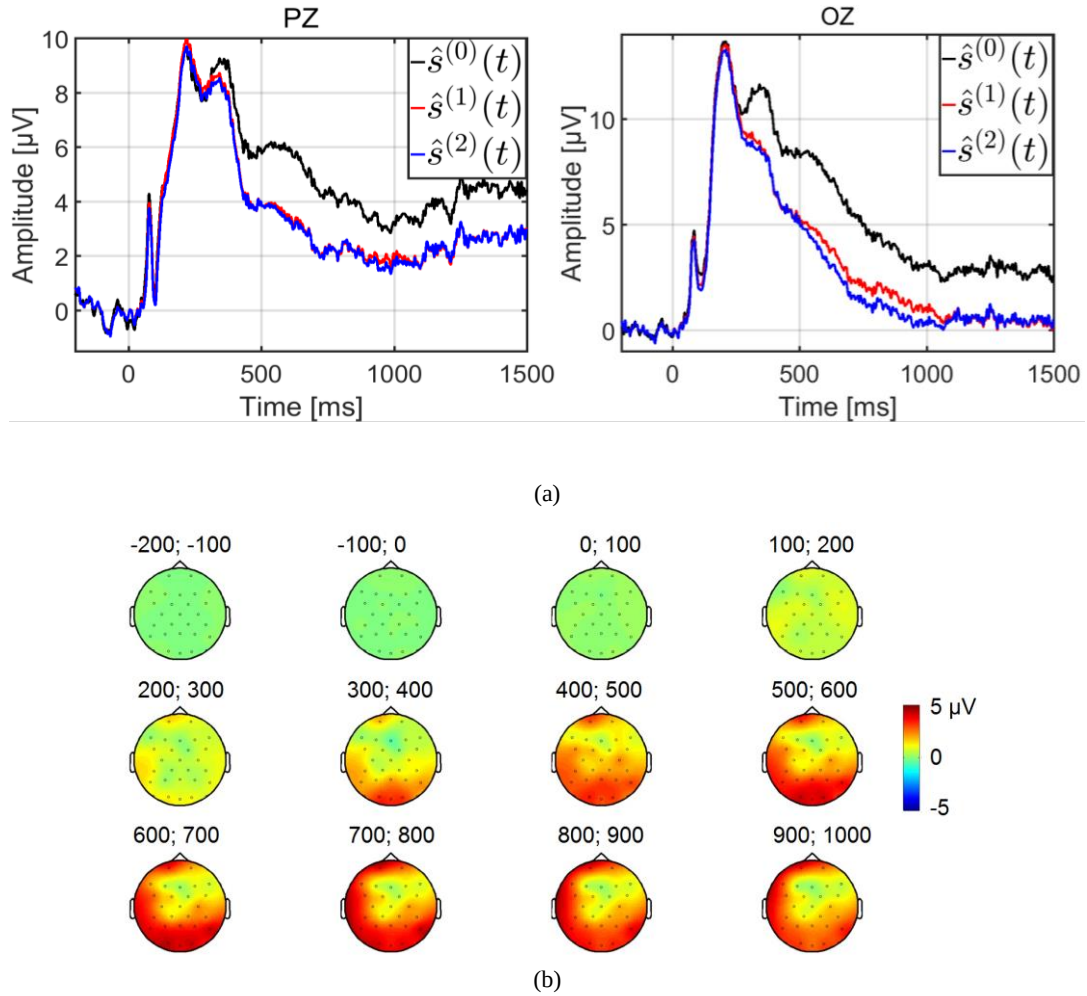


Figure 6 (a) Evoked potential at image onset on the midline PZ and OZ electrodes for the three estimations, by average $\hat{s}^{(0)}(t)$, by the two-class GLM $\hat{s}^{(1)}(t)$ and by the three-class GLM $\hat{s}^{(2)}(t)$; (b) Topographic maps of the difference between the two estimates: $\hat{s}^{(0)}(t) - \hat{s}^{(1)}(t)$

Irrespective of the estimation method or choice of model, the P1 early component was clearly identifiable (Figure 6a), with a similar pattern (shape, maximum, latency). In other words, the estimation of the P1 component was not affected by distortions from overlaps. This was as expected, because the latency of this component (around 90 ms) was shorter than the latency of the first saccade (on average (std) 266.85 (44.57) ms, see Table 2). This also explains why the estimation of the P2 component from the latency around 200 ms differed from one method of estimation to another (Average vs GLM).

The large gap between $\hat{s}^{(0)}(t)$ and $\hat{s}^{(1)}(t)$ (or between $\hat{s}^{(0)}(t)$ and $\hat{s}^{(2)}(t)$) occurred from 300 ms on, and a higher maximum for $\hat{s}^{(0)}(t)$ was observed at around 360 ms. The interpretation of these distortions on $\hat{s}^{(0)}(t)$ was derived from the contribution of the potential elicited by the first fixation onset. On average, across all trials, this contribution corresponded to the convolution of the first evoked potential $a_1(t)$ with the distribution of Dirac impulses at the timestamps of the first fixation onset. The average (std) of this distribution among participants was 307.65 (46.14) ms (see Table 2). The result of this convolution was a low-pass version of the first evoked potential $a_1(t)$, with a lambda wave peaking at around 90 ms, then shifted at the average onset of the first fixation. This explained why a less steep maximum was observed on $\hat{s}^{(0)}(t)$ at a latency around $90 + 307.65 \approx 390$ ms.

Figure 6b shows the topographic map of the difference between $\hat{s}^{(0)}(t)$ and $\hat{s}^{(1)}(t)$. The positive gap between $\hat{s}^{(0)}(t)$ and $\hat{s}^{(1)}(t)$ started at 300 ms in the occipito-parietal area, and went on to progressively cover the whole scalp almost uniformly, with a gap value of a few microvolts (near $2\mu V$, on PZ and OZ electrodes). In other words, from the $\hat{s}^{(0)}(t)$ estimate, the analysis of components with latencies above 300 ms yielded erroneous interpretations. In contrast, the period ranging from image onset to the first saccade (on average 266.85 ms, see Table 2), was free of eye movement.

Consequently, the estimations obtained by simple averaging and by the GLM were similar, as observed for instance for the early P1 component.

The selection of each of the three models (Table 5) was analyzed in terms of bias and variance of the estimation. Estimation by average ($\hat{s}^{(0)}(t)$) could be expected to provide the most biased estimator of the three. In contrast, by making a distinction between the first EFRP ($a_1(t)$) and

the following EFRP ($a_{2+}(t)$), the three-class GLM could be expected to provide the estimate with the lowest bias.

Moreover, no significant difference was observed between $\hat{s}^{(1)}(t)$ and $\hat{s}^{(2)}(t)$ estimates (Figure 6a); a similar bias for these two estimates was assumed. However, the assumption for the variance was that the variances for the three-class model would be greater than the variances of the two-class model, because the former is less parsimonious than the latter. These variances were evaluated using 10 000 bootstrap repetitions for each model, each electrode and each participant. Figure 7 shows the bootstrap variances averaged for participants, on PZ and OZ electrodes, for the three estimates of the evoked potential at image onset. These bootstrap variances were statistically analyzed using a repeated measures ANOVA with model choice (Average for $\hat{s}^{(0)}(t)$, two-class GLM for $\hat{s}^{(1)}(t)$, three-class GLM for $\hat{s}^{(2)}(t)$) and electrode (PZ, OZ) as within-participant factors. Multiple comparisons were assessed with Bonferroni post-hoc tests. The statistical results revealed significant differences according to the model ($F(2,66) = 45.47$, $p < 0.001$), to the electrodes ($F(1,33) = 8.09$, $p = 0.007$) and to both ($F(2,66) = 5.85$, $p = 0.005$). As expected, on both electrodes, the variance of the estimate by the three-class GLM ($\hat{s}^{(2)}(t)$) was greater than the variance of the estimate by the two-class GLM ($\hat{s}^{(1)}(t)$) which was in return greater than that of the estimate obtained by the average ($\hat{s}^{(0)}(t)$).

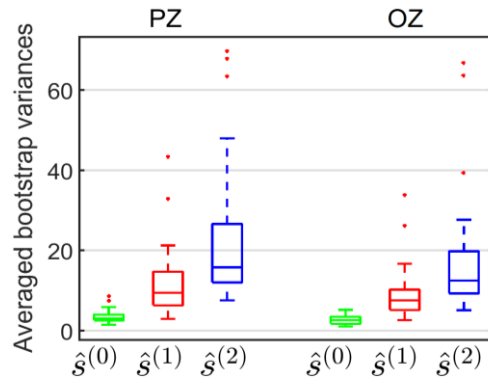


Figure 7 Averaged bootstrap variances for the three estimations of the evoked potential at stimulus onset, on PZ and OZ electrodes: by average $\hat{s}^{(0)}(t)$, by the two-class GLM $\hat{s}^{(1)}(t)$ and by the three-class GLM $\hat{s}^{(2)}(t)$

These results were in agreement with the increased number of parameters for the first, second and third model

relative to a fixed number of observed data, and were consistent with the increasing profile of the condition number of the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix for the three models (Figure 3).

Discussion

One of the main limitations of EFRP estimation is the overlapping issue between adjacent neural responses. This is due to IFI values which are too low (Dimigen, Sommer, Hohlfeld, Jacobs, & Kliegl, 2011); (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016). The amount of overlapping is linked to the ocular sequences of each participant, and is not controlled by experimental design, except in specific cases (Kaunitz, et al., 2014). To address this difficulty, Kaunitz and colleagues (2014) trained participants to make long fixations. All other things being equal, this increases IFI values and consequently decreases overlap between adjacent potentials.

It has been well-established that the estimation of evoked potentials by averaging time-locked EEG signals is biased in the case of overlapping responses. Woldorff (Woldorff, 1993) proposed an iterative procedure in the context of ERP experiments where the EEG signal is time-locked on external events. This was called the ADJAR algorithm, and was designed to estimate overlap responses from immediately adjacent events, to converge towards the evoked potential of interest. Moreover, regression techniques, especially the GLM (Kiebel, Holmes, 2003), have proved their efficiency in the estimation of evoked overlapping potentials (Dale, 1999); (Dandekar, Ding, Privitera, Carney, & Klein, 2012); (Burns, Bigdely-Shamlo, Smith, Kreutz-Delgado, & Makeig, 2013); (Bardy, Dillon, & Dun, 2014); (Kristensen, Guerin-Dugué, & Rivet, 2017). The ADJAR algorithm and the GLM are applied to experimental data from conjoint EEG and eye-tracking recordings during free visual exploration, and are compared on the basis of their efficiency in relation to overlap responses for the estimation of evoked potentials.

Response overlaps are added linearly to the potential elicited at the time-locked event in both models. Only temporal delays are considered in the estimation of previous or subsequent response overlaps. In the case of such comparisons between the ADJAR algorithm, and the GLM, the same type of evoked responses for all events is considered. This restriction can be removed in some cases for the ADJAR algorithm (Talsma, 2005). However, taking into account various types of evoked potentials during trials is

easy when using the GLM. This comparison therefore focuses on overlaps coming from the same type of potential.

In the ADJAR model, only adjacent responses (immediately previous and subsequent fixations) are considered. Thus, for this model, the potential of interest is *assumed* to be overlapped only by potentials elicited by the previous or subsequent event. This strong assumption is at the core of the definition of the ADJAR iterative process. The ADJAR algorithm is based on the definition of the normalized distribution of the timestamps of the fixation onsets of previous and subsequent fixations. This means that the contribution of all events inside each epoch must be the same, and this is a necessary condition of convergence. For this reason *only* two adjacent fixations (the previous and the subsequent one) are taken into account in the epoch. We have shown that this assumption fails in the context of the EFRP estimation. The window of interest is chosen to include early and late components of the evoked potential. This potential is estimated within an estimation window which is slightly larger than the window of interest, and which includes extra time to accommodate the border effects of convolution products. In practice, this extra time is of the same magnitude as the IFI value. Consequently, more than two evoked potentials on fixations overlap the EFRP of interest. Moreover, two main issues can lead to a non-negligible contribution of second-order adjacent response overlaps at convergence: an insufficiently long IFI and a low variability. At the last iteration, the estimated potential remains biased by these second-order responses, for which overlaps are not corrected. To sum up, the ADJAR algorithm appears to be poorly suited to EFRP estimation.

The comparison with the GLM shows a more natural framework in this context. All events can be taken into account inside each epoch without restriction by a closed-form estimation: there is no iterative procedure, and therefore no convergence issue, and no stopping criterion needs to be defined.

In addition, the ability of the GLM to deconvolve different neural responses is illustrated via two situations depending on the potential of interest: the potential elicited (1) at the first fixation onset and (2) at image onset. To this end, we considered two GLM configurations, with two and three classes. For the first model, events were split into two classes: image onset and fixation onsets irrespective of fixation rank. For the second model, the events were split into three classes: image onset, the first fixation onset and

the following fixation onsets. The two-class model assumes that the same potential was elicited at fixation onset irrespective of fixation rank. In contrast, the three-class model establishes a distinction between the potential elicited by the first fixation and by subsequent ones, and assumes a specific status or particular features for the first fixation at the beginning of the task. The choice between these two models depends not only on the issue in visual perception, or reading, but also on the quality of estimations. If the potential of interest is the first EFRP, the three-class model is fully justified. If the potential of interest is the one elicited at stimulus onset both models can be used. The choice should be based on additional criteria.

The three-class model is suitable if the potential of interest is the one elicited at the first fixation onset. The estimated potentials corresponding to the first and third class, provide an unbiased estimation of the potential of interest (corresponding to the second class). However, the variances of the estimation of the first EFRP and of the ERP at image onset are of the same magnitude. Moreover, these two variances are greater than the variance of the estimated EFRP at subsequent fixation onsets. This latter potential is estimated using more data (on average 3.9 fixations with a rank greater than one, inside each epoch) than the two former ones (only one event each inside each epoch). The results obtained show that the first fixation differs from the following ones by its significantly shorter duration and by the smaller amplitude of its incoming saccade. The local luminance contrast of the regions gazed at during the first fixation is also significantly higher than for regions gazed at later. With the three-class GLM, the estimated potential elicited at the first fixation onset exhibits a significantly larger amplitude of the lambda wave than the amplitude of this wave elicited by subsequent fixations. Modulation of the lambda wave amplitude by incoming saccade amplitude has been well-established (Yagi A. , 1979), (Thickbroom, Knezevic, Carroll, & Mastaglia, 1991), (Ossandón, Helo, Montefusco-Siegmund, & Maldonado, 2010), (Kaunitz, et al., 2014), (Nikolaev, Meghanathan, & van Leeuwen, 2016). The greater the incoming saccade amplitude is, the larger the lambda amplitude will be. The same holds true for the physical properties of visual stimuli such as illuminance (Scott, Groethuysen, & Bickford, 1967), (Gaarder, Krauskopf, Graf, Kropfl, & Armington, 1964) (Yagi, Imanishi, Konishi, Akashi, & Kanaya, 1998). A smaller first incoming saccade amplitude implies a decrease in the amplitude of the lambda component for the first estimated EFRP. A

greater local contrast of the first region gazed upon is observed, but no significant difference is observed for local luminance. Taken together, the observation of a greater first lambda amplitude cannot be explained by these low-level features. High level factors such as task demand and information processing load also modulate the lambda amplitude (Yagi A. , 1981); (Ries, Touryan, Ahrens, & Connolly, 2016). A higher level of attention may be assumed at the beginning of a task. This could be one interpretation of the greater amplitude of the lambda wave elicited at the first fixation onset, following the same speculations in (Yagi A. , 1981); (Yagi A. , 1982).

The two-class or the three-class model can be designed to estimate the potential elicited at image onset. There is no definitive result on this choice, which depends on the classical tradeoff between bias and variance. A priori, the distinction between the first EFRP and the following ones makes sense based on ocular behavior. This distinction was ignored in the two-class GLM. There is therefore a risk that a biased estimation of the EFRP irrespective of fixation rank, and consequently of the ERP at image onset, might occur because of a poor fit between the model and the observed data. The more distinctive first EFRP is, the greater the level of risk becomes. This risk of a biased estimation is balanced out by a lower variance. In our study, the difference between the estimates for the ERP at image onset given by the two models was not significant, but the variance for the three-class model was higher. This result justifies the choice of the two-class model for the estimation of the potential elicited at image onset.

In the context of EFRP, the GLM is a useful model to estimate overlapped evoked potentials. The GLM also allows the estimation of different neural responses. The main assumption is the linearity of the additive model to take into account different neural responses. The configuration of the number of classes depends on the assumptions concerning the cognitive processes under examination. As far as estimation is concerned, the number of classes results from the classical tradeoff between bias and variance. In order to obtain the best configuration of the GLM, two main questions must be asked: “what is the potential of interest?”, and “what are the related potentials which may affect the estimation of the potential of interest?”. The answer to the first question is often trivial. However, the answer to the second one is not. This is the outcome of a tradeoff between the parsimony level of the GLM and the quality of estimation. The higher the class number is, the

- Burns, M. D., Bigdely-Shamlo, N., Smith, N. J., Kreutz-Delgado, K., & Makeig, S. (2013). Comparison of averaging and regression techniques for estimating event related potentials., (pp. 1680-1683). doi:10.1109/embc.2013.6609841
- Congedo, M., Korczowski, L., Delorme, A., & da Silva, F. L. (2016). Spatio-temporal common pattern: A companion method for erp analysis in the time domain. *Journal of neuroscience methods*, 267, 74-88. doi:10.1016/j.jneumeth.2016.04.008
- Dale, A. M. (1999). Optimal experimental design for event-related fMRI. *Human brain mapping*, 8, 109-114. doi:10.1002/(sici)1097-0193(1999)8:2/3<109::aid-hbm7>3.3.co;2-n
- Dandekar, S., Ding, J., Privitera, C., Carney, T., & Klein, S. A. (2012). The fixation and saccade p3. *PloS One*, 7, e48761. doi:10.1371/journal.pone.0048761
- Dandekar, S., Privitera, C., Carney, T., & Klein, S. A. (2012). Neural saccadic response estimation during natural viewing. *Journal of neurophysiology*, 107, 1776-1790. doi:10.1152/jn.00237.2011
- Delorme, A., & Makeig, S. (2004). EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of neuroscience methods*, 134, 9-21. doi:10.1016/j.jneumeth.2003.10.009
- Devillez, H., Guyader, N., & Guérin-Dugué, A. (2015). An eye fixation--related potentials analysis of the P300 potential for fixations onto a target object when exploring natural scenes. *Journal of Vision*, 15, 20-20. doi:10.1167/15.13.20
- Devillez, H., Kristensen, E., Guyader, N., Rivet, B., & Guérin-Dugué, A. (2015). The P300 potential for fixations onto target object when exploring natural scenes during a visual task after denoising overlapped EFRP., (pp. 1024-1027). doi:10.1109/ner.2015.7146801
- Dias, J. C., Sajda, P., Dmochowski, J. P., & Parra, L. C. (2013). EEG precursors of detected and missed targets during free-viewing search. *Journal of Vision*, 13, 13-13. doi:10.1167/13.13.13
- Dimigen, O., Sommer, W., Hohlfield, A., Jacobs, A. M., & Kliegl, R. (2011). Coregistration of eye movements and EEG in natural reading: analyses and review. *Journal of Experimental Psychology: General*, 140, 552. doi:10.1037/a0023885
- Fischer, T., Graupner, S.-T., Velichkovsky, B. M., & Pannasch, S. (2013). Attentional dynamics during free picture viewing: evidence from oculomotor behavior and electrocortical activity. *Frontiers in Systems Neuroscience*, 7, 7-17. doi:10.3389/fnsys.2013.00017
- Frey, A., Ionescu, G., Lemaire, B., López-Orozco, F., Baccino, T., & Guérin-Dugué, A. (2013). Decision-making in information seeking on texts: an eye-fixation-related potentials investigation. *Frontiers in systems neuroscience*, 7. doi:10.3389/fnsys.2013.00039
- Gaarder, K., Krauskopf, J., Graf, V., Kropfl, W., & Armington, J. C. (1964). Averaged brain activity following saccadic eye movement. *Science*, 146, 1481-1483. doi:10.1126/science.146.3650.1481
- Gastaut, Y. (1951). A little-known electroencephalographic sign: Occipital points occurring during opening of the eyes. *Revue neurologique*, 84(6), 635-640.
- Hopfinger, J. B., & Ries, A. J. (2005). Automatic versus contingent mechanisms of sensory-driven neural biasing and reflexive attention. *Journal of cognitive neuroscience*, 17, 1341-1352. doi:10.1162/0898929055002445
- Ionescu, G., Guyader, N., & Guérin-Dugué, A. (2009). SoftEye software. *IDDN. FR*, 1.
- Jasper, H. H. (1958). The ten twenty electrode system of the international federation. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 10, 371-375.
- Kamienkowski, J. E., Ison, M. J., Quiroga, R. Q., & Sigman, M. (2012). Fixation-related potentials in visual search: A combined EEG and eye tracking study. *Journal of Vision*, 12, 4-4. doi:10.1167/12.7.4
- Kaunitz, L. N., Kamienkowski, J. E., Varatharajah, A., Sigman, M., Quiroga, R. Q., & Ison, M. J. (2014). Looking for a face in the crowd: Fixation-related potentials in an eye-movement visual search task. *NeuroImage*, 89, 297-305. doi:10.1016/j.neuroimage.2013.12.006
- Keren, A. S., Yuval-Greenberg, S., & Deouell, L. Y. (2010). Saccadic spike potentials in gamma-band EEG: characterization, detection and suppression. *Neuroimage*, 49, 2248-2263. doi:10.1016/j.neuroimage.2009.10.057

- Kiebel, S. J., & Holmes, A. P. (2003). *The general linear model*. Academic Press. doi:10.1016/b978-012372560-8/50008-5
- Kristensen, E., Guerin-Dugué, A., & Rivet, B. (2017). Regularization and a General Linear Model for Event-Related Potential Estimation. *Behavior Research Methods*, 1-20. doi:10.3758/s13428-017-0856-z
- Lalor, E. C., Pearlmutter, B. A., Reilly, R. B., McDarby, G., & Foxe, J. J. (2006). The vespa: a method for the rapid estimation of a visual evoked potential. *Neuroimage*, 32(4), 1549-1561. doi:10.1016/j.neuroimage.2006.05.054
- Nikolaev, A. R., Meghanathan, R. N., & van Leeuwen, C. (2016). Combining EEG and eye movement recording in free viewing: Pitfalls and possibilities. *Brain and Cognition*, 107, 55-83. doi:10.1016/j.bandc.2016.06.004
- Nikolaev, A., Nakatani, C., Plomp, G., Jurica, P., & van Leeuwen, C. (2011). Eye fixation-related potentials in free viewing identify encoding failures in change detection. *NeuroImage*, 56(3), 1598-1607. doi:10.1016/j.neuroimage.2011.03.021
- Ossandón, J. P., Helo, A. V., Montefusco-Siegmund, R., & Maldonado, P. E. (2010). Superposition model predicts EEG occipital activity during free viewing of natural scenes. *The Journal of Neuroscience*, 30, 4787-4795. doi:10.1523/jneurosci.5769-09.2010
- Ries, A. J., Touryan, J., Ahrens, B., & Connolly, P. (2016). The Impact of Task Demands on Fixation-Related Brain Potentials during Guided Search. *PloS One*, 11, e0157260. doi:10.1371/journal.pone.0157260
- Rivet, B., Souloumiac, A., Attina, V., & Gibert, G. (2009). xDAWN algorithm to enhance evoked potentials: application to brain-computer interface. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 56, 2035-2043. doi:10.1109/tbme.2009.2012869
- Scott, D. F., Groethuysen, U. C., & Bickford, R. G. (1967). Lambda responses in the human electroencephalogram. *Neurology*, 7(8), 770-778. doi:10.1212/wnl.17.8.770
- Talsma, D. &. (2005). Selective Attention and Multisensory Integration: Multiple Phases of Effects on the Evoked Brain Activity. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 17(7), 1098-1114.
- Tatler, B. W. (2007). The central fixation bias in scene viewing: Selecting an optimal viewing position independently of motor biases and image feature distributions. *Journal of Vision*, 7(14)(4), 1-17.
- Thickbroom, G. W., Knezevic, W., Carroll, W. M., & Mastaglia, F. L. (1991). Saccade onset and offset lambda waves: relation to pattern movement visually evoked potentials. *Brain research*, 551, 150-156. doi:10.1016/0006-8993(91)90927-n
- Tremblay, A., & Newman, A. J. (2015). Modeling nonlinear relationships in ERP data using mixed-effects regression with R examples. *Psychophysiology*, 52, 124-139. doi:10.1111/psyp.12299
- van Beers, R. J. (2007). The Sources of Variability in Saccadic Eye Movements. *The Journal of Neuroscience*, 27(33), 8757- 8770.
- Woldorff, M. G. (1993). Distortion of ERP averages due to overlap from temporally adjacent ERPs: analysis and correction. *Psychophysiology*, 30, 98-119. doi:10.1111/j.1469-8986.1993.tb03209.x
- Yagi, A. (1979). Saccade size and lambda complex in man. *Physiological Psychology*, 7, 370-376. doi:10.3758/bf03326658
- Yagi, A. (1981). Visual signal detection and lambda responses. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 52, 604-610. doi:10.1016/0013-4694(81)91434-6
- Yagi, A. (1982). Lambda response as an index of visual perception. *Japanese Psychological Research*, 24(2), 106-110.
- Yagi, A., Imanishi, S., Konishi, H., Akashi, Y., & Kanaya, S. (1998). Brain potentials associated with eye fixations during visual tasks under different lighting systems. *Ergonomics*, 41, 670-677. doi:10.1080/001401398186838

Appendix

This appendix gathers together a number technical comments concerning the ADJAR algorithm, and details of the full expressions of the second and third iterations. Finally, it features the theoretical expression of the variance for GLM estimation.

Description of ADJAR algorithm implementation

The ADJAR computation is based on the distributions $Q_{+1}(t)$ and $Q_{-1}(t)$ that are extracted from the set of epochs. The ADJAR algorithm for each iteration is based on a succession of convolution products. Theoretically, all convolutions used in the ADJAR algorithm involve signals defined from minus infinity to plus infinity. However, in practice, a finite number of samples had to be dealt with. To prevent the border effects of convolution and of signal truncation, the estimation window for the evoked potential is chosen to be larger than its window of interest, and a tapering window $h(t)$ is applied after each convolution throughout the estimation window. In our case, the window of interest is equal to $[T_o; T]$ ($T_o = -250$ ms and $T = 600$ ms) and the larger estimation window is equal to $[T_{start}; T_{end}]$ ($T_{start} = -450$ ms and $T_{end} = 800$ ms). Figure 8a illustrates these windows. For the tapering window $h(t)$, a Tukey window with a coefficient of 0.32 was chosen, instead of the usual Hamming window. The Tukey and Hamming windows are plotted on the estimation window in Figure 9. The Tukey window preserves the signal between -250 and 600 ms (the amplitude is equal to 1), inside the window of interest, unlike the Hamming window.

The convolutions of the waveform by the distributions shift the waveform to the left (convolution by $Q_{-1}(t)$) or to the right (convolution by $Q_{+1}(t)$). Figure 8b illustrates the result of the convolution with the distribution $Q_{+1}(t)$, which is shifted to the right. We consider the signal in the estimation window from T_{start} to T_{end} and the distribution $Q_{+1}(t)$ with a support between $T_{Q_{start}}$ and $T_{Q_{end}}$. The signal after convolution is shifted to the right and its temporal support is larger between $T_{C_1} = T_{Q_{start}} + T_{start}$ and $T_{C_2} = T_{Q_{end}} + T_{end}$. Then, after each convolution, the result is truncated with the tapering window to take into consideration only the signal that remained in the estimation window. The steps at each iteration are defined here:

$$\widehat{ov}_s^k(t) = Q_{+1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_p^{k-1}(t)) \quad (19)$$

$$\widehat{ov}_s^k(t) \leftarrow h(t) \cdot \widehat{ov}_s^k(t) \quad (20)$$

$$\widehat{ov}_p^k(t) = Q_{-1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^k(t)) \quad (21)$$

$$\widehat{ov}_p^k(t) \leftarrow h(t) \cdot \widehat{ov}_p^k(t) \quad (22)$$

where $h(t)$ is a tapering window along the estimation window $[T_{start}; T_{end}]$.

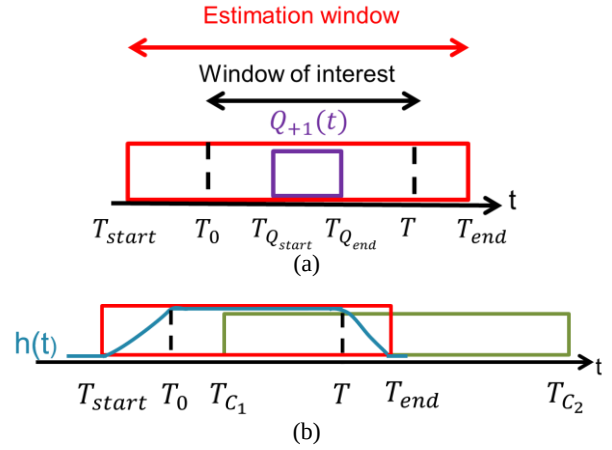


Figure 8 Illustrations of a) the estimation window and the window of interest b) temporal support of the output signal by the convolution with the distribution $Q_{+1}(t)$, between T_{C_1} and T_{C_2} . The tapering window $h(t)$ is in blue

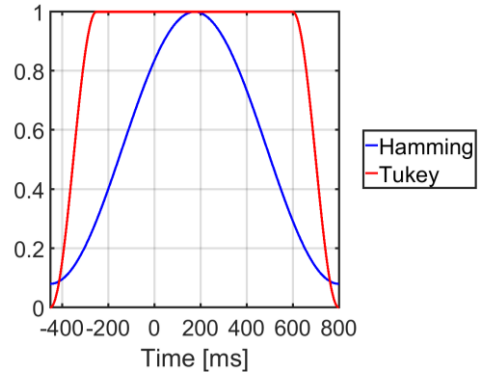


Figure 9 Tukey and Hamming windows

Development of the iterative procedure for the ADJAR algorithm

Adjacent response overlaps ($ov_p(t)$ and $ov_s(t)$) are estimated by an iterative procedure. At convergence, they are subtracted from the evoked potential estimated by the av-

erage of the time-locked signal $\hat{a}^{Av}(t)$ to obtain an estimation $\hat{a}^{Adjar}(t)$ of the underlying potential $a(t)$. The model is:

$$\begin{aligned}\hat{a}^{Av}(t) &= a(t) + ov_p(t) + ov_s(t), \\ ov_p(t) &= Q_{-1}(t) * a(t), \\ ov_s(t) &= Q_{+1}(t) * a(t),\end{aligned}\quad (23)$$

where $Q_{-1}(t)$, respectively $Q_{+1}(t)$, is the normalized distribution of the timestamps at the onset of the previous and subsequent fixations respectively. Starting from $\widehat{ov}_p^0(t) = 0$, equations (7) and (8) in the main part of the article, describe the k^{th} estimation of the response overlaps. We describe here the development of the first interactions in order to show in the final estimation, the particular status of second-order response overlaps highlighted in red in the following equations.

At the first iteration:

$$\widehat{ov}_s^1(t) = Q_{+1}(t) * \hat{a}^{Av}(t) \quad (24)$$

$$\widehat{ov}_s^1(t) = Q_{+1}(t) * a(t) + Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * a(t) + Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t)$$

$$\widehat{ov}_p^1(t) = Q_{-1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^1(t)) \quad (25)$$

$$\begin{aligned}\widehat{ov}_p^1(t) &= Q_{-1}(t) * a(t) + Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t) \\ &\quad - Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * a(t) \\ &\quad - Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t)\end{aligned}$$

$$\hat{a}^1(t) = \hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^1(t) - \widehat{ov}_p^1(t) \quad (26)$$

$$\begin{aligned}\hat{a}^1(t) &= a(t) - Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * a(t) \\ &\quad - Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t) \\ &\quad - Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t) \\ &\quad + Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * a(t) \\ &\quad + Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t)\end{aligned}$$

At the second iteration:

$$\widehat{ov}_s^2(t) = Q_{+1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_p^1(t)) \quad (27)$$

$$\begin{aligned}\widehat{ov}_s^2(t) &= Q_{+1}(t) * a(t) + Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad - Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t)^{(*3)} * a(t) \\ &\quad + Q_{+1}(t)^{(*2)} * Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t)\end{aligned}$$

$$\widehat{ov}_p^2(t) = Q_{-1}(t) * (\hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^2(t)) \quad (28)$$

$$\begin{aligned}\widehat{ov}_p^2(t) &= Q_{-1}(t) * a(t) + Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad - Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t)^{(*3)} * a(t) \\ &\quad - Q_{-1}(t)^{(*3)} * Q_{+1}(t)^{(*3)} * a(t) \\ &\quad - Q_{+1}(t)^{(*2)} * Q_{-1}(t)^{(*3)} * a(t)\end{aligned}$$

$$\hat{a}^2(t) = \hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^2(t) - \widehat{ov}_p^2(t) \quad (29)$$

$$\begin{aligned}\hat{a}^2(t) &= a(t) - Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t) - Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad - Q_{-1}(t) * Q_{+1}(t)^{(*3)} * a(t) \\ &\quad - Q_{+1}(t) * Q_{-1}(t)^{(*3)} * a(t) \\ &\quad - Q_{+1}(t)^{(*2)} * Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + Q_{-1}(t)^{(*3)} * Q_{+1}(t)^{(*3)} * a(t) \\ &\quad + Q_{+1}(t)^{(*2)} * Q_{-1}(t)^{(*3)} * a(t)\end{aligned}$$

And so on. For any k^{th} iteration, the terms $Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t)$ and $Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t)$ remain in the estimate $\hat{a}^k(t)$. The other high-order terms are progressively shifted outside the estimation window, due to the combination of $Q_{-1}(t)$ and $Q_{+1}(t)$. At convergence, the final estimations of the response overlaps are:

$$\begin{aligned}\widehat{ov}_p^\infty(t) &= Q_{-1}(t) * a(t) + Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + /- \sum \text{high order } ov_p\end{aligned}\quad (30)$$

$$\begin{aligned}\widehat{ov}_s^\infty(t) &= Q_{+1}(t) * a(t) + Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + /- \sum \text{high order } ov_s\end{aligned}\quad (31)$$

At convergence, the final estimate $\hat{a}^{Adjar}(t)$ can be expressed as:

$$\begin{aligned}\hat{a}^{Adjar}(t) &= \hat{a}^{Av}(t) - \widehat{ov}_s^\infty(t) - \widehat{ov}_p^\infty(t) \\ \hat{a}^{Adjar}(t) &= a(t) - Q_{-1}(t)^{(*2)} * a(t) - Q_{+1}(t)^{(*2)} * a(t) \\ &\quad + /- \sum \text{high order overlaps}\end{aligned}\quad (32)$$

This last equation corresponds to equation (10) in the main part of the article.

Convergence issue of a modified ADJAR algorithm

It is tempting to adapt the ADJAR algorithm to take into account all previous and subsequent fixations, as they effectively occur during the epoch. Indeed, the basic principle of the ADJAR algorithm is to estimate the evoked

potential at the fixation of interest by estimating the overlaps of previous and subsequent responses, taking into consideration only three evoked potentials which occur during an epoch. However in practice, more than three fixations (the fixation of interest, the previous and the subsequent ones) can occur during a single epoch. Consequently, equation (23) is rewritten as:

$$\hat{a}^{Av}(t) = a(t) + Q_-(t) * a(t) + Q_+(t) * a(t) \quad (33)$$

$$Q_-(t) = \sum_{f=-1}^{-F_p} Q_f(t) = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E \sum_{f=-1}^{-F_p} \delta(t - \tau_i^f)$$

$$Q_+(t) = \sum_{f=1}^{F_s} Q_f(t) = \frac{1}{E} \sum_{i=1}^E \sum_{f=1}^{F_s} \delta(t - \tau_i^f)$$

where $Q_-(t)$ and $Q_+(t)$ are the distributions of all previous and subsequent fixation onsets across all epochs, respectively. Since the number of fixations per epoch can be greater than three (previous, current and subsequent) in this case, these distributions cannot be normalized to one (i.e. their integral can differ from one). In one epoch, there is one current fixation (the EEG signal is time-locked on this fixation onset), and possibly more than one previous fixation, and also more than one subsequent fixation. The integral of $Q_-(t)$ (resp. $Q_+(t)$)'s elements is equal to the average number of previous (resp. subsequent) fixations occurring in the epochs. This is possibly greater than the number of the epochs, E . By dividing by E , the sum of the contribution of $Q_+(t)$'s elements (or $Q_-(t)$) can be greater than one. In order to take into account all fixations during an epoch, $Q_{-1}(t)$ (resp. $Q_{+1}(t)$) is replaced by $Q_-(t)$ (resp. $Q_+(t)$) in equations (24) and (25) to estimate the current EFRP. This modified ADJAR algorithm was implemented to estimate the EFRP in the middle of visual exploration. During the iterative estimation of the response overlaps, the powers of estimates $\hat{\sigma}v_p^k(t)$ and $\hat{\sigma}v_s^k(t)$ increased along iterations because of cumulative convolutions with distributions that were not normalized. Consequently this modified ADJAR algorithm did not converge, as shown in Figure 10 illustrating the ratio expressed in dB, between the power of $\hat{a}^{Adjar}(t)$ and $\hat{a}^{Av}(t)$ against the number of iterations. For the original ADJAR algorithm, this ratio converged to a finite value. However when all fixations inside each epoch were considered, this ratio diverged when the number of iterations increased due to iterative

convolutions with distributions $(Q_-(t), Q_+(t))$, which were not normalized to one.

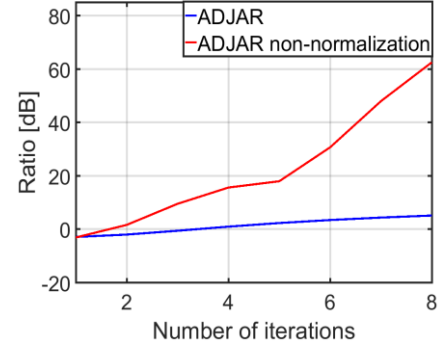


Figure 10 Ratio [dB] between the powers of $\hat{a}^{Adjar}(t)$ and $\hat{a}^{Av}(t)$ against the number of iterations for two cases: blue line for the original ADJAR algorithm and red line for the same iterative algorithm considering all fixations with non-normalized distributions

Theoretical Variance for the GLM estimation

Equation (14) can be developed:

$$\hat{\mathbf{a}} = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\dagger (\mathbf{D} \mathbf{a} + \mathbf{n}) \quad (34)$$

and the variance $\text{Var}[\hat{\mathbf{a}}]$ is equal to:

$$\text{Var}[\hat{\mathbf{a}}] = E[(\hat{\mathbf{a}} - E[\hat{\mathbf{a}}])(\hat{\mathbf{a}} - E[\hat{\mathbf{a}}])^\dagger]$$

$$\text{Var}[\hat{\mathbf{a}}] = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\dagger E[\mathbf{nn}^\dagger] (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1}$$

$$\text{Var}[\hat{\mathbf{a}}] = (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1} \mathbf{D}^\dagger E[\mathbf{nn}^\dagger] \mathbf{D} (\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D})^{-1} \quad (35)$$

with $E[\cdot]$ the mathematical expectation.

The more singular the $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ matrix is, the higher the variance is.

EFRP Estimation in the middle of visual exploration with a larger estimation window

We present here the results obtained in the same condition as in the subsection in Figure 2, for the estimation of EFRP in the middle of visual exploration, but with a larger estimation window $[-400; 1550]$ ms, for the Average method, and the GLM. With such a large window, the ability of the estimation method to separate the precedent and subsequent evoked potentials from the current one was observed. Concerning the estimate given by the Average method, residual activity from the precedent potential was

noted between -400 and -300 ms. This activity was not present for the estimate given by the GLM. Moreover, with this window, the expected return to zero at the end of the estimation window was more visible than with a shorter window. This criterion was only met for the estimate given by the GLM.

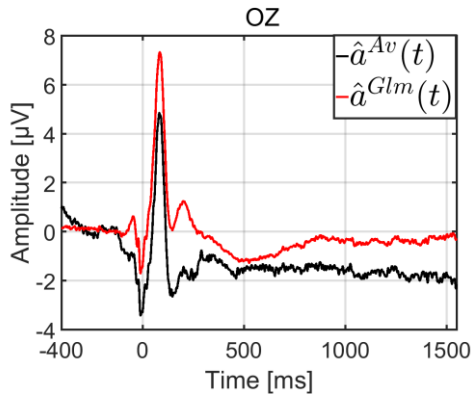


Figure 11 Grand average for the two methods: Average ($\hat{a}^{Av}(t)$), and GLM ($\hat{a}^{Glm}(t)$) on the OZ electrode

Synthèse

Sommaire

7.1	Estimation des potentiels évoqués par GLM régularisé	99
7.1.1	Régularisation	101
7.1.2	GLM régularisé	102
7.2	Estimation des EFRP par l'algorithme ADJAR et par le GLM	102
7.2.1	Estimation des EFRP par l'algorithme ADJAR	104
7.2.2	Estimation des potentiels évoqués au début de l'exploration par GLM . .	104

Ce chapitre fait une synthèse des résultats obtenus dans les chapitres 5 et 6. Les perspectives concernant ces travaux méthodologiques seront détaillées dans le chapitre 9, dernier chapitre de cette thèse.

7.1 Estimation des potentiels évoqués par GLM régularisé

La Table 7.1 récapitule les travaux du chapitre 5. Nous allons ici en résumer les résultats.

Objectifs	Travail méthodologique	Etudes	Données utilisées
Améliorer le RSB pour un nombre donné d'essais	Introduction d'un terme de régularisation et choix de sa valeur optimale par la validation croisée généralisée	Effet du paramètre de régularisation	- Données simulées sans recouvrement
		Efficacité de la validation croisée généralisée pour le choix du paramètre	- Données simulées sans recouvrement
		Apport de la régularisation pour un nombre d'essais données	- Données simulées sans recouvrement - Données simulées avec recouvrement de potentiels identiques - Données simulées avec recouvrement de potentiels différents - Données P300 Speller
		Choix d'une régularisation individuelle ou d'une régularisation sur l'ensemble des données	- Données acquises en enregistrement conjoint EEG et oculométrie
Prendre en compte les recouvrements entre potentiels évoqués	Estimation par le GLM régularisé	Efficacité et robustesse du GLM pour la prise en compte des recouvrements	- Données simulées avec recouvrement de potentiels identiques - Données simulées avec recouvrement de potentiels différents - Données P300 Speller - Données en enregistrement conjoint EEG et oculométrie
		Efficacité et robustesse du GLM pour estimer différents types de potentiel	- Données simulées avec recouvrement de potentiels différents - Données P300 Speller

TABLE 7.1 – Récapitulatif du travail mené dans le chapitre 5

7.1.1 Régularisation

Sur des données simulées mais réalistes, nous avons illustré le bon compromis pour une régularisation satisfaisante entre le biais d'estimation et la variance de l'erreur d'estimation. Si le terme de régularisation est trop faible, l'estimation va être peu biaisée mais la variance de l'erreur d'estimation due au bruit résiduel va rester importante. A contrario, s'il est trop fort, l'estimation va être lissée, sa puissance convergeant vers zéro. Le terme optimal de régularisation est donc celui qui permet d'obtenir une estimation moins bruitée que l'estimation non régularisée tout en faisant un compromis entre le biais introduit et la variance de l'erreur d'estimation. Pour choisir objectivement ce terme de régularisation optimal, nous avons utilisé la procédure de la validation croisée généralisée. Celle-ci s'est avérée préférable à la méthode utilisant la courbe en L ("L-Curve") : cette dernière méthode est plus sensible aux faibles rapports signal sur bruit, rendant ainsi difficile le choix du paramètre de régularisation optimal. Toujours sur les données simulées, nous avons bien retrouvé que la régularisation introduit un biais d'estimation mais diminue la variance de l'erreur d'estimation. Ainsi, le rapport signal sur bruit est amélioré pour un nombre d'essais donné. Ce résultat a été confirmé sur des données issues d'un enregistrement EEG le protocole du P300 Speller dans une interface cerveau machine et sur des données issues d'une expérience d'exploration libre de scènes naturelles visuelles en enregistrement conjoint EEG et oculométrie.

Nous nous sommes ensuite posé la question du choix de la procédure de régularisation, en étudiant deux procédures possibles :

- une régularisation individuelle sur les données de chacun des participants, prenant ainsi en compte le bruit individuel.
- une régularisation globale sur l'ensemble des données.

Sur des données issues d'une expérience d'exploration libre de scènes naturelles visuelles en enregistrement conjoint EEG et oculométrie, nous avons comparé les estimations obtenues avec ces deux procédures. La régularisation individuelle donne une estimation avec une variance de l'erreur plus faible mais un biais plus important que la régularisation globale. En effet, lorsqu'on choisit la régularisation individuelle, on considère le niveau de bruit de chaque participant, séparément. Par conséquent, le terme de régularisation va varier à travers les participants pouvant donner des estimations "sur-régularisées" pour certains participants ayant un niveau de bruit important, biaisant le grand moyennage des estimations du potentiel évoqué obtenues pour chaque participant. Concernant la régularisation globale, le fait de considérer l'ensemble des données permet une augmentation du rapport signal sur bruit, la régularisation est donc moins forte et le biais introduit plus faible. Toutefois, la variance de l'erreur d'estimation obtenue avec une régularisation globale est plus importante puisqu'on considère le niveau de bruit global et non individuel.

7.1.2 GLM régularisé

Le GLM est une méthode de régression linéaire basée sur l'estimation au sens des moindres carrés qui permet de prendre en compte les contributions de tous les potentiels évoqués à l'intérieur d'un même segment, le développement théorique de cette méthode est détaillé dans le chapitre 5. Rappelons que la méthode par moyennage est un cas particulier du GLM lorsqu'il n'y a qu'un seul potentiel évoqué par segment.

Sur des données simulées, nous avons confirmé que la régularisation améliore la qualité de l'estimation du GLM pour un nombre donné d'essais.

Sur les données issues de l'exploration en enregistrement EEG et oculométrie, dans une situation où les potentiels évoqués par chaque fixation se recouvrent, nous avons montré comment le GLM régularisé donne une estimation moins biaisée que la méthode par moyennage. Pour les deux méthodes, la régularisation a été faite sur l'ensemble des données. D'une part, le GLM régularisé déconvolue bien les potentiels évoqués par les fixations successives. Et d'autre part, la régularisation pour l'estimation du GLM est moins forte que celle de la méthode par moyennage, introduisant un biais moindre.

Sur les données issues de l'expérience EEG utilisant le P300 Speller, l'objectif n'était pas d'optimiser la qualité de l'estimation mais de distinguer efficacement deux types de potentiel, le potentiel évoqué par les stimuli cibles et le potentiel évoqué par les stimuli non cibles, dans l'optique d'une classification. Durant l'expérience, les intervalles inter-stimuli étaient réguliers donnant des potentiels évoqués à une fréquence régulière. Notons cependant que le protocole permettait une variabilité suffisante sur les instants des stimuli cibles, moins nombreux que les stimuli non cibles, pour l'application du GLM. Suite aux conclusions sur le choix entre une régularisation individuelle et une régularisation globale, nous avons opté pour cette dernière. Les résultats ont confirmé l'efficacité du GLM régularisé pour séparer deux types de potentiels dans l'optique d'une classification. La régularisation a amélioré le rapport signal sur bruit pour un faible nombre d'essais par la régularisation. Ce résultat permet d'obtenir un gain de temps lors d'une utilisation du P300 Speller.

7.2 Estimation des EFRP par l'algorithme ADJAR et par le GLM

La Table 7.2 récapitule les travaux du chapitre 6.

Objectifs	Travail méthodologique	Etudes	Données utilisées
Prendre en compte les recouvrements entre potentiels évoqués par les fixations oculaires	Développement de l'algorithme ADJAR et du GLM dans le contexte des EFRP	- Efficacité de l'algorithme ADJAR et validité de ses hypothèses - Comparaison entre l'algorithme ADJAR et le GLM	Données acquises en enregistrement conjoint EEG-oculométrie lors d'une tâche d'exploration visuelle de scènes naturelles
Estimer les potentiels évoqués au cours de l'exploration	Choix de la configuration du GLM selon différentes hypothèses et selon le potentiel d'intérêt	- Qualité de l'estimation selon la configuration - Estimation du potentiel évoqué à l'apparition du stimulus - Estimation du potentiel évoqué à la première fixation	

TABLE 7.2 – Récapitulatif du travail mené dans le chapitre 6

7.2.1 Estimation des EFRP par l'algorithme ADJAR

L'algorithme ADJAR a été développé par Woldorff [162] pour répondre au problème de recouvrements entre potentiels évoqués par des stimuli externes.

Dans le cadre de l'estimation des potentiels évoqués à chaque fixation, les hypothèses, sur lesquelles repose l'algorithme Adjar, sont reformulées comme suit :

- tous les potentiels évoqués sont identiques quel que ce soit le rang de la fixation ;
- durant un essai, seuls les recouvrements dus au potentiel évoqué par les fixations immédiatement adjacentes sont à considérer. Entre d'autres termes, les recouvrements du potentiel évoqué par la fixation de rang n par les potentiels évoqués par les fixations de rang $n \pm k$, avec $k \geq 2$, sont négligeables ;
- seuls les recouvrements du premier ordre ($Q_{\pm 1}(t) * a(t)$) sont considérés, les recouvrements du second ordre ($Q_{-1}(t) * Q_{-1}(t) * a(t)$ et $Q_{+1}(t) * Q_{+1}(t) * a(t)$)¹ étant négligeables dans la fenêtre d'estimation ;
- le bruit dû à l'activité cérébrale continue n'est pas considéré.

Les résultats montrent que les hypothèses sur lesquelles repose l'algorithme ADJAR sont trop restrictives dans le contexte d'estimation des potentiels évoqués par les fixations oculaires. En effet, l'algorithme ADJAR considère, dans un essai, les potentiels évoqués par les fixations de rang $n - 1$, n et $n + 1$. Cependant, en choisissant une fenêtre temporelle suffisamment large pour qu'un essai contienne ces trois potentiels, nous avons montré, en nous appuyant sur les distributions des intervalles inter-fixation, que plus de trois fixations ont lieu pendant cet essai. De plus, les distributions $Q_{\pm 1}t$ étant peu étendues dans le temps, les recouvrements du second ordre ne sont pas négligeables dans la fenêtre d'estimation. Par conséquent, l'algorithme ADJAR donne une estimation biaisée du potentiel évoqué par la fixation d'intérêt de rang n . Au contraire, le GLM considère toutes les fixations ayant lieu durant l'essai, ce qui le rend plus adapté à ce contexte.

7.2.2 Estimation des potentiels évoqués au début de l'exploration par GLM

Nous avons étudié deux configurations du GLM : le GLM à deux classes (potentiel évoqué à l'apparition du stimulus et potentiel évoqué aux premières fixations de l'exploration) et le GLM à trois classes (potentiel évoqué à l'apparition du stimulus, potentiel évoqué à la première fixation et potentiel évoqué par les fixations de rang supérieur). La distinction de la première fixation dans le GLM à trois classes s'appuie sur les résultats oculométriques révélant que cette fixation est plus courte que les suivantes, l'amplitude de la saccade est plus petite et le contraste local de la première région fixée est plus importante. Suite à ces observations, nous pouvons légitimement nous demander si ces différences se traduisent par une modulation du potentiel évoqué.

Tout d'abord, nous avons étudié le nombre de conditionnement de la matrice $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ intervenant dans la modélisation du GLM. La qualité de l'estimation du GLM dépend de la

1. Pour rappel, $a(t)$ est le potentiel évoqué, $Q_{-1}(t)$ et $Q_{+1}(t)$ sont les distributions normalisées des fixations de rang $n - 1$ et de rang $n + 1$, respectivement et $*$ est l'opérateur de convolution.

singularité de la matrice $\mathbf{D}^\dagger \mathbf{D}$ et donc du nombre de conditionnement de celle-ci : plus le nombre de conditionnement est important, plus la matrice est singulière, plus la variance de l'estimation est importante. Nous montrons que la matrice du GLM à trois classes a un nombre de conditionnement plus important que celle du GLM à deux classes. Cela s'explique par la diminution de la variabilité des instants des événements à l'intérieur d'une même classe.

Puis, nous avons étudié le GLM pour estimer le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus et le potentiel évoqué par la première fixation lors de l'exploration de la scène.

Nous avons commencé par estimer le potentiel évoqué par la première fixation, donnée par le GLM à trois classes. Pour ce faire, nous avons comparé le potentiel évoqué par la première fixation et le potentiel évoqué par les fixations suivantes : la différence entre les réponses lambda des deux potentiels évoqués est significative. Ce résultat va dans le sens de l'hypothèse du statut particulier de la première fixation se basant sur les résultats oculométriques.

Nous avons ensuite estimé le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus. Pour cette estimation, les configurations du GLM à deux et à trois classes peuvent, a priori, toutes deux convenir. Nous les avons donc comparé. Les résultats montrent que les deux estimations ne sont pas significativement différentes. La réponse neuronale liée spécifiquement à la première fixation n'a donc pas d'impact sur le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus. De plus, la variance de l'estimation issue du GLM à trois classes est plus importante. Ainsi, il est préférable de privilégier la qualité de l'estimation et donc de choisir le GLM à deux classes lorsque le potentiel d'intérêt est le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus. Par contre, si les résultats avaient montré des différences significatives entre les estimations du potentiel évoqué à l'apparition du stimulus, le choix de la configuration aurait demandé un compromis entre la variance et le biais. En effet, en choisissant la configuration à deux classes, on privilégierait la variance en tant que critère de qualité. Au contraire, en choisissant la configuration à trois classes et en prenant en compte la spécificité du premier EFRP, on favoriserait le biais de l'estimation.

Troisième partie

Expérimentation

Etude conjointe en EEG et oculométrie : Exploration visuelle d'expressions faciales émotionnelles statiques

Sommaire

8.1	Introduction	110
8.1.1	Intérêts	110
8.1.2	Apports	110
8.2	Matériel et méthode	113
8.2.1	Participants	113
8.2.2	Dispositif expérimental	114
8.2.3	Base DynEmo et stimuli	115
8.2.4	Protocole expérimental	116
8.2.5	Pré-traitement des données	118
8.3	Résultats sur les données comportementales	119
8.3.1	Taux de reconnaissance	119
8.3.2	Comportement oculomoteur	120
8.4	Résultats sur les données EEG	122
8.4.1	Choix de la méthode d'estimation	124
8.4.2	Etude des processus cognitifs selon le type d'émotion et selon la tâche . .	140
8.5	Discussion	150
8.5.1	Méthodes d'estimation	150
8.5.2	Etude des potentiels évoqués selon la tâche et l'émotion pour les stimuli émotionnels statiques	152

8.1 Introduction

8.1.1 Intérêts

Dans les Chapitres 5 et 6, le GLM a été appliqué sur des données issues d'une expérience en enregistrement conjoint EEG et oculométrie en exploration libre visuelle de scènes naturelles. Cette expérience a été menée par une doctorante de l'équipe, Hélène Devillez [31]. Les résultats obtenus dans ces deux chapitres ont validé l'intérêt de l'utilisation du GLM dans le contexte des EFRP, en situation de recouvrement, pour une tâche simple qu'est l'exploration libre de scènes visuelles naturelles.

Outre l'aspect méthodologique, un autre objectif des travaux présentés dans ce manuscrit était de monter et de mener de bout en bout, durant la thèse, une autre expérience en enregistrement conjoint EEG et oculométrie pour laquelle l'utilisation du GLM serait totalement justifiée. Une collaboration avec le laboratoire Inter-universitaire de Psychologie de Grenoble étant en cours, nous avons décidé de la poursuivre dans le cadre de cette expérience.

L'expérience avait pour but d'étudier la nature des processus cognitifs associés au décodage émotionnel avec des stimuli statiques et dynamiques provenant de situations naturelles.

D'un point de vue méthodologique, les questions posées concernaient l'accès au décours temporel de l'exploration visuelle en parallèle avec le relevé de l'activité neuronale par l'enregistrement EEG. Le travail méthodologique développé au cours de la thèse devrait contribuer à apporter des réponses à ces questions.

La section suivante détaille les apports d'une telle expérience par rapport à l'état de l'art.

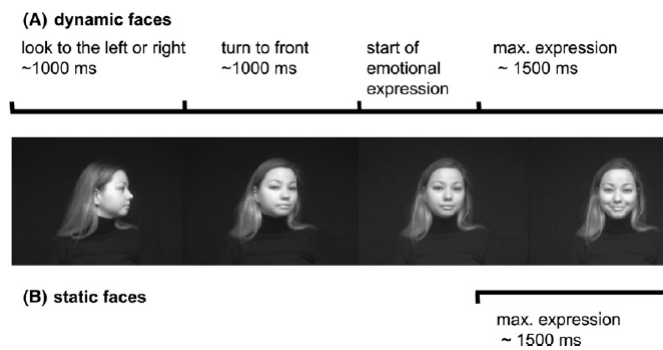
8.1.2 Apports

Les études portant sur la perception des expressions faciales émotionnelles (EFE), en ERP, utilisent, dans leur très grande majorité, des stimuli prototypiques d'émotions d'intérêt. Ces stimuli sont des photographies d'émotion produites dans des contextes peu naturels, par exemple des émotions jouées par des acteurs. La base de stimuli d'EFE la plus connue et la plus utilisée est celle issue de *Pictures of Facial Affect* d'Ekman et al. [36], notamment utilisée par les équipes d'Ashley [6], de Batty [14], de Krolak-Simons [80]). L'avantage de cette base est qu'elle constitue une référence permettant des comparaisons entre différentes études. L'utilisation de stimuli d'EFE prototypiques optimise les conditions expérimentales de décodage des émotions par les participants de l'expérience. Cependant, la validité écologique de ces bases de stimuli est souvent discutée [151], remettant en question la généralisation des résultats obtenus aux situations réelles.

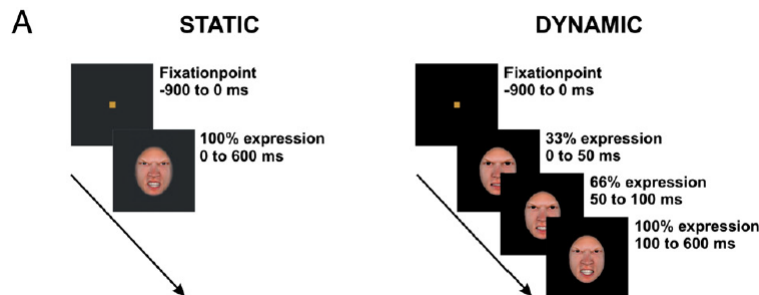
De plus, ces stimuli émotionnels sont statiques alors que l'intégration de la dimension temporelle a un impact très important dans les mécanismes de décodage émotionnel [151]. Les stimuli statiques induisent des processus de stratégie de reconnaissance très différents de ceux qui sont issus d'EFE spontanées et dynamiques. Les stimuli dynamiques sont moins prototypiques, moins intenses et plus ambiguës [73]. La prise en compte de la dynamique des stimuli pour l'étude des processus du décodage émotionnel est une problématique importante dans le champ de la psychologie sociale et met en évidence des questions méthodologiques pour

accéder aux données expérimentales. Trautmann-Lengsfeld et al. [154] et Recio et al. [127] ont cherché à comparer la perception des EFE statiques et dynamiques. Pour constituer leur base de stimuli, Trautmann-Lengsfeld et al. [155] [154] ont travaillé avec des actrices (Figure 8.1a) et Recio et al. [127] ont fabriqué des stimuli d'EFE avec un logiciel d'animation 3D (Figure 8.1b). Ces stimuli dynamiciens sont donc soit mis en scène [154], soit artificiels [127] et la validité écologique de ces stimuli peut être, cette fois encore, mise en question.

Ainsi, l'un des apports de notre expérience est l'utilisation des stimuli statiques et dynamiques issus de la base DynEmo [151] constituée d'EFE naturelles et spontanées exprimées par des personnes ordinaires.



(a) Exemple de stimuli utilisés par Trautmann-Lengsfeld et al., extrait de [155]



(b) Exemple de stimuli utilisés par Recio et al., extrait de [127]

FIGURE 8.1 – Exemple de stimuli utilisés pour des études comparant la perception d'EFE statiques et dynamiques

Enfin, lors des études en ERP portant sur la reconnaissance des EFE, la stratégie de l'exploration visuelle adoptée par les participants pour le décodage émotionnel n'a pas été étudiée.

Or, des travaux ont démontré que certaines régions du visage contenaient une information essentielle pour la reconnaissance d'une émotion particulière (voir notamment les études de Kohler et al. [74] et de Nusseck et al. [110]). Par exemple, les études sont unanimes sur le fait que la gaieté se reconnaît par un soulèvement de la pommette et par un étirement des coins des lèvres, que la tristesse se caractérise par un abaissement des sourcils et des coins des lèvres et que la colère et la frayeur sont marquées par des yeux écarquillés, des sourcils froncés et une bouche ouverte [74]. Des expériences en ERP ont donc cherché à étudier l'impact des caractéristiques du visage dans la reconnaissance des EFE ([139] [140], [22] [101]) en adoptant

différentes stratégies pour la présentation des stimuli. Schyns et al. [139] [140] ont utilisé la technique "Bubbles" [47] qui consiste à dévoiler le visage (en niveaux de gris et décomposé en différentes fréquences spatiales) par un masque composé de fenêtres gaussiennes localisées (Figure 8.2a). Calvos et al. [22] ont étudié le rôle des yeux et de la bouche dans les processus cognitifs précoces engagés dans la reconnaissance des EFE. Pour cela, ils ont montré des visages entiers, ou uniquement avec les yeux ou la bouche (Figure 8.2b). Dans le même ordre d'idée, l'équipe de Leppänen [85] a présenté des visages complets, des visages avec des masques ou seulement des régions du visage isolées (Figure 8.2c). Utilisant un enregistrement conjoint EEG oculométrie, Neath-Tavares et al. [101] ont présenté les stimuli de façon que la région d'intérêt (l'œil droit, l'œil gauche, le nez ou la bouche) soit au centre de la vision fovéale, le participant devant fixer le centre de l'écran (Figure 8.2d).

L'avantage de ces présentations est qu'elles permettent d'étudier l'importance des différentes régions du visage pour le décodage des EFE tout en limitant les mouvements oculaires du participant et donc les artefacts dans le signal EEG. L'inconvénient est que le décodage émotionnel est contraint à des régions d'intérêt, considérées a priori comme pertinentes par l'expérimentateur.

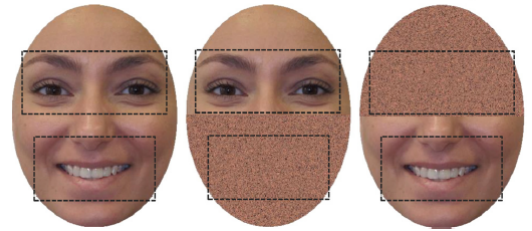
Lors d'autres études, telles que celles menées par Trautmann et al. [154] et par Recio et al. [127], aucune consigne particulière ne semble avoir été donnée aux participants concernant les mouvements oculaires. Les participants étaient donc libres d'explorer les stimuli. Mais leur comportement oculomoteur n'a pas été relevé, ne donnant pas accès aux stratégies exploratoires et aux processus cognitifs associés. Il faut également noter que la présentation des stimuli lors de l'expérience de Trautmann-Lengfeld et al. a été suffisamment longue (1500 ms) pour que plusieurs fixations aient eu lieu, soulevant le problème de recouvrement entre les réponses neuronales.

Notre expérience donne la possibilité, en enregistrant conjointement les signaux EEG et oculométriques en exploration libre (pendant deux secondes pour le stimulus statique et cinq secondes pour le stimulus dynamique), d'étudier le décours temporel de l'exploration des EFE et les processus cognitifs sous-jacents. Le travail méthodologique développé au cours de la thèse prend, ici, toute sa place.

Dans ce manuscrit, nous présentons les premiers résultats obtenus pour les potentiels évoqués, concernant les expressions faciales émotionnelles statiques, lors d'une tâche d'empathie et une tâche de discrimination. Le protocole et la méthode sont présentés dans la section 8.2. Après avoir présenté les résultats comportementaux et oculomoteurs dans la section 8.3, nous allons nous intéresser aux résultats sur les données EEG (section 8.4). Nous étudierons la méthode par moyennage (méthode Average) et deux configurations du GLM pour l'estimation des potentiels évoqués dans la section 8.4.1. Puis, nous allons comparer nos premiers résultats concernant les potentiels évoqués, selon la tâche et le type d'expression faciale émotionnelle, obtenus dans la section 8.4.2, avec ceux de l'état de l'art, dans la section 8.5. L'état de l'art concernant les potentiels évoqués par l'apparition d'un stimulus émotionnel a été développé dans le Chapitre 3. Le tableau 8.1 en fait un récapitulatif.



(a) Exemple de stimulus avec la technique "Bubbles" : à gauche, le stimulus original et à droite le stimulus "Bubbles". Exemple extrait et adapté de [139]



(b) Exemple de stimuli utilisés par Calvo et al., extrait de [22]



(c) Exemple de stimuli utilisés par Leppänen et al., extrait de [85]



(d) Exemple de stimuli utilisés par Neath-Tavares et al., extrait de [101]. La région d'intérêt (de haut en bas : l'œil droit, l'œil gauche, le nez et la bouche) est placée au centre de l'écran.

FIGURE 8.2 – Exemples de stimuli utilisés dans des expériences d'ERP étudiant les caractéristiques du visage nécessaires pour la reconnaissance des EFE

8.2 Matériel et méthode

8.2.1 Participants

Trente et un volontaires adultes ont participé à l'expérience mais seules les données de vingt-quatre participants (10 femmes et 14 hommes âgés de 20 à 32 ans, moyenne d'âge 25.6 ± 2.9 ans) ont été utilisées. Les données de sept participants ont été exclues à cause de problèmes techniques lors de l'acquisition comme une mauvaise calibration de l'oculomètre

ERP	Modulation selon les EFE statiques
N170	Blau et al. [18] : Amplitude plus grande pour la frayeur que pour le neutre Batty et al. [14] : Latence plus courte pour les EFE à valence positive ; amplitude plus grande pour la frayeur que pour la surprise et le neutre
EPN	Ashley et al. [6] : Amplitude plus grande pour le dégoût que pour la gaieté, la frayeur et le neutre sur la région occipitale. Krolak-Salmon et al. [80] : Différenciation du neutre par rapport aux EFE sur la région occipitale Recio et al. [127] : Amplitude amplifiée pour la colère sur la région occipitale Schupp et al. [138] : Amplitude plus grande pour la colère que pour la gaieté
LPP	Trautmann-Lengsfeld et al. [154]. : Amplitude plus grande pour le dégoût que pour le neutre sur la région centro-pariétale Recio et al. [127] : Amplitude plus grande pour la colère que pour le neutre sur la région centro-pariétale

TABLE 8.1 – *Récapitulatif des différentes modulations d'ERP évoqués par des EFE statiques*

ou un signal EEG trop bruité. Tous les participants avaient une acuité visuelle normale ou corrigée à la normale. Aucun participant n'avait d'antécédent de troubles neurologiques et psychiatriques.

Avant l'expérience, chaque participant a donné son consentement éclairé (tout en restant naïf sur le sujet de l'expérience) et a été rémunéré par un bon d'une valeur de 15 euros à la fin de l'expérience.

Le protocole expérimental a été approuvé par le comité d'éthique du Centre Hospitalier Universitaire de Grenoble et les passations se sont déroulées sur la plateforme IRMaGe au CHU de Grenoble.

8.2.2 Dispositif expérimental

Le participant était placé à 57 cm d'un écran de 30×40 cm, ayant une fréquence de rafraîchissement de 75 Hz. La tête était calée sur une mentonnière. Les signaux oculométriques ont été enregistrés par l'oculomètre binoculaire infrarouge EyeLink 1000 (SR Research). Le système Eyelink a été utilisé dans le mode de suivi "pupille - reflet cornéen" avec une fréquence d'échantillonnage de 1000 Hz. Durant l'expérience, plusieurs calibrations oculométriques ont été effectuées. Lors d'une calibration, le participant devait fixer successivement 9 points apparaissant aléatoirement aux coins de l'écran, au centre et à mi-distance entre deux points. Une correction de "drift" a été faite également plusieurs fois, consistant en un point central que le participant devait fixer. Cela permet de vérifier qu'il n'y a pas eu de dérive lors de l'estimation de la position des yeux depuis la dernière calibration. Pour la calibration et la

correction de "drift", l'erreur calculée par le logiciel d'acquisition devait être inférieure à 1° , sinon une nouvelle calibration était effectuée.

Les signaux EEG ont été enregistrés à l'aide d'un casque Acticap (Brain Products, Inc) équipé de 64 électrodes actives et unipolaires positionnées selon le système 10-20. L'électrode de référence était FCz et celle de la masse est AFz. L'activité électro-oculographique a été également enregistrée avec quatre électrodes autour de chaque œil. Pour chaque électrode, la valeur d'impédance était inférieure à $10\text{ k}\Omega$. Le signal a été amplifié par un système BrainAmp (Brain Products, Inc.) et échantillonné à 1000 Hz, avec une résolution de $0.1\mu V$ et un filtrage passe-haut de fréquence de coupure de 0.1 Hz.

8.2.3 Base DynEmo et stimuli

La base DynEmo est un corpus de vidéos d'expressions émotionnelles faciales (EFE) dynamiques et authentiques [151]. Cette base est composée de 358 EFE enregistrées sur un large panel de personnes ordinaires des deux sexes (182 femmes et 176 hommes de 25 à 65 ans) filmées dans des conditions naturelles mais standardisées. Les conditions qui ont influencé ou causé le comportement affectif de la personne filmée sont connues. Un tiers de ces vidéos ont été montrées à des observateurs qui devaient noter en continu les émotions exprimées au cours de la vidéo. Une même vidéo a été annotée par une vingtaine d'observateurs. Le déroulement dynamique de l'EFE enregistrée est associé aux décodages des observateurs au cours du temps. Cette synchronisation permet une analyse considérant, à chaque instant, les changements de l'expression faciale et l'interprétation des observateurs, indépendamment de l'état affectif ressenti par la personne filmée. Ainsi, les expressions enregistrées sont segmentées en clip dont l'encodage est le plus important.

Pour créer les stimuli statiques (c'est-à-dire des images) des EFE pour notre expérience, les vidéos les plus expressives selon les annotations des observateurs ont été sélectionnées pour cinq émotions : la gaieté, la surprise, la frayeur, le dégoût et l'expression neutre. De chaque séquence émotionnelle, a été extraite une image correspondant à l'intensité maximale de l'expression. des stimuli "distracteurs" ont été ajoutés afin d'éviter un effet mémoire. Finalement, la base de stimuli a été composée de 118 stimuli d'EFE : 12 pour la gaieté, 12 pour la surprise, 10 pour la frayeur, 12 pour le dégoût, 24 pour l'expression neutre, 48 pour des stimuli distracteurs. Les stimuli distracteurs ont été choisis parmi des séquences émotionnelles correspondant à d'autres émotions que les cinq sélectionnées. Ils ont également été sélectionnés parmi des séquences émotionnelles non retenues en tant que séquence d'intérêt à cause d'un mouvement de main, d'une occlusion d'une partie du visage, etc. La figure 8.3 présente des exemples de stimulus pour chaque catégorie, tous les stimuli sont présentés en annexe.

La luminance moyenne des stimuli a été égalisée. Les images ont une résolution de 768×1024 pixels, couvrant un champ visuel de $30^\circ \times 40^\circ$.

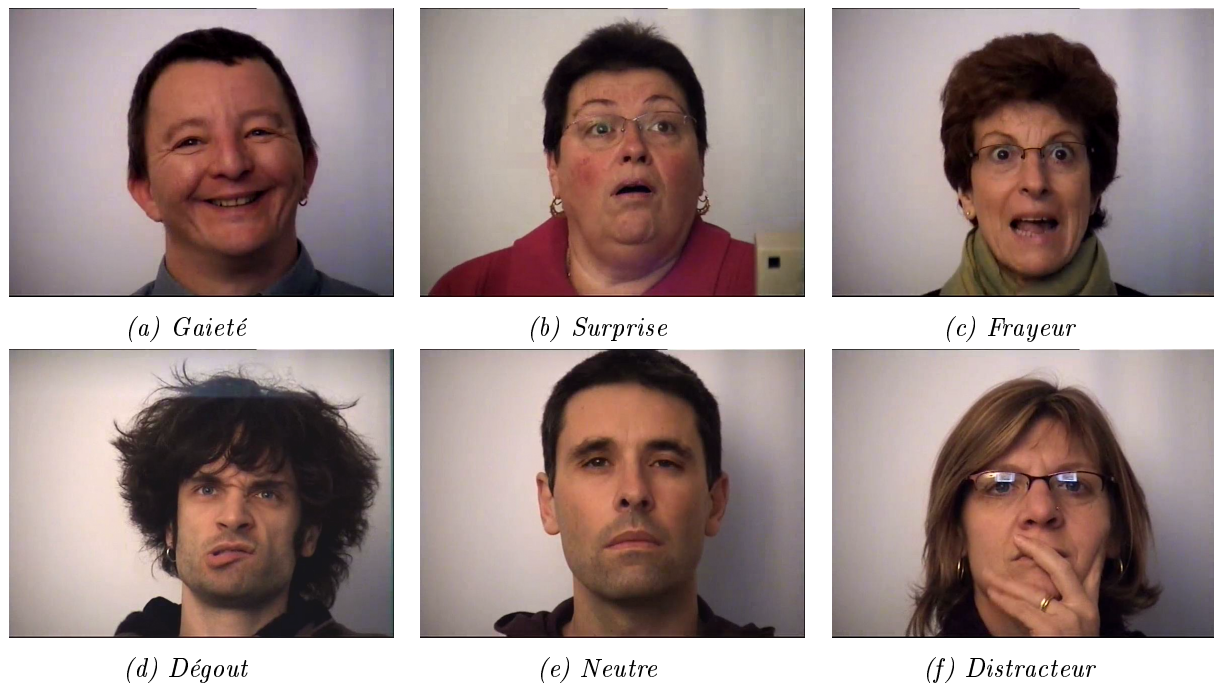


FIGURE 8.3 – Exemples de stimulus pour chaque catégorie

8.2.4 Protocole expérimental

L'expérience s'est déroulée en deux sessions.

Pour la première session, "EFE1", le participant devait regarder les 118 stimuli présentés. L'intitulé de la consigne était : "Votre tâche consiste à regarder attentivement les visages qui apparaîtront à l'écran. Pour chaque visage, vous devrez, dans la mesure du possible, comprendre et partager ce que la personne ressent.". Un essai de cette session était constitué de quatre écrans (Figure 8.4a) :

1. Un écran gris avec une croix centrale d'une durée aléatoire entre 100 et 500 ms. La durée aléatoire évitait toute anticipation de la part du participant et celui-ci devait fixer la croix.
2. Le même écran gris avec une croix centrale. On passait au troisième écran lorsque le regard du participant était stabilisé sur la croix ($\pm 2^\circ$) pendant au moins 600 ms. Cela permettait de s'assurer qu'il n'y avait pas de saccade avant le début de l'exploration et que toutes les explorations débutaient depuis la même zone centrale. Une durée maximum d'affichage était néanmoins fixée à 5 s au cas où la fixation sur la croix n'était pas validée mais dans ce cas, l'essai n'était pas pris en compte dans l'analyse des données.
3. Le stimulus était affiché pendant 2 s. Le participant était invité à ne pas cligner des yeux.
4. Un écran gris était affiché pendant 4 s.

Cette session était constituée d'une courte séquence de familiarisation (trois essais) puis de

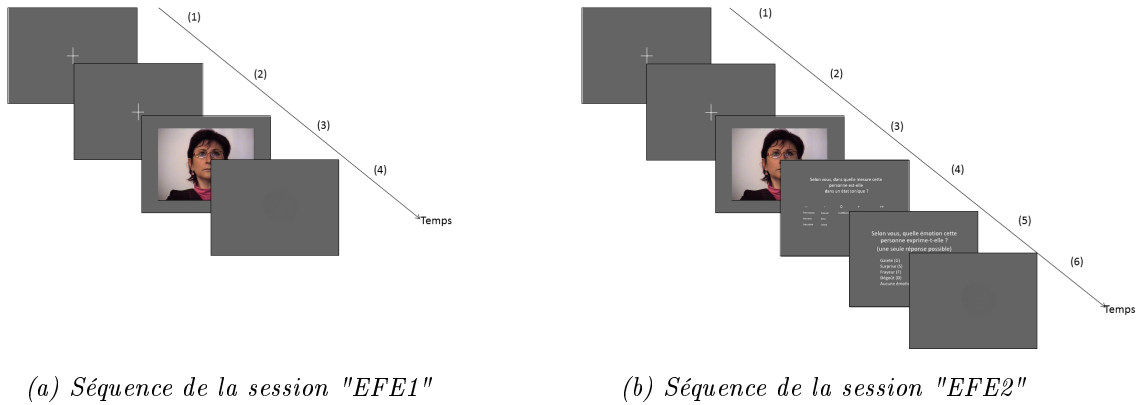


FIGURE 8.4 – Séquence d'un essai constitué de plusieurs écrans. a) Première session b) Deuxième session

trois blocs : les deux premiers blocs étaient constitués de 39 essais, le troisième de 40 essais. Il y avait une pause de 5 minutes entre chaque bloc. Une calibration oculométrique était effectuée avant le début de chaque bloc et tous les 14 essais. Une correction de "drift" était faite tous les cinq essais.

Pour la deuxième session, "EFE2", les stimuli étaient présentés dans le même ordre que lors de la session précédente mais les stimuli distracteurs étaient exclus, le participant ne regardait donc que les 70 stimuli d'EFE. Cette fois-ci, le participant devait répondre à deux questions après chaque stimulus. La consigne était formulée ainsi : "Votre tâche consiste à regarder attentivement les visages qui apparaîtront à l'écran. Pour chaque visage, vous devrez répondre à 2 questions." Un essai de cette session était constitué de deux écrans supplémentaires par rapport à la première session, après le stimulus (Figure 8.4b). Une première question s'affichait : "Selon vous, dans quelle mesure cette personne est-elle dans un état tonique". Cinq réponses étaient possibles : "Très assoupi / Très mou / Très calme" (---), "Assoupi / Mou / Calme" (—), "Indifférent" (0), "Éveillé / Énergique / Dynamique" (+), "Très éveillé / Très énergique / Très dynamique" (++). Le participant avait 10 s maximum pour y répondre via le clavier. Puis il devait répondre à une deuxième question : "Selon vous, quelle émotion la personne exprime-t-elle?". Cinq réponses étaient possibles : "Gaieté" (G), "Surprise" (S), "Dégoût" (D), "Frayeur" (F), "aucune émotion particulière" ($\emptyset$). Le participant avait également 10 s maximum pour y répondre.

La deuxième session était constituée d'une phrase de familiarisation de trois essais et de deux blocs de 35 essais chacun avec une pause de 5 minutes entre les blocs. Une calibration oculométrique était effectuée tous les 19 essais et une correction de "drift" était faite tous les cinq essais.

Le logiciel Softeye [62] a été utilisé pour élaborer l'expérience permettant de contrôler la chronologie des séquences, l'oculomètre et l'envoi des triggers de synchronisation à l'oculomètre et au système d'acquisition de l'EEG.

8.2.5 Pré-traitement des données

8.2.5.1 Données oculométriques

Les données oculométriques et EEG ont été synchronisées après les acquisitions sur la base des triggers envoyés simultanément sur les deux systèmes d'acquisition lors de la passation, grâce au logiciel Softeye. Les saccades et les fixations ont été automatiquement détectées par le logiciel EyeLink. La détection des saccades s'est faite selon trois seuils : le seuil de vitesse ($30^\circ/s$), le seuil d'accélération ($8000^\circ/s$) et le seuil de déplacement ($0.1^\circ/s$). Une fixation est détectée dès que la pupille est stabilisée.

8.2.5.2 Données EEG

Le pré-traitement a été fait avec EEGLAB [30]. Après l'acquisition, les données EEG ont été filtrées entre 1 et 70 Hz puis par un filtre passe-bas de 50 Hz a été appliqué. Le signal a été découpé en segments synchronisés sur l'apparition du stimulus et délimités sur la période [-500 2000] ms. Une inspection visuelle du signal a permis de repérer les électrodes défaillantes et de les interpoler. Les artefacts oculaires ont été corrigés par une procédure semi-automatique utilisant les signaux EOG et l'algorithme SOBI [16]. De plus, les segments dont la variance excédait un seuil étaient rejetés.¹

8.2.5.3 Synchronisation des données EEG

Des triggers spécifiques ont été ajoutés après l'acquisition des données oculométriques et EEG afin d'identifier :

- toutes les saccades ayant lieu lors de la présentation des stimuli,
- toutes les fixations ayant lieu lors de la présentation des stimuli,
- le rang des fixations au cours de l'exploration du stimulus,
- les fixations selon l'EFE du stimulus (par exemple, toutes les fixations ayant lieu pendant la présentation des EFE de surprise ont un trigger commun),
- les fixations selon la région fixée (yeux, sourcils, corrugator (espace entre les sourcils), nez, bouche),
- les fixations selon l'EFE du stimulus et la région fixée (par exemple les fixations pour les EFE de gaieté tombant sur la bouche ont un trigger commun).

Une même fixation a donc quatre triggers, autre que le trigger "fixation", selon son rang, l'EFE du stimulus, la région fixée et selon la région fixée et l'EFE du stimulus.

1. Ce seuil était égal à la somme de la variance moyenne à travers les segments et du triple de l'écart-type.

8.3 Résultats sur les données comportementales

8.3.1 Taux de reconnaissance

Tout d'abord, nous nous sommes intéressés aux réponses des participants concernant la reconnaissance des émotions lors de la deuxième session EFE2. Le tableau 8.2 donne le taux de reconnaissance des émotions en pourcentage. L'émotion de la frayeur est la plus mal reconnue par les participants (37.82 %) et la seule pour laquelle le taux de reconnaissance est inférieur à 50 %. Au contraire, l'émotion de gaieté obtient le meilleur taux de reconnaissance (96.28 %).

	Gaieté	Surprise	Frayeur	Dégout	Neutre
Moyenne	96.28	56.39	37.82	66.52	67.07
Ecart-type	5.26	16.64	15.95	17.66	18.74

TABLE 8.2 – Taux de reconnaissance par émotion en %

Nous avons approfondi l'analyse de la reconnaissance des émotions en calculant la matrice de confusion moyenne (Table 8.3).

Vraie \ Estimée	Gaieté	Surprise	Frayeur	Dégout	Neutre	Autre
Gaieté	96.28	0.69	0	0	2.43	0.59
Surprise	2.08	56.39	2.43	15.69	21.60	1.81
Frayeur	8.84	28.10	37.82	9.63	15.60	0
Dégout	2.43	10.42	14.04	66.52	6.25	0.35
Neutre	3.07	15.45	3.70	10.18	67.07	0.52

TABLE 8.3 – Matrice de confusion en %

Cette matrice nous montre par exemple que les stimuli de frayeur ont été perçus à 37.82 % comme tels par les participants mais 28.10 % (resp. 15.60 %) de ces stimuli ont été perçus comme étant des EFE de surprise ou étant neutres, respectivement. En effet, il faut rappeler que l'annotation des émotions, par des observateurs a été faite lors de visionnage de vidéos (voir section 8.2.3). Lors d'une séquence annotée comme étant de la frayeur, la personne filmée a pu exprimer la frayeur en tressaillant mais cela n'est pas visible sur l'image extraite et l'EFE peut, dans ce cas, être très ambiguë en présentation statique (Figure 8.5). A cause du faible taux de reconnaissance, les essais avec les stimuli "Frayeur" ont été exclus des analyses.

Enfin, notre étude portant sur les processus cognitifs liés à la perception des EFE, et étant donné l'écart entre l'annotation a priori des EFE et la perception des EFE par les participants, nous avons réétiqueté a posteriori les stimuli, pour chaque participant, selon l'EFE perçue, en utilisant le jugement du sujet durant la deuxième session.

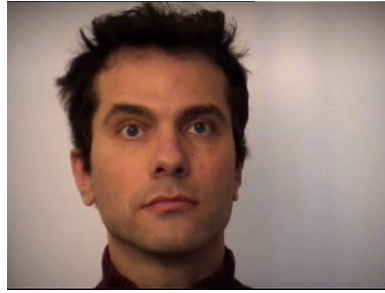


FIGURE 8.5 – Exemple de stimulus d'EFE étant annotée "Frayeur" mais pouvant être difficile à être perçue comme telle

8.3.2 Comportement oculomoteur

La table 8.4 montre les durées moyennes des fixations pour les deux sessions (tâches) et par émotion. Il n'y a pas de différence significative entre les émotions ($F(3,69)=0.19$, $p=0.90$) ni entre les tâches ($F(1,23)=0.10$, $p=0.76$).

Nombre de fixations		Toutes les émotions	Gaieté	Surprise	Dégout	Neutre
Moyenne	EFE1	4,63	4.73	4.52	4.57	4.63
	EFE2	4,68	4.59	4.70	4.68	4.71
Ecart type	EFE1	1,12	1.15	1.09	1.25	1.14
	EFE2	0,94	0.97	1.02	1.16	0.85

TABLE 8.4 – Nombre de fixations (moyenne et écart-type à travers tous les participants), par tâche et par émotion

Les durées moyennes de fixation sont détaillées dans la table 8.5, par émotion et par tâche. Nous pouvons remarquer qu'elles sont de l'ordre de grandeur des durées de fixations lors de différentes tâches visuelles (de 200 à 320 ms) (voir Chapitre 2). Il n'y a pas de différence significative entre les émotions ($F(3,69)=0.94$, $p=0.42$) ni entre les tâches ($F(1,23)=2.37$, $p=0.14$).

Durée moyenne		Toutes les émotions	Gaieté	Surprise	Dégout	Neutre
Moyenne	EFE1	305,54	297.67	310.86	309.77	309.00
	EFE2	294,76	296.84	293.30	303.60	288.01
Ecart type	EFE1	59,97	65.87	66.30	65.08	66.38
	EFE2	51,98	50.55	56.20	77.00	46.17

TABLE 8.5 – Durée des fixations en ms (moyenne et écart-type à travers tous les participants), par tâche et par émotion

Les tables 8.6 et 8.7 présentent, respectivement, les latences moyennes des quatre premières fixations suivant l'apparition du stimulus et les intervalles inter-fixations moyens pour les deux tâches. En effet, nous nous intéressons au potentiel évoqué à l'apparition du stimulus dont

les composantes ont des latences pouvant aller jusqu'à 600 ms après l'apparition du stimulus. C'est pourquoi les latences des premières fixations ont été spécifiquement relevées. Ces deux tables montrent que les composantes de l'ERP seront impactées par l'EFRP lié à la première fixation et par les composantes précoces de l'EFRP lié à la deuxième fixation. De plus, ces deux EFRP se recouvreront pour des latences des composantes évoquées supérieures à environ 300 ms.

Latence		Fixation 1	Fixation 2	Fixation 3	Fixation 4
Moyenne	EFE1	275.03	543.09	838.19	1134.94
	EFE2	266.66	547.12	856.82	1151.58
Ecart type	EFE1	49.16	84.57	93.81	96.23
	EFE2	41.23	83.89	103.84	106.09

TABLE 8.6 – *Latences des fixations en ms, en fonction de leur rang (moyenne et écart-type à travers tous les participants) et par tâche*

IFI		Fixation 2	Fixation 3	Fixation 4
Moyenne	EFE1	272.30	313.64	330.19
	EFE2	282.61	319.63	325.69
Ecart type	EFE1	53.00	41.97	46.62
	EFE2	54.96	47.09	43.25

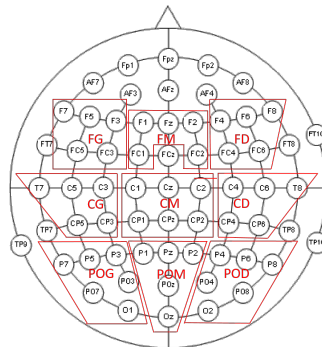
TABLE 8.7 – *Durée de l'intervalle inter-fixation en ms (moyenne et écart-type à travers tous les participants), par tâche et en fonction du rang de la fixation. La durée de l'IFI, au rang i , est égale à la différence de latence entre la fixation de rang i et la fixation de rang $i-1$*

8.4 Résultats sur les données EEG

Le signal pré-traité a été segmenté en se synchronisant sur l'apparition du stimulus. La durée des segments a été choisie de façon à être suffisamment longue pour inclure au moins le potentiel évoqué par la première fixation et ce potentiel sera estimé sur une fenêtre de -200 à 800 ms par rapport au début de la fixation. Ainsi, la fenêtre temporelle des segments a été définie par $[-200; 800 + \tau]$ ms, par rapport à l'apparition du stimulus, avec τ la somme de la latence moyenne de la première fixation (275.03 ms pour la session EFE1 et 266.66 ms pour la session EFE2) et de son écart type (49.16 ms pour la session EFE1 et 41.23 ms pour la session EFE2) (voir Table 8.6). Par conséquent, τ était égal à $\tau \simeq 275 + 49 = 324$ ms concernant la première session et égal à $\tau \simeq 267 + 41 = 308$ ms pour la seconde session. Ainsi, en arrondissant, les segments, pour tous les participants et pour les deux sessions, ont été réalisés sur la période $[-200 ; 1200]$ ms. Durant cette période, $3.4 (\pm 0.6)$ fixations, en moyenne et toutes émotions confondues ont eu lieu, pendant un essai, lors de la session EFE1 et $3.5 (\pm 0.6)$ fixations lors de la session EFE2. Une correction de ligne de base a été faite sur la période $[-200 ; 0]$ ms par rapport à l'apparition du stimulus. Le signal de neuf régions du scalp (chaque région correspondant à 5-6 électrodes) a été moyenné, donnant 9 électrodes virtuelles détaillées dans le tableau 8.6a et illustrées sur la figure 8.6b.

Régions	Electrodes Moyennées	Sigles désignant les électrodes virtuelles
Frontale gauche	F3, F5, F7, FC5, FC3	FG
Frontale médiane	F1, Fz, F2, FC1, FC2	FM
Frontale droite	F4, F6, F8, FC6, FC4	FD
Centrale gauche	C3, C5, T7, CP5, CP3	CG
Centrale médiane	C1, Cz, C2, CP1, CPz, CP2	CM
Centrale droite	C4, C6, T8, CP6, CP4	CD
Pariéto-occipitale gauche	P3, P5, P7, PO3, PO7, O1	POG
Pariéto-occipitale médiane	P1, Pz, P2, POz, Oz	POM
Pariéto-occipitale droite	P4, P6, P8, PO4, PO8, O2	POD

(a) Définition des électrodes virtuelles



(b) Positionnement des électrodes virtuelles (encadrées en rouge)

FIGURE 8.6 – Définition et positionnement des électrodes virtuelles

La table 8.8 détaille les statistiques concernant le nombre d'essais par émotion, pour les deux sessions.

Nombre d'essais		Gaieté	Surprise	Dégout	Neutre
Moyenne	EFE1	13.04	13.83	12.54	20.42
	EFE2	13.16	14.29	12.79	20.75
Ecart type	EFE1	2.46	3.45	4.19	6.73
	EFE2	2.30	3.62	4.20	6.80
Minimum	EFE1	9	9	6	9
	EFE2	10	6	9	9
Maximum	EFE1	21	22	22	36
	EFE2	21	21	22	37

TABLE 8.8 – *Nombre d'essais (moyenne et écart-type à travers tous les participants) et le nombre minimal et maximal d'essais par tâche et par émotion*

Les fenêtres d'intérêt pour l'analyse des potentiels ont été définies sur la base des études précédentes [154] [127] et sur l'inspection des grands moyennages. Ces grands moyennages sont illustrés par la Figure 8.8. Les fenêtres ont été définies comme suit :

- [90 ; 110] ms pour l'étude de la composante P1 ;
- [140 ; 180] ms pour l'étude de la composante N170 ;
- [230 ; 350] ms pour l'étude du potentiel différentiel EPN ;
- [400 ; 600] ms pour l'étude de la composante LPP.

Au vu des latences des deux premières fixations (voir Table 8.6), des recouvrements liés aux potentiels évoqués par ces deux fixations peuvent impacter les potentiels EPN et LPP. En effet, pour la tâche EFE1, la latence moyenne de la première fixation est de 275 ms (± 49 ms) et celle de la seconde fixation est de 543 ms (± 84 ms). Par conséquent, le potentiel évoqué par la première fixation impacte les deux potentiels tardifs EPN et LPP. Et le potentiel LPP est également impacté par le potentiel évoqué par la deuxième fixation. Plus précisément, comme illustré par la Figure 8.7 :

- l'activité évoquée par la première fixation, entre -45 ms ($230 - 275 = -45$) et 75 ms ($350 - 275 = 75$) par rapport au début de la fixation, est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel EPN,
- l'activité évoquée par la première fixation, entre 125 ms ($400 - 275 = 125$) et 325 ms ($600 - 275 = 325$) par rapport au début de la fixation, est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP,
- l'activité évoquée par la deuxième fixation, entre -143 ms ($400 - 543 = -143$) et 57 ms ($600 - 543 = 57$) par rapport au début de la fixation, est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP.

Les mêmes calculs pour la tâche EFE2 sont donnés en annexe.

Dans un premier temps, nous allons étudier l'effet de la méthode d'estimation des potentiels évoqués sur les quatre fenêtres de latence mentionnées ci-dessus et l'impact des contributions des deux premières fixations sur les estimations. Pour cela, nous ne distinguerons pas les

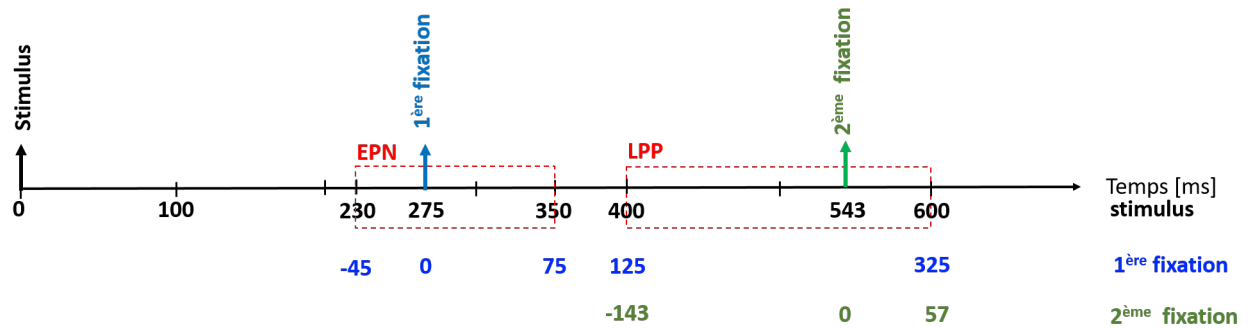


FIGURE 8.7 – Latences des composantes des deux premiers EFRP impactant les fenêtres de latences des potentiels EPN et LPP.

émotions. Dans un deuxième temps, en nous appuyant sur les conclusions issues de cette étude portant sur le choix des méthodes d'estimations, nous analyserons plus en détail les résultats sur ces mêmes fenêtres de latence en les confrontant à la littérature.

8.4.1 Choix de la méthode d'estimation

Dans cette section, nos études seront conduites sur les fenêtres de latence définies ci-dessus pour les potentiels P1, N170 et LPP. Par contre, pour éviter toute confusion, nous avons noté le potentiel sur la fenêtre [230 350] ms "P2P3", en référence à sa fenêtre de latence, en réponse à un stimulus émotionnel et nous réservons le terme "EPN" pour le potentiel différentiel correspondant à la différence entre le potentiel évoqué par le stimulus émotionnel et celui qui est évoqué par l'expression neutre.

Comme abordé précédemment, à partir de la latence de la première saccade, puis de la première fixation, les activités neuronales observées peuvent être interprétées comme provenant de trois types de potentiels évoqués :

- le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus émotionnel,
- le potentiel évoqué par les fixations incluses dans la fenêtre d'analyse,
- le potentiel évoqué les saccades incluses dans la fenêtre d'analyse.

Nous allons donc étudier ces trois sources d'activité. Dans un premier temps, nous allons estimer le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus en prenant en compte le potentiel évoqué par les fixations ; dans un deuxième temps, nous allons estimer le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus en prenant en compte, cette fois-ci, le potentiel évoqué par les saccades. Ainsi, cela nous permettra de mieux distinguer les effets des fixations d'une part et des saccades d'autre part.

8.4.1.1 Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les fixations oculaires

Dans la suite logique de l'approche présentée au Chapitre 6, la configuration du GLM est le modèle à deux classes (une première classe correspondant au potentiel évoqué à la présentation du stimulus et une deuxième correspondant au potentiel évoqué à chaque fixation, sans distinction de la première fixation). En reprenant les notations du Chapitre 6, ce modèle s'exprime par :

$$x(t) = \mathbf{D}_s s(t) + \mathbf{D}_{1+} a_{1+}(t) + n(t) \quad (8.1)$$

avec $s(t)$, l'ERP à l'apparition de l'EFE et $a_{1+}(t)$, l'EFRP associé aux premières fixations de l'exploration. Dans ce modèle, les potentiels saccadiques évoqués par chaque début de saccade ne sont pas distingués et peuvent interférer théoriquement dans l'estimation des potentiels pour chacune des deux classes. En pratique, cette interférence est vraiment minime comme on le montrera dans le paragraphe suivant.

Les potentiels évoqués à l'apparition du stimulus, estimés par les deux méthodes, la méthode Average et le GLM, et pour les deux tâches sont présentés sur la figure 8.8. Quelles que soient les méthodes et les tâches, nous distinguons le potentiel P1 vers 100 ms, une composante apparaissant systématiquement après l'apparition du stimulus, majoritairement sur les sites pariéto-occipitaux. Le potentiel N170 vers 170 ms, potentiel marqueur de la perception des visages, est également présent ainsi que le potentiel P2P3 et le LPP, potentiels sensibles aux stimuli émotionnels. L'amplitude de ces deux derniers potentiels est amplifiée sur les régions pariéto-occipitales.

Nous pouvons observer, pour chacune des tâches, des différences entre les deux méthodes d'estimation pour les potentiels P2P3 et LPP. Ces différences sont d'ailleurs plus prononcées pour le potentiel LPP sur les électrodes virtuelles centro-médiane (CM) et pariéto-occipitales (POG, POM, POD). Ces différences sont liées à la prise en compte ou non des contributions des deux premières fixations par la méthode d'estimation, confirmant les hypothèses émises sur les recouvrements possibles sur les potentiels P2P3 et LPP. Nous allons donc nous intéresser à ces contributions.

Le raisonnement qui suit étant identique pour les deux tâches, nous nous concentrerons ici sur la tâche EFE1. Les figures concernant la tâche EFE2 sont présentées en annexe.

La Figure 8.9 illustre l'estimation du potentiel évoqué par les fixations oculaires, quel que soit leur rang, estimation obtenue par le modèle décrit par l'équation 8.1. Comme cela a été expliqué précédemment, trois fenêtres de latence des potentiels évoqués par les fixations doivent être étudiées pour analyser les contributions de ces potentiels sur les potentiels tardifs P2P3 et LPP, indiquées par des segments, de trois couleurs, sur la Figure 8.9 :

- la fenêtre [-45 75] ms, relativement au début de la première fixation, indiquée par le segment rouge
- la fenêtre [125 325] ms, relativement au début de la première fixation, indiquée par le segment bleu
- la fenêtre [-143 57] ms, relativement au début de la deuxième fixation, indiquée par le

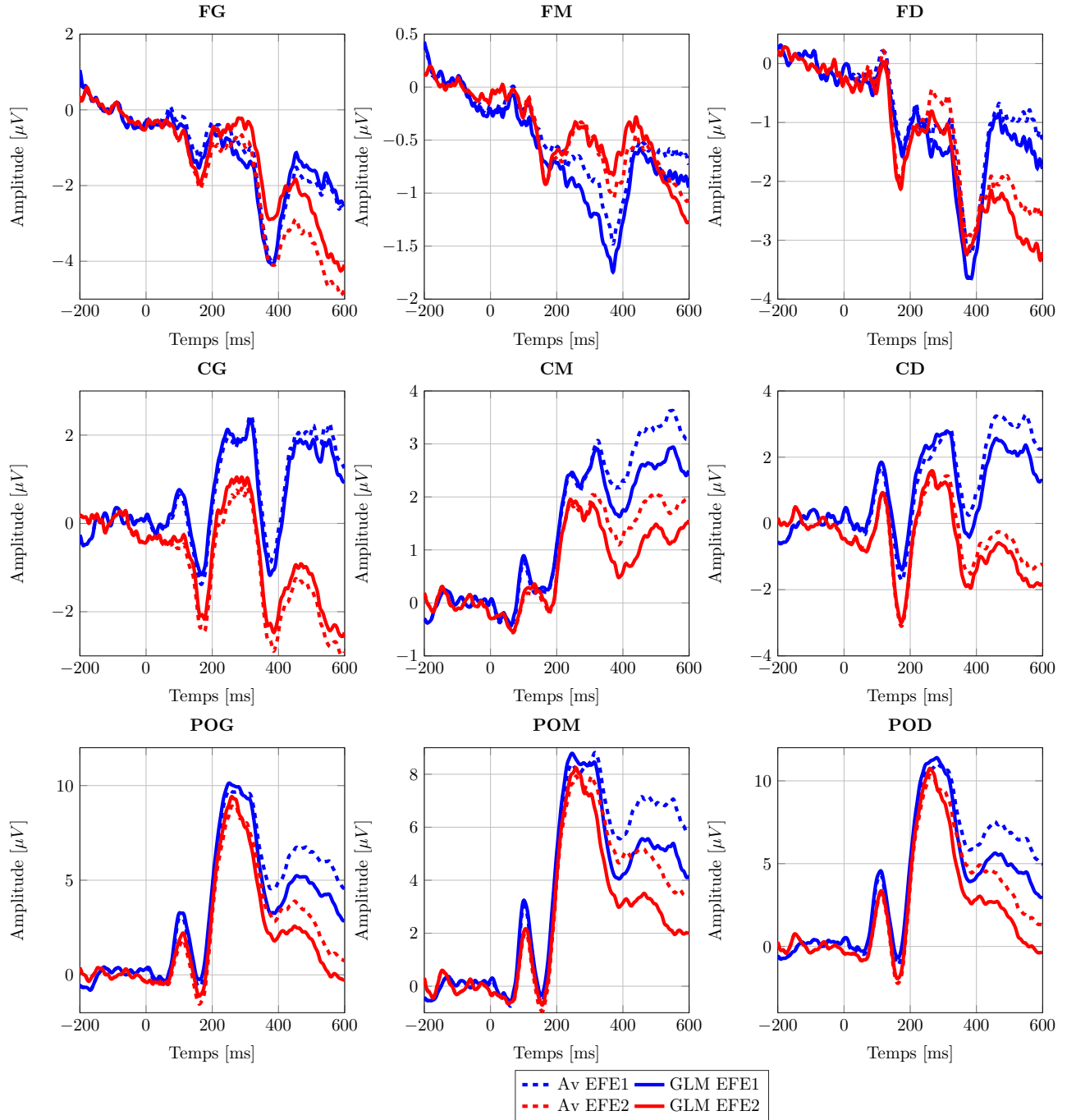


FIGURE 8.8 – ERP sur les différentes électrodes virtuelles, toutes émotions confondues, estimés par les deux méthodes "Average" et GLM, pour les tâches EFE1 et EFE2

segment vert

Nous pouvons constater que la fenêtre $[-45 \ 75]$ ms englobe le pic saccadique de la saccade précédant la première fixation et l'élaboration de la réponse lambda. La fenêtre $[125 \ 325]$ ms contient le potentiel P2 évoqué par la première fixation, également exprimé sur les régions

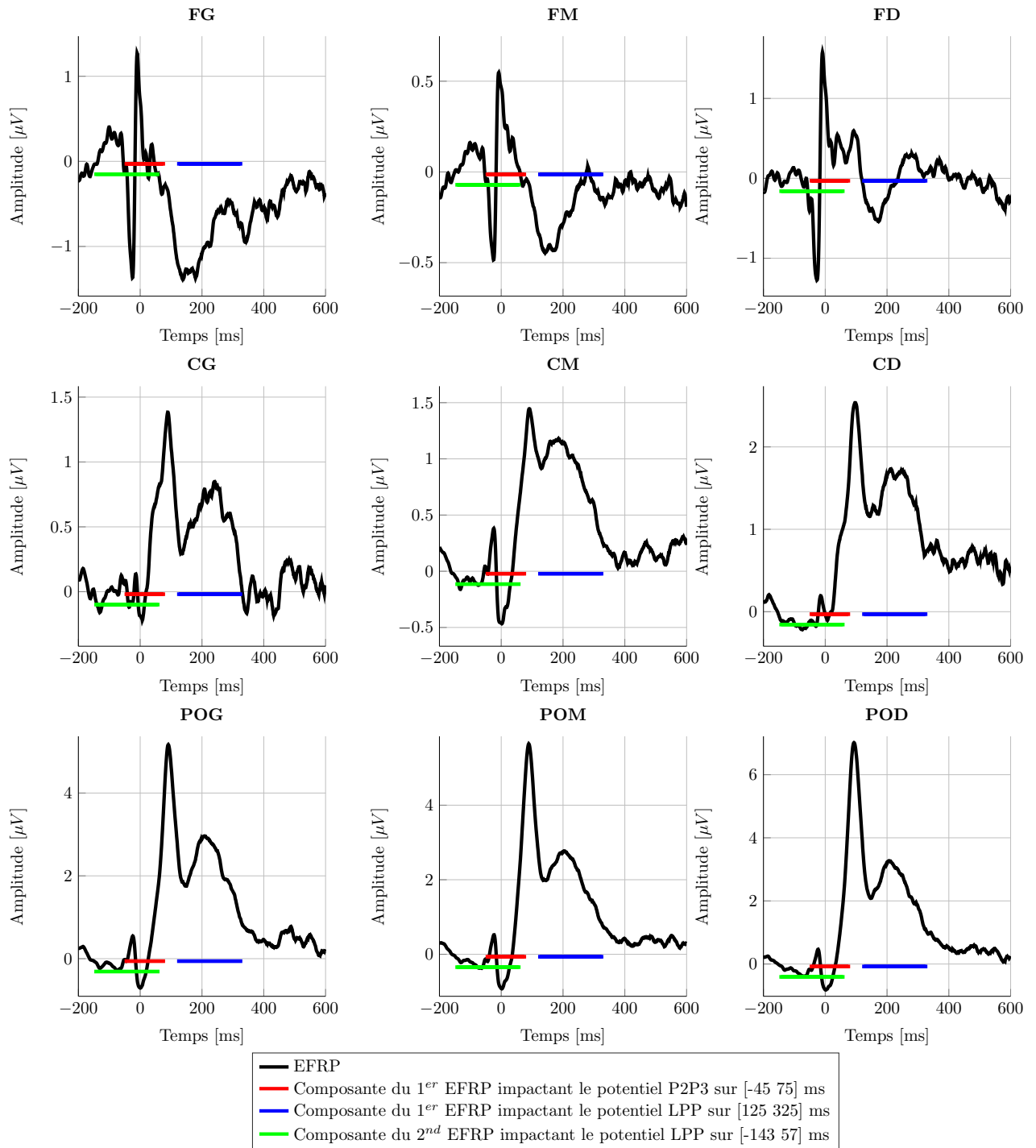


FIGURE 8.9 – EFRP, pour la tâche EFE1, sur les différentes électrodes virtuelles, toutes émotions confondues

centrales et pariéto-occipales. La fenêtre [-143 57] ms correspond à l'activité précédant la deuxième fixation, c'est-à-dire l'activité pré-saccadique et le pic saccadique.

Le pic saccadique est plus marqué sur les électrodes virtuelles frontales gauche et droite. La réponse lambda et le potentiel P2 sont, quant à eux, plus exprimés sur les sites centraux et pariéto-occipitaux.

La Figure C.2 montre les topographies de l'ERP estimés par les deux méthodes et l'EFRP pour la première fixation sur la fenêtre de latence du potentiel P2P3. La première ligne correspond à l'ERP estimé par la méthode "Average", la deuxième ligne correspond à l'EFRP estimé par le GLM et la troisième ligne correspond à l'ERP estimé par le GLM.

Il est important de noter ici, que les topographies de la méthode "Average" ne peuvent pas être considérées comme une somme des topographies de l'EFRP et des topographies l'ERP estimés par le GLM. Les topographies de la méthode "Average" reflètent l'activité neuronale à l'apparition du stimulus qui est modulée par le traitement de l'information encodée aux fixations, successivement au cours de l'exploration. Le GLM déconvolue le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus et le potentiel évoqué synchronisé sur le début des fixations, quel que soit le rang de celles-ci. Cette remarque s'applique également aux topographies des Figures C.3, 8.15 et 8.16.

Sur la deuxième ligne, montrant l'évolution de l'EFRP dans la fenêtre de latence du potentiel P2P3, les intervalles par rapport au début de la première fixation sont indiqués en bleu. Nous pouvons distinguer deux comportements : une activation sur les régions frontales entre -15 et 15 ms par rapport au début de la fixation et une activation sur les régions postérieures entre 45 et 75 ms.

L'activation sur les régions frontales est due à la saccade, précédant la première fixation. Cette activation correspond au pic saccadique observé sur la Figure 8.9. Par conséquent, nous pouvons constater une légère différence sur les régions frontales entre l'ERP estimé par moyennage et l'ERP donné par le GLM (Figure C.2).

L'activation de l'EFRP sur les régions postérieures correspond à l'établissement de la réponse lambda, comme cela a été illustré par la Figure 8.9. Cette activation entraîne une différence, visible sur les tracés (Figure 8.8) et sur les topographies (Figure C.2), entre les ERP estimés par les deux méthodes, sur les régions pariéto-occipitales.

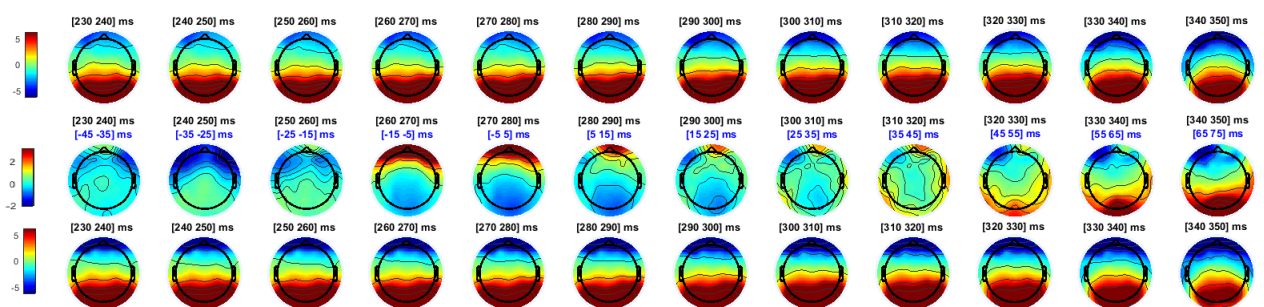


FIGURE 8.10 – Topographies, sur la fenêtre de latence du potentiel P2P3, des amplitudes moyennes, entre 230 et 350 ms, par rapport au début de la présentation du stimulus ($t = 0$ ms) de l'ERP estimé par la méthode Average (1ère ligne), de l'EFRP estimé par le GLM (2ème ligne) et l'ERP estimé par le GLM (3ème ligne). En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de la première fixation ($t = 275$ ms).

Concernant les activités durant la fenêtre de latence du potentiel LPP ([400 600] ms), la Figure C.3 montre les topographies de l'ERP estimés par la méthode "Average" (première ligne) et par le GLM (quatrième ligne) ainsi que les topographies de l'EFRP pour la première fixation (deuxième ligne) et l'EFRP pour la seconde fixation (troisième ligne)².

Nous voyons pour l'EFRP de la première fixation (deuxième ligne), une activation plus importante des régions occipitales entre 460 et 520 ms après l'apparition du stimulus. Cette activation correspond au potentiel P2 évoqué par la fixation, ayant lieu entre 180 et 245 ms après le début de la fixation (intervalles indiqués en bleu). Ce potentiel est observable sur les électrodes virtuelles centrales et pariéto-occipitales sur la Figure 8.9. Sur les topographies, nous pouvons alors constater des différences entre les ERP des deux méthodes sur les sites occipitaux.

De plus, entre 500 et 560 ms après l'apparition du stimulus, sur la topographie de l'EFRP de la seconde fixation (troisième ligne), sur les régions frontales, une négativité puis une positivité signalent le pic saccadique précédant la deuxième fixation.

Ainsi, le potentiel LPP est le potentiel qui est le plus impacté par les potentiels évoqués aux deux premières fixations.

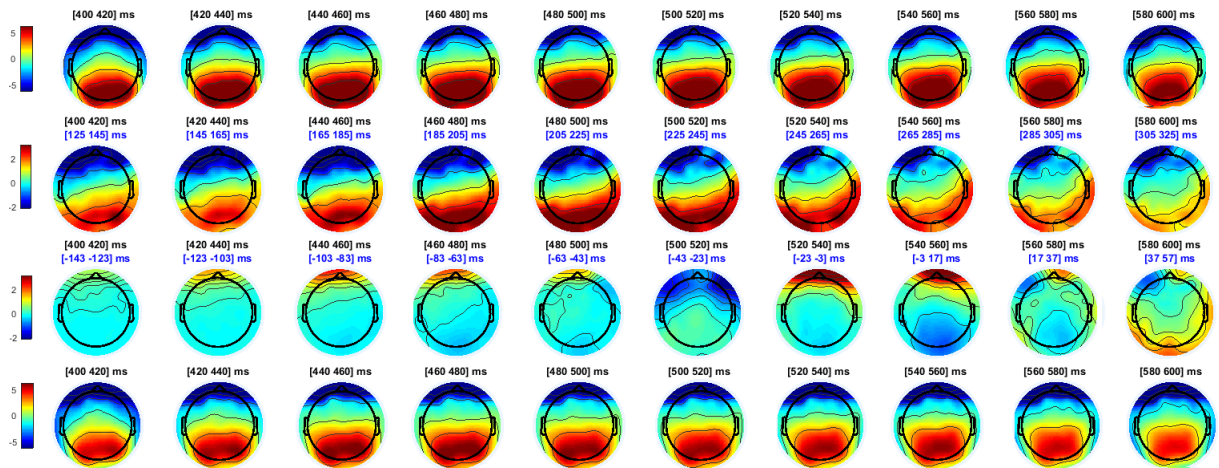


FIGURE 8.11 – Topographies, sur la fenêtre de latence du potentiel LPP, des amplitudes moyennes entre 400 et 600 ms par rapport à l'apparition du stimulus ($t = 0$ ms), de l'ERP estimé par la méthode Average (1ère ligne), de l'EFRP estimé pour la 1ère fixation (2ème ligne), de l'EFRP pour la 2ème fixation (3ème ligne) et l'ERP estimé par le GLM (4ème ligne). En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de la première fixation ($t = 275$ ms) et de la deuxième fixation ($t = 543$ ms).

Dans cette section, nous avons observé que les pics saccadiques associés aux saccades précédant la première et la deuxième fixations sont inclus, respectivement, dans la fenêtre de latence du potentiel P2P3 et dans la fenêtre de latence du LPP, s'exprimant principalement sur les sites frontaux. Il est donc intéressant de poursuivre notre analyse en étudiant l'impact des potentiels évoqués par les saccades.

2. Rappelons que l'estimation de ces EFRP correspond à la même forme d'onde $a_{1+}(t)$

8.4.1.2 Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les saccades oculaires

Dans cette section, nous voulons estimer l'ERP associé à l'apparition du stimulus ainsi que les potentiels évoqués par les saccades l'activité neuronale liée aux saccades oculaires. Ainsi, nous proposons une nouvelle configuration du GLM :

$$x(t) = \mathbf{D}_{\mathbf{s}'} s'(t) + \mathbf{D}_{sacc} p_{sacc}(t) + n(t) \quad (8.2)$$

avec $s'(t)$ le potentiel évoqué par l'apparition du stimulus, $p_{sacc}(t)$ le potentiel évoqué par la saccade (ESRP), $\mathbf{D}_{\mathbf{s}'}$ la matrice Toeplitz correspondant aux instants d'apparition des stimuli (donc $\mathbf{D}_{\mathbf{s}'} = \mathbf{D}_{\mathbf{s}}$) et $\mathbf{D}_{sacc}$ la matrice Toeplitz correspondant aux débuts des saccades.

Se pose alors la question de la largeur de la fenêtre temporelle d'estimation du potentiel évoqué par la saccade. Le potentiel $s'(t)$ peut être estimé sur une large fenêtre temporelle synchronisée sur le début des saccades, englobant les activités pré et post saccadique, ou sur une fenêtre de plus courte durée centrée sur le pic saccadique. Le choix de la durée de la fenêtre d'estimation du potentiel $s'(t)$ est de première importance car l'interprétation de ce potentiel diffère selon la durée de la fenêtre. Deux simulations ont été conduites :

1. le potentiel évoqué par les saccades a été estimé sur -150 ms à 500 ms par rapport au début de la saccade ;
2. le potentiel évoqué par les saccades a été estimé sur -50 ms à 50 ms par rapport au début de la saccade.

Nous présentons ici les résultats pour la tâche EFE1, le raisonnement étant similaire pour la tâche EFE2 dont les résultats sont présentés en annexe.

Comme attendu, les résultats de la première simulation montrent qu'une large fenêtre englobant les activités pré-saccadique et post-saccadique, telle que choisie pour la première simulation, dans le cadre d'une configuration du GLM à deux classes, donne une estimation du potentiel saccadique très corrélée au potentiel évoqué par une fixation. Cela est illustré par la Figure 8.12 présentant le potentiel évoqué à chaque saccade oculaire (en bleu) et celui qui est évoqué à chaque fixation (en rouge), estimé par le modèle précédent, décrit par l'équation 8.1. Nous constatons que ces deux potentiels sont très similaires, à un décalage temporel près. Le retard du potentiel évoqué à chaque fixation, par rapport au potentiel évoqué par la saccade, est égal à la durée de la saccade (environ 30 ms). Dans les deux cas, nous observons la réponse lambda et le potentiel P2, un peu mieux exprimés pour l'EFRP, reflétant le traitement de l'information acquise.

Nous pouvons observer un effet de filtrage passe-bas du pic saccadique concernant l'estimation du potentiel évoqué à chaque fixation. Lorsque l'estimation du potentiel est synchronisé sur le début de la saccade, le pic saccadique est immédiatement visible dès l'exécution de la saccade. Lorsque l'estimation du potentiel est synchronisé sur le début de la fixation, la latence du pic saccadique varie selon la taille de la saccade. Cette variabilité de la latence du pic saccadique se traduit alors à un filtrage passe-bas du pic saccadique plus important lors de l'estimation du potentiel évoqué par les fixations.

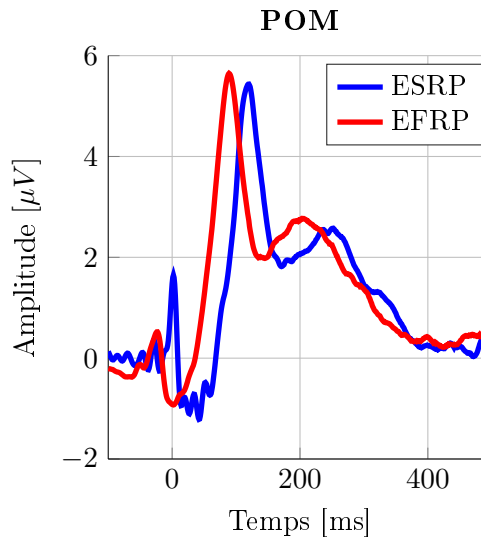


FIGURE 8.12 – Potentiel saccadique au début de la saccade (ESRP) en bleu et Potentiel évoqué par les fixations oculaire (EFRP) en rouge sur l'électrode virtuelle pariéto-occipitale médiane.

Ainsi, les caractéristiques des potentiels estimés par ce modèle (équation 8.2), en utilisant une fenêtre étendue pour l'estimation de l'ESRP, sont très similaires aux caractéristiques des potentiels estimés par le modèle décrit par l'équation 8.1, dans le cadre de l'estimation de l'EFRP.

Avec la deuxième simulation utilisant la fenêtre d'estimation de -50 à 50 ms par rapport au début de la saccade qui est à considérer, on ne considère que l'activité due au mouvement oculaire durant la saccade. Il est **important** de souligner que, contrairement à la première simulation, $s'(t)$ diffère de $s(t)$ (équation 8.1) puisque la modélisation, avec cette fenêtre d'estimation de courte durée, ne différencie pas la réponse neuronale à l'apparition du stimulus de celles qui sont liées aux fixations suivant cette apparition.

La Figure 8.13 montre les potentiels évoqués par les saccades obtenus sur les électrodes virtuelles médianes, sur les sites frontal (Figure 8.13a) et pariéto-occipital (Figure 8.13b). Nous distinguons sur le site frontal le pic saccadique négatif au début de la saccade et le pic saccadique positif sur le site pariéto-occipital, entre -10 et 10 ms par rapport au début de la saccade. Nous pouvons aussi remarquer, sur le site frontal, un retour à zéro du potentiel alors que sur le site pariéto-occipital, le potentiel se poursuit au-delà de la fenêtre d'estimation. La Figure 8.14 montre les potentiels évoqués à l'apparition du stimulus obtenus par la méthode Average et le GLM avec cette configuration. Il y a peu de différence entre les deux modèles sur les sites fronto-centraux. Les deux modèles se différencient sur les électrodes pariéto-occipitales pour le potentiel LPP. Cette différence s'explique par l'observation faite précédemment concernant l'ESRP sur les sites postérieurs : ce potentiel se poursuit au-delà de la fenêtre d'estimation qui apparaît, ainsi, arbitraire par la troncature qu'elle apporte.

La Figure 8.15 montre les topographies, sur la fenêtre de latence du P2P3 de l'ERP estimé par le moyennage (1ère ligne), du ESRP (2ème ligne) et de l'ERP estimé par le GLM (3ème ligne). Le pic saccadique a lieu environ entre 240 ms et 250 ms après l'apparition du stimulus.

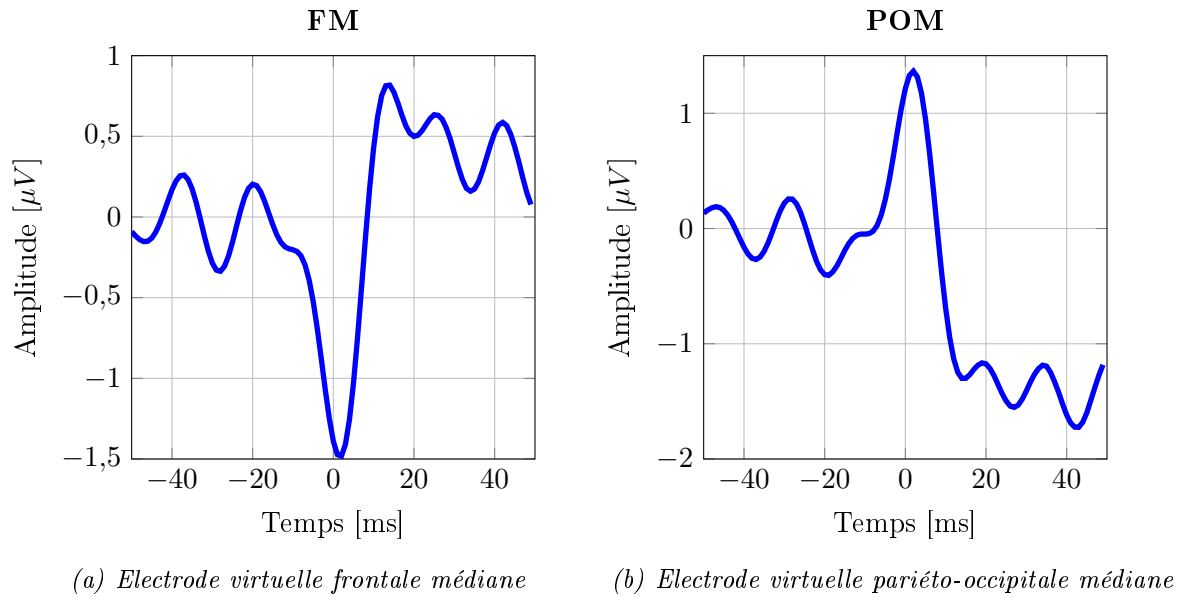


FIGURE 8.13 – Pic saccadique sur les électrodes virtuelles frontale et pariéto-occipitales médianes

Nous distinguons bien la négativité sur la région frontale et la positivité sur la région pariéto-occipitale observées sur les tracés (voir la Figure 8.13).

La Figure 8.16 montre les topographies, sur la fenêtre de latence du LPP de l'ERP estimé par le moyennage, de l'ESRP et de l'ERP estimé par le GLM. Le pic saccadique a lieu environ entre 500 ms et 540 ms après l'apparition du stimulus.

Les topographies (Figures 8.15 et 8.16) montrent une grande similarité entre les potentiels estimés par les deux méthodes. En effet, le pic saccadique est une onde de haute fréquence, entre -10 et 10 ms, comme cela est montré sur la Figure 8.12 et la variance de la latence du pic saccadique est faible à travers les essais. Ces caractéristiques font que lorsque le moyennage est calculé à travers les essais, le filtrage passe-bas produit par ce moyennage a une fréquence de coupure suffisamment inférieure à la fréquence du pic saccadique pour que celui-ci soit filtré et n'ait pas d'impact sur l'estimation du potentiel évoqué par simple moyennage.

C'est pour cette raison que pour la suite de l'étude sur les méthodes d'estimation, nous nous concentrons sur la première configuration du GLM décrite par l'équation 8.1.

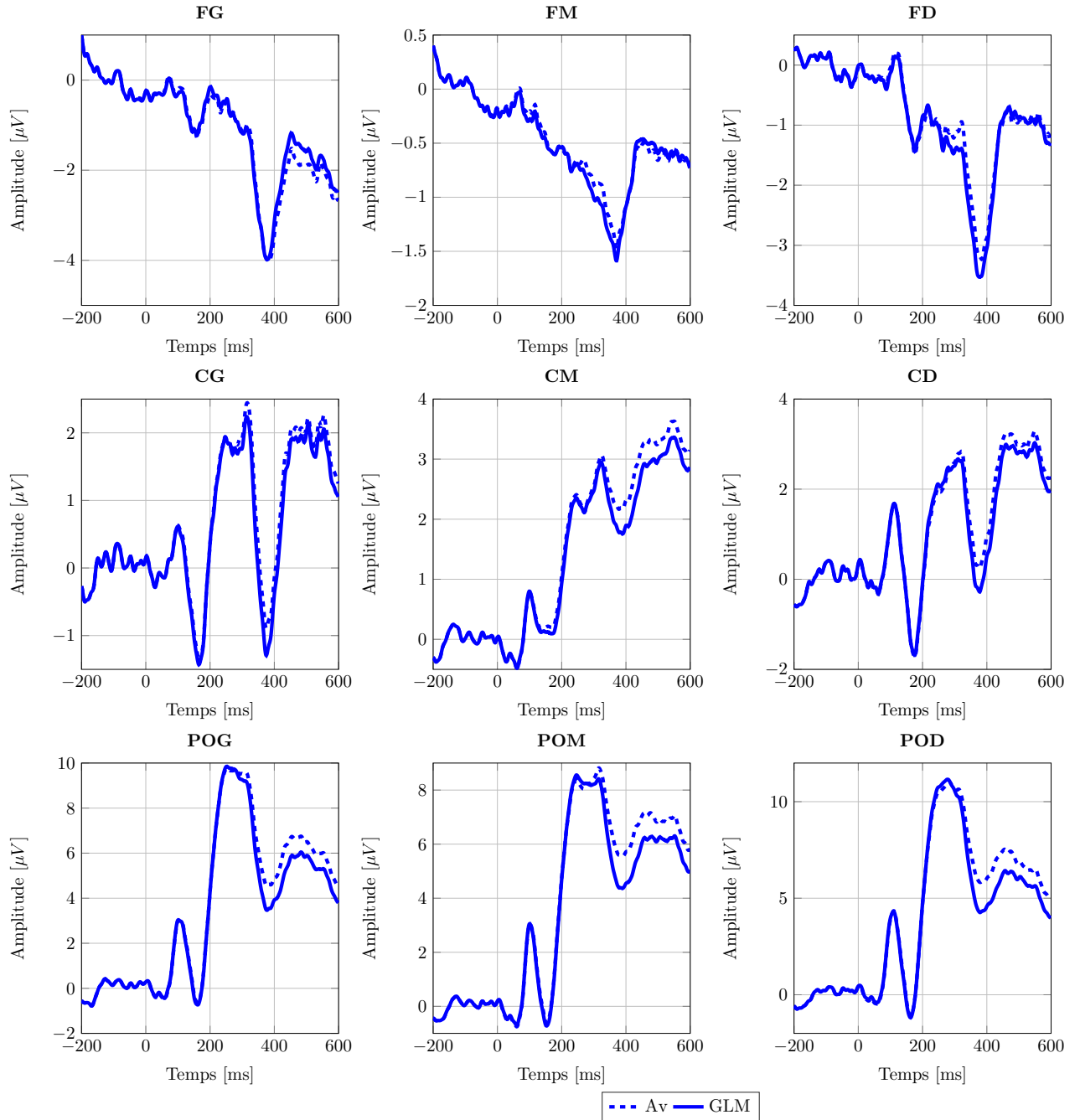


FIGURE 8.14 – ERP sur les différentes électrodes virtuelles, toutes émotions confondues, estimés par les deux méthodes "Average" et GLM

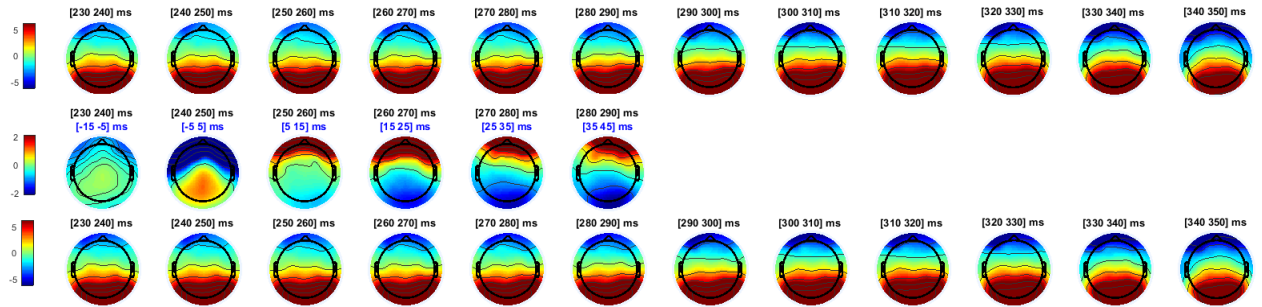


FIGURE 8.15 – Sur la fenêtre de latence du potentiel P2P3, les topographies des amplitudes moyennes de l'ERP estimé par la méthode Average (1ère ligne), de l'ESRP estimé précédant la 1ère fixation (2ème ligne) et l'ERP estimé par le GLM (3ème ligne). En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de saccade ($t = 245$ ms).

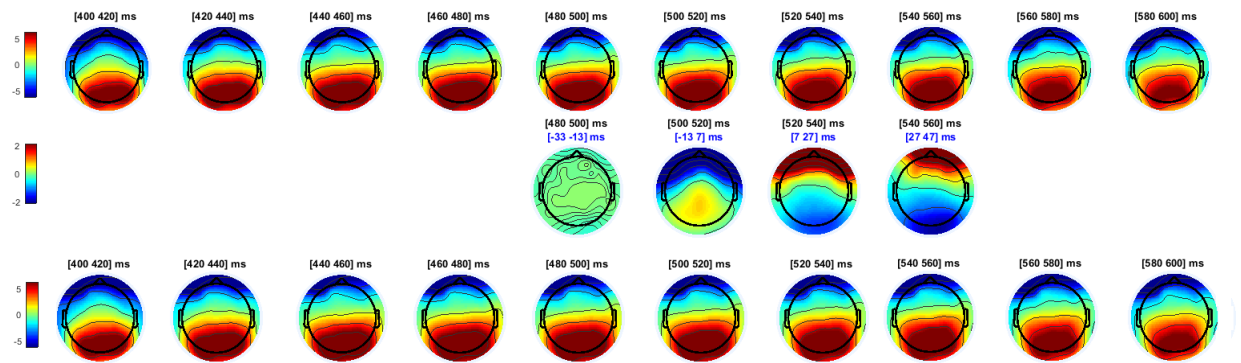


FIGURE 8.16 – Sur la fenêtre de latence du potentiel LPP, les topographies des amplitudes moyennes de l'ERP estimé par la méthode Average (1ère ligne), de l'ESRP estimé précédant la 2ème fixation (2ème ligne) et l'ERP estimé par le GLM (3ème ligne). En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de saccade ($t = 513$ ms).

8.4.1.3 Analyses statistiques de l'effet de la méthode d'estimation

Nous allons maintenant étudier, par des analyses statistiques, l'effet de la méthode d'estimation. Les résultats précédents ont montré qu'il y avait peu de différence entre les estimations obtenues par la méthode Average et par la deuxième configuration du GLM lorsque le potentiel évoqué par les saccades est estimé sur une petite fenêtre. Par conséquent, nous allons comparer uniquement la méthode Average avec la première configuration du GLM afin de vérifier les hypothèses découlant des résultats obtenus dans la section 8.4.1.1, à savoir que l'effet de la méthode devrait concerner majoritairement l'estimation du potentiel LPP. En effet, nous avons vu que la fenêtre de latence du LPP était la plus impactée par les contributions des deux premières fixations.

Les analyses statistiques ont été réalisées séparément pour les quatre fenêtres de latence d'intérêt, et pour chaque tâche, en moyennant les réponses pour toutes les émotions sans distinction. Les analyses statistiques ont été menées en utilisant une ANOVA à mesures répétées avec un seuil de significativité de $\alpha = 5\%$. Les tests a posteriori (post-hoc) de comparaison multiple ont été corrigés par la méthode de Tukey. Les non-homogénéités de variances ont été corrigées par la méthode de Greenhouse Geisser. Trois facteurs ont été choisis : l'algorithme d'estimation (ALGO) à deux modalités (Av et GLM), la tâche (TA) à deux modalités (EFE1 et EFE2) et les électrodes virtuelles (EV) à neuf modalités.

La table 8.9 récapitule les effets statistiques obtenus, toutes émotions confondues.

	P1	N170	P2P3	LPP
ALGO	F(1,23)=1.00 ; p=0.33	F(1,23)=1.73 ; p=0.20	F(1,23)=1.12 ; p=0.30	F(1,23)=32.10 ; p<0.001 ; Av>GLM
TA	F(1,23)=8.95 ; p=0.0065 ; EFE1>EFE2	F(1,23)=8.40 ; p<0.01 ; EFE1>EFE2	F(1,23)=2.94 ; p=0.10	F(1,23)=29.16 ; p<0.001 ; EFE1>EFE2
EV	F(8,184)=14.31 ; p<0.001 ; F<C<PO	F(8,184)=1.95 ; p=0.05	F(8,184)=78.92 ; p<0.001 ; F<C<PO	F(8,184)=34.58 ; p<0.001 ; F<C<PO
ALGO×TA	F(8,184)=0.01 ; p=0.90	F(8,184)=0.076 ; p=0.78	F(8, 184)=0.02 ; p=0.88	F(1,23)=0.37 ; p=0.55
ALGO×EV	F(8,184)=4.10 ; p<0.001	F(8,184)=3.07 ; p=0.003	F(8,184)=1.15 ; p=0.33	F(8,184)=22.57 ; p<0.001 ; Av>GLM pour CD, CM POG, POD, POM

TABLE 8.9 – Résultats statistiques donnés par l'ANOVA sur l'amplitude moyenne des quatre composantes d'intérêt pour l'étude des effets de la méthode d'estimation. Les effets significatifs sont indiqués en gras.

Le potentiel P1 On n'observe pas d'effet de la modalité ALGO ($F(1,23)=1.00$, $p=0.33$). mais un effet de la tâche TA ($F(1,23)=8.95$, $p<0.01$) avec une amplitude plus élevée pour la tâche d'empathie (EFE1) que pour la tâche de discrimination (EFE2).

Il y a également un effet de l'électrode virtuelle ($F(8,184)=14.31$, $p<0.001$), avec une amplitude faible sur le site frontal par rapport à l'amplitude sur le site central qui est, elle même, plus faible que l'amplitude sur le site pariéto-occipital, et cela pour les régions gauches, médianes et droites, confirmant les observations faites précédemment, basées sur les tracés (Figure 8.8). L'interaction entre la modalité ALGO et la tâche TA n'est pas significative ($F(8,184)=410$, $p=0.90$).

On note un effet significatif de l'interaction entre le facteur ALGO et l'électrode virtuelle EV ($F(8,184)=4.10$, $p<0.001$), mais il n'y a pas de différence significative entre les deux méthodes sur la même électrode virtuelle comme cela est illustré par la Figure 8.17a.

Le potentiel N170 Il n'y a pas d'effet de la modalité ALGO ($F(1,23)=1.73$, $p=0.20$) ni de l'électrode virtuelle ($F(8,184)=1.95$, $p=0.05$).

En revanche, il y a un effet de la tâche ($F(1,23)=8.40$, $p<0.01$) avec une amplitude plus grande pour la tâche d'empathie que pour la tâche de discrimination.

L'interaction entre la modalité ALGO et la tâche n'est pas significative ($F(8,184)=0.076$, $p=0.78$) contrairement à l'interaction entre le facteur ALGO et l'électrode virtuelle ($F(8,184)=3.07$, $p<0.01$) mais il n'y a pas de différence significative entre les deux méthodes (Av et GLM) sur une même électrode virtuelle (Figure 8.17b).

Le potentiel P2P3 Il y a un effet principal uniquement de l'électrode virtuelle ($F(8,184)=78.92$, $p<0.001$), avec une amplitude faible sur le site frontal par rapport à l'amplitude sur le site central qui est, elle même, plus faible que l'amplitude sur le site pariéto-occipital, et cela pour les régions gauches, médianes et droites.

L'interaction entre la modalité ALGO et la tâche n'est pas significative ($F(8,184)=0.02$, $p=0.88$) ; elle ne l'est pas non plus entre la modalité ALGO et l'électrode virtuelle ($F(8,184)=1.15$, $p=0.33$).

Le potentiel LPP Il y a un effet principal de la modalité ALGO sur la composante LPP ($F(1,23)=32.10$; $p<0.001$) avec une amplitude plus importante pour l'estimation par la méthode "Average" que par le GLM, résultat illustré sur les tracés des ERP (Figure 8.8).

Il y a également un effet principal de la tâche ($F(1,23)=29.16$, $p<0.001$) avec une amplitude plus grande pour la tâche d'empathie que pour la tâche de discrimination.

Comme pour le potentiel P1 et le potentiel P2P3, il y a un effet principal de l'électrode virtuelle ($F(8,184)=34.58$, $p<0.001$) avec une amplitude faible sur le site frontal par rapport à l'amplitude sur le site central qui est, elle même, plus faible que l'amplitude sur le site pariéto-occipital, et cela pour les régions gauches, médianes et droites, allant dans le sens des

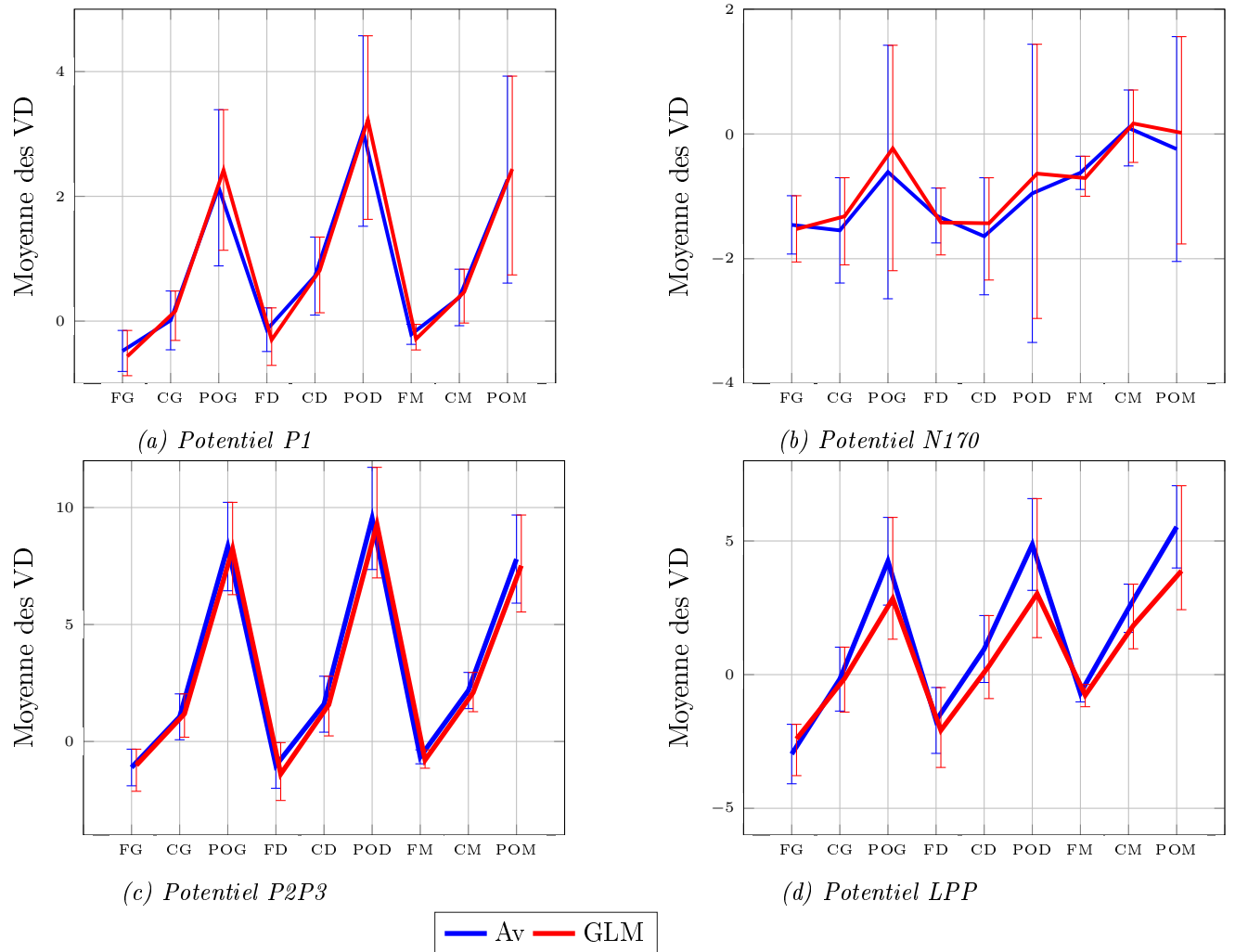


FIGURE 8.17 – Moyenne des valeurs dépendantes (VD), pour chaque potentiel d'intérêt, pour chaque électrode virtuelle et pour la méthode "Average" (Av) (en bleu) et le GLM (en rouge). Les barres verticales représentent les intervalles de confiance à 95%.

observations faites la Figure 8.8.

L'interaction entre le facteur ALGO et l'électrode virtuelle est significative ($F(8,184)=22.57$; $p<0.001$) sur les électrodes centrales droites et médianes et sur les électrodes pariéto-occipitales sur lesquelles l'amplitude pour l'estimation par la méthode "Average" est supérieure à celle des ERP estimés par le GLM (Figure 8.17d).

Il y a également, comme pour le potentiel P1, l'interaction de la tâche et l'électrode virtuelle est significative ($F(8,184)=7.26$, $p<0.001$) avec une amplitude plus grande pour la tâche d'empathie que pour la tâche de discrimination sur les régions centrales gauche et droite, ainsi que sur les régions pariéto-occipitales gauche, médiane et droite.

Pour résumer, pour toutes les émotions sans distinction :

- La modalité ALGO a un effet significatif uniquement sur le potentiel LPP avec une amplitude plus grande pour la méthode "Average" que pour le GLM.
- La tâche a un effet significatif pour les potentiels P1, N170 et LPP avec une amplitude plus grande pour la tâche d'empathie (EFE1) que pour la tâche de discrimination (EFE2).
- L'électrode virtuelle a un effet significatif pour les potentiels P1, P2P3 et LPP avec une amplitude plus grande sur les électrodes pariéto-occipitales que sur les électrodes centrales et frontales sur les régions gauches, médianes et droites.
- L'interaction entre la modalité ALGO et la tâche n'est pas significative quel que soit le potentiel.
- L'interaction entre la modalité ALGO et l'électrode virtuelle est significative sur les électrodes virtuelles uniquement pour le potentiel LPP sur les sites centraux droits et médians et sur le site pariéto-occipital sur lesquels l'amplitude pour l'estimation par la méthode "Average" est supérieure à celle des ERP estimés par le GLM.

Notre hypothèse quant à l'effet de la méthode d'estimation sur le potentiel LPP est ainsi vérifiée sur les régions postérieures.

8.4.1.4 Résumé

Dans les deux paragraphes précédents, nous avons comparé la méthode Average et le GLM avec deux configurations différentes pour estimer des potentiels évoqués sur différentes fenêtres de latence. Au vu des résultats, il s'avère que :

- La méthode Average, par simple moyennage, est adéquate pour estimer les potentiels P1, N170 et P2P3 (et donc le potentiel différentiel EPN) dont les fenêtres de latence ne sont pas ou peu impactées par l'activité neuronale liée aux mouvements oculaires.
- L'utilisation du GLM avec la configuration à deux classes (ERP et EFRP) est préconisée pour l'estimation du potentiel LPP lorsque l'objectif est d'étudier séparément la réponse neuronale à l'apparition du stimulus des réponses neuronales associées aux fixations durant l'exploration.
- La méthode Average convient pour estimer le potentiel LPP lorsque l'étude porte sur le processus global de décodage émotionnel, incluant l'exploration intentionnelle à travers

les fixations oculaires. La variabilité des durées de saccade est suffisante pour que les potentiels saccadiques n'influencent pas les estimations des potentiels, par simple moyennage, sur les fenêtres de latence d'intérêt.

8.4.2 Etude des processus cognitifs selon le type d'émotion et selon la tâche

Dans cette section, les résultats obtenus pour la tâche EFE1 sont développés, l'objectif de l'expérience n'étant pas de comparer les deux tâches.

Concernant la tâche EFE2, les résultats sont détaillés en annexe et résumés dans cette section.

Les tracés des potentiels évoqués, pour chaque émotion, pour la tâche EFE1, pour la méthode Average sont illustrés par la Figure 8.18 et pour le GLM par la Figure 8.19. La configuration du GLM est celle qui est définie dans la section 8.4.1.1, estimant d'une part l'ERP à l'apparition du stimulus et d'autre part l'EFRP.

Conformément aux conclusions quant au choix de la méthode d'estimation, pour les potentiels P1, N170 et P2P3, nous allons étudier les estimations obtenues par la méthode Average. Dans cette partie, sur la fenêtre de latence [230 350] ms, nous étudions le potentiel différentiel EPN qui est la différence entre l'activité évoquée par l'émotion et celle qui est associée à l'expression neutre. Pour le potentiel LPP, nous allons nous intéresser à :

- l'estimation donnée par la méthode Average pour étudier le processus global du décodage émotionnel,
- l'estimation donnée par le GLM pour distinguer les activités dues à l'apparition du stimulus et celles qui sont associées aux premières fixations.

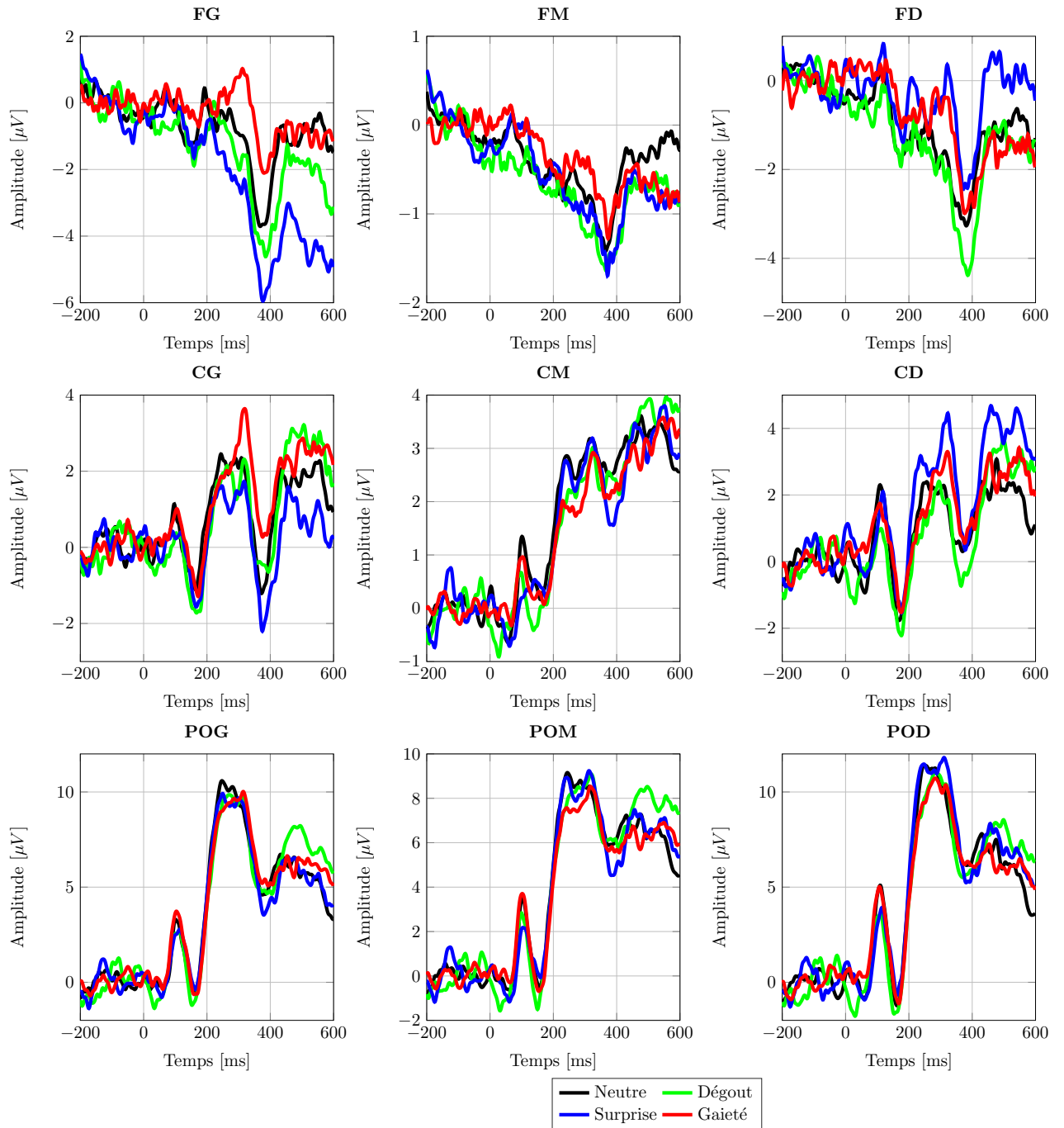


FIGURE 8.18 – ERP, estimés par la méthode "Average", sur les différentes électrodes virtuelles, pour chaque émotion

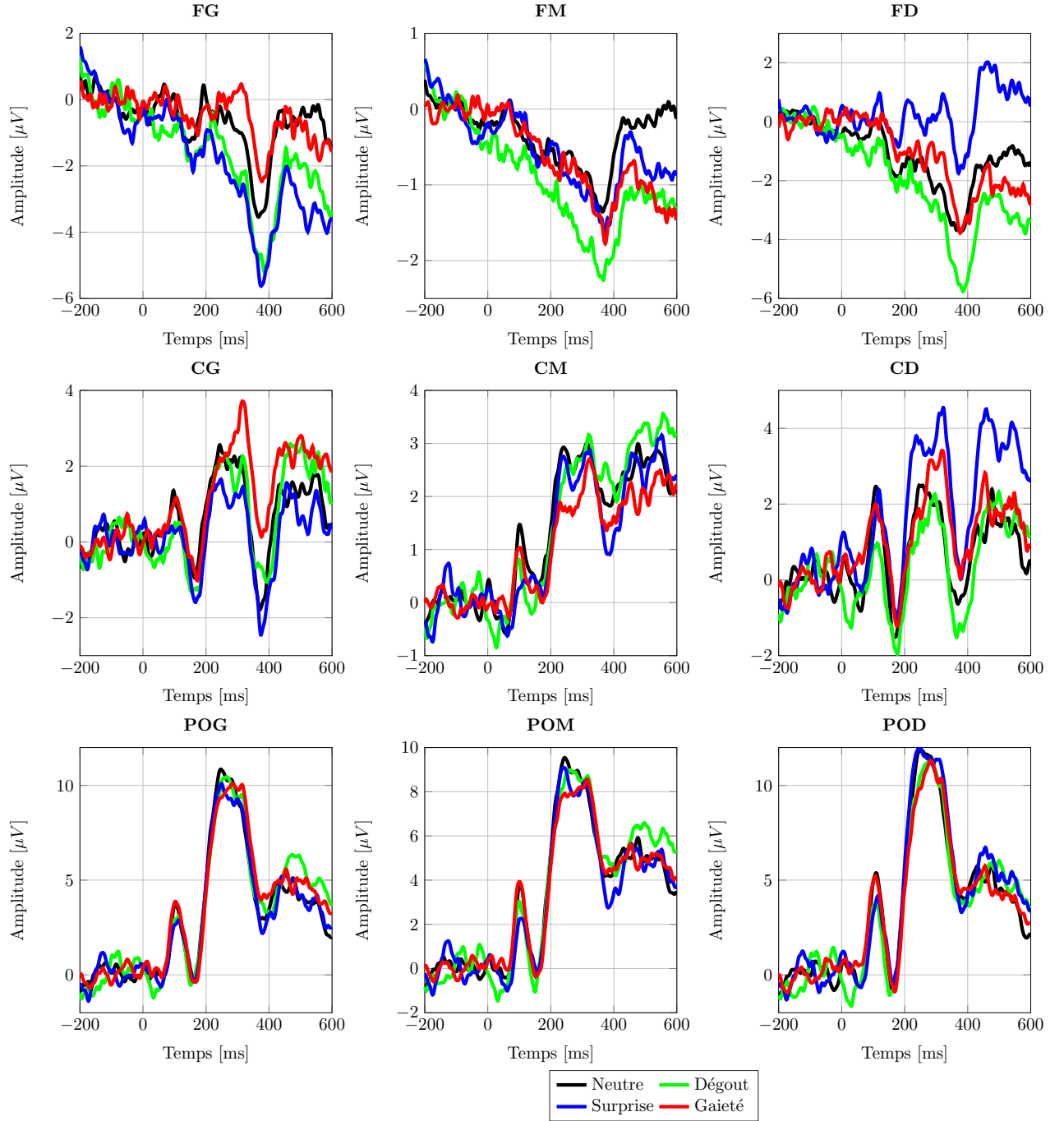


FIGURE 8.19 – ERP, estimés par le GLM, sur les différentes électrodes virtuelles, pour chaque émotion

Les analyses statistiques suivantes ont été menées en utilisant une ANOVA à mesures répétées, pour les deux tâches séparément avec un seuil de significativité de $\alpha = 5\%$. Les tests a posteriori (post-hoc) de comparaison multiple ont été corrigés par la méthode de Tukey. Deux facteurs ont été choisis : le type de l'émotion (EFE) (4 modalités et 3 modalités dans le cas du potentiel EPN, différence entre la différence entre l'activité évoquée par l'émotion et celle liée à l'expression neutre) et l'électrode virtuelle (EV) (9 modalités).

La table 8.10 récapitule les effets statistiques obtenus pour la tâche EFE1 sur les estimations données par la méthode Average sur les fenêtres de latence des potentiels P1, N170 et EPN.

	P1	N170	EPN
EFE	$F(3,69)=1.26$; $p=0.30$	$F(3,69)=1.01$; $p=0.39$	$F(2,46)=0.90$; $p=0.41$
EV	$F(8,184)=16.45$; $p<0.0001$; $F<C<PO$	$F(8,184)=1.20$; $p=0.30$	$F(8,184)=1.00$; $p=0.43$
EFE $\times$ EV	$F(24,552)=0.93$; $p=0.56$	$F(24,552)=0.66$; $p=0.89$	$F(16,368)=3.99$; $p<0.001$; FG : (Gaieté- Neutre)>(Surprise- Neutre)

TABLE 8.10 – Résultats statistiques donnés par l'ANOVA sur l'amplitude moyenne des potentiels P1, N170 et EPN pour la tâche EFE1, pour la méthode Average. Les effets significatifs sont indiqués en gras.

8.4.2.1 Le potentiel P1

Le facteur EFE n'a pas d'effet ($F(3,69)=1.26$; $p=0.30$) mais il y a un effet significatif de l'électrode virtuelle ($F(8,184)=16.45$ $p<0.0001$), avec l'amplitude moyenne qui est plus grande sur les sites pariéto-occipitaux que sur les sites frontaux et centraux. L'interaction n'est pas significative entre l'émotion et l'électrode virtuelle ($F(24,552)=1.09$, $p=0.34$).

8.4.2.2 Le potentiel N170

Il n'y a aucun effet principal ou d'interaction significatif.

8.4.2.3 Le potentiel EPN

La Figure 8.20 présente les topographies sur la fenêtre de latence de l'EPN des différences entre les émotions et le neutre.

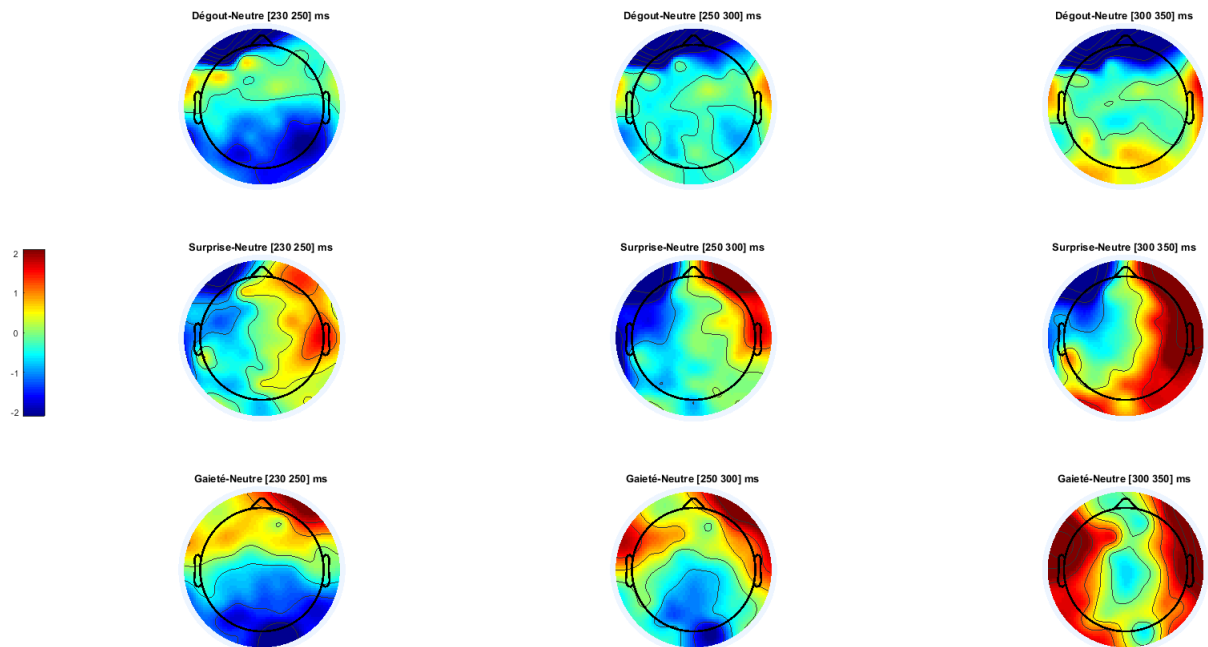


FIGURE 8.20 – Pour le potentiel EPN, les topographies des amplitudes moyennes.

Sur cette figure, pour la différence "Dégout-Neutre", nous voyons une négativité sur les régions pariéto-occipitales et une légère positivité sur les régions centro-frontales entre 230 et 250 ms. Ce comportement est plus marqué pour la différence "Gaïeté-Neutre" entre 230 et 300 ms. Pour la différence "Surprise-Neutre", nous observons un effet de latéralité avec une négativité à gauche et une positivité à droite.

Concernant les analyses statistiques, il n'y a pas d'effet du facteur EFE ($F(2,46)=0.90$, $p=0.41$) ni de l'électrode virtuelle ($F(8,184)=1.00$, $p=0.43$). Par contre, l'interaction entre les deux facteurs est significative ($F(16,368)=3.99$, $p<0.001$) avec une différence plus grande entre la gaïeté et le neutre qu'entre la surprise et le neutre sur le site frontal gauche, ce que nous pouvons voir sur les Figures 8.18 et 8.20.

8.4.2.4 Le potentiel LPP

La table 8.11 récapitule les effets statistiques obtenus pour le potentiel LPP estimé, d'une part, par la méthode Average et d'autre part par le GLM.

Pour le potentiel LPP estimé par la méthode Average, l'émotion ne donne pas d'effet

	Average	GLM
EFE	F(3,69)=0.33 ; p=0.80	F(3,69)=0.06 ; p=0.98
EV	F(8,184)=44.80 ; p<0.0001 ; F<C<PO	F(8,184)=21.40 ; p<0.0001 ; F<C<PO
EFE × EV	F(24,552)=4.39 ; p<0.0001 ; FG : Gaieté>Surprise Neutre>Surprise	F(24,552)=2.64 ; p<0.0001 ; FD : Surprise>Dégout Surprise>Gaieté

TABLE 8.11 – Résultats statistiques donnés par l'ANOVA sur l'amplitude moyenne du potentiel LPP, pour la méthode Average et le GLM. Les effets significatifs sont indiqués en gras.

significatif ($F(3,69)=0.33$, $p=0.80$). Il y a un effet significatif de l'électrode ($F(8,184)=44.80$, $p<0.0001$) avec une amplitude faible sur les sites frontaux par rapport à l'amplitude sur les sites centraux qui est, elle même, plus faible que l'amplitude sur les sites pariéto-occipitaux. L'interaction entre l'émotion et l'électrode est également significative ($F(24,552)=4.39$, $p<0.0001$), sur le site frontal gauche avec une amplitude plus grande pour la gaieté que pour la surprise.

Pour le potentiel LPP estimé par le GLM, il n'y a pas d'effet de l'émotion ($F(3,69)=0.06$, $p=0.98$) mais un effet de l'électrode ($F(8,184)=21.40$, $p<0.0001$) avec une amplitude faible sur le site frontal par rapport à l'amplitude sur le site central qui est, elle même, plus faible que l'amplitude sur le site pariéto-occipital, et cela pour les régions gauches, médianes et droites. L'interaction entre l'émotion et l'électrode est significative ($F(24,552)=2.64$, $p<0.0001$), sur le site frontal droit avec une amplitude plus grande pour la surprise en comparaison avec les amplitudes pour le dégoût et la gaieté.

La différence entre les résultats donnés par ces deux méthodes s'explique par la prise en compte ou non des contributions des fixations comme cela a été détaillé précédemment. La Figure 8.21 présente les topographies sur la fenêtre de latence [400 600] ms pour chaque émotion. La première colonne correspond à l'estimation par la méthode Average, la seconde à l'estimation par le GLM, la troisième à l'estimation du potentiel évoqué à la première fixation et la quatrième colonne à l'estimation du potentiel évoqué à la deuxième fixation. Nous voyons que le potentiel évoqué à la première fixation a une négativité plus importante sur les régions fronto-temporales gauches pour la surprise que pour les autres émotions. Cela se voit bien sur les tracés de l'EFRP sur l'électrode virtuelle FG, comme cela est illustré par la Figure 8.22. Sur cette figure, l'aire grise claire, entre 125 et 325 ms, correspond à la composante du potentiel évoqué par la première fixation qui est comprise dans la fenêtre de latence du potentiel LPP. Sur cet intervalle, nous observons donc une négativité plus importante pour la surprise. Concernant l'impact de la deuxième fixation, sur la Figure 8.22, l'aire grise foncée, entre -143 à 57 ms, indique des activités neuronales associées à l'activité pré-saccadique et à l'activité saccadique. Celles-ci ne dépendent pas, a priori, du type d'émotion du stimulus.

Comme le GLM estime le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus en séparant celui-ci du potentiel évoqué par les fixations, l'estimation du potentiel évoqué à l'apparition du stimulus

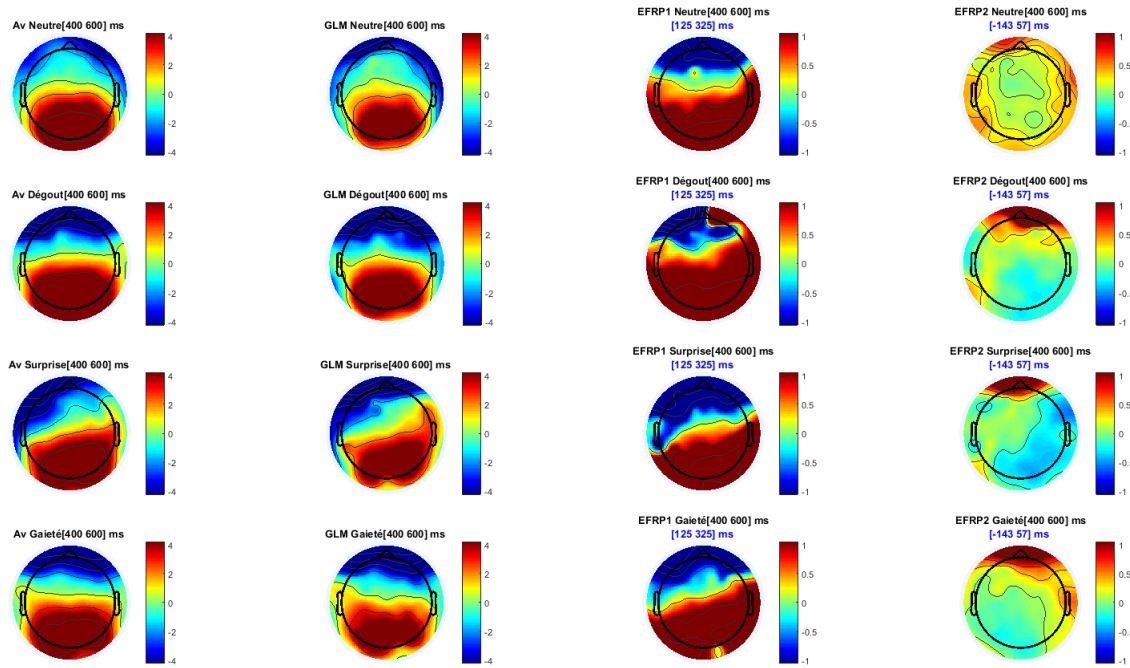


FIGURE 8.21 – Pour le potentiel LPP, les topographies des amplitudes moyennes, par émotion : pour la méthode Average (1ère colonne), pour le GLM (2ème colonne). La 3ème colonne correspond aux topographies du potentiel évoqué par la première fixation dans la fenêtre de latence du potentiel LPP et la 4ème colonne aux topographies du potentiel évoqué par la deuxième fixation. En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de la fixation.

n'inclut pas l'activité neuronale associée aux fixations. Nous pouvons donc observer sur les topographies de la surprise, une négativité moindre sur le site frontal gauche pour l'estimation obtenue par le GLM et une positivité plus importante sur les régions fronto-temporales droites.

Cependant, il est intéressant d'interpréter également les différences entre les deux méthodes au delà de la déconvolution qu'opère le GLM entre le potentiel évoqué par l'apparition du stimulus et celui qui est évoqué par la première fixation. Si l'on observe les tracés des EFRP (Figure 8.22) et leurs topographies (Figure 8.23) pour chaque émotion, nous pouvons constater des variations entre les émotions. Sur les tracés, la surprise donne une négativité plus importante en frontale que les autres émotions comme cela a été évoqué précédemment ; le dégoût engendre un potentiel P2 un peu plus amplifié sur les électrodes virtuelles pariéto-occipitales. Sur les topographies, il y a une modulation entre les trois émotions (dégoût, surprise, gaieté) sur les sites postérieurs, 100 ms après le début de la fixation. Ces différentes modulations suggèrent que l'information encodée à la première fixation entraîne un processus différent selon les émotions. L'estimation du potentiel évoqué à l'apparition du stimulus donné par le GLM reflète uniquement le processus du traitement de l'information à l'apparition du stimulus, alors que l'estimation donnée par la méthode average reflète ce processus qui va être, ensuite, modulé par l'information encodée à la première fixation. Entre d'autre termes, le GLM permet d'accéder aux mécanismes du traitement précoce des EFE à l'apparition du stimulus et la méthode Average permet d'étudier l'activité neuronale incluant l'exploration du stimulus.

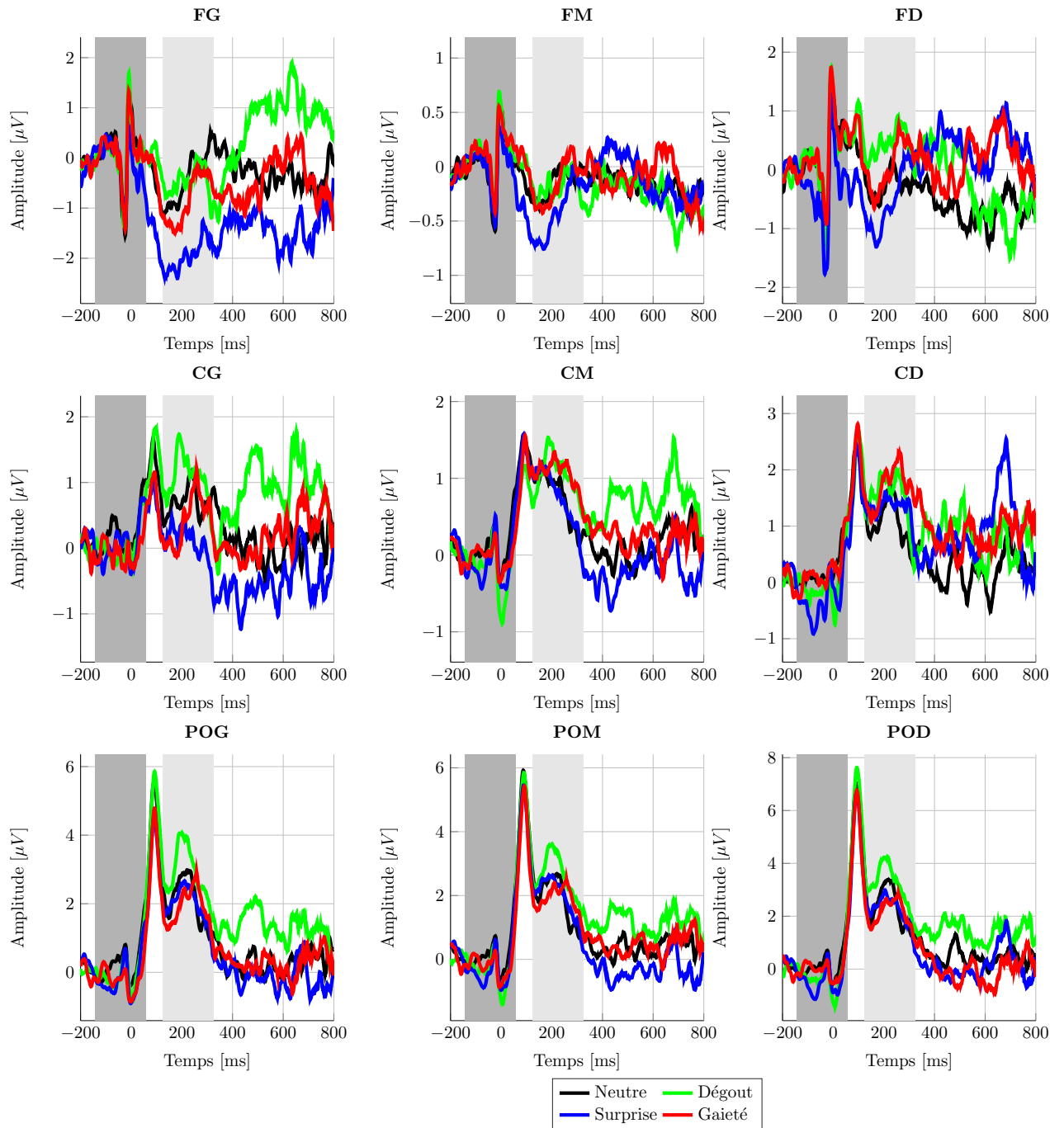


FIGURE 8.22 – EFRP, sur les différentes électrodes virtuelles, pour chaque émotion. L'aire grise claire, entre 125 et 325 ms, indique la composante du potentiel évoqué à la première fixation qui est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP. L'aire grise foncée, entre -143 et 57 ms, indique la composante du potentiel évoqué à la deuxième fixation qui est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP.

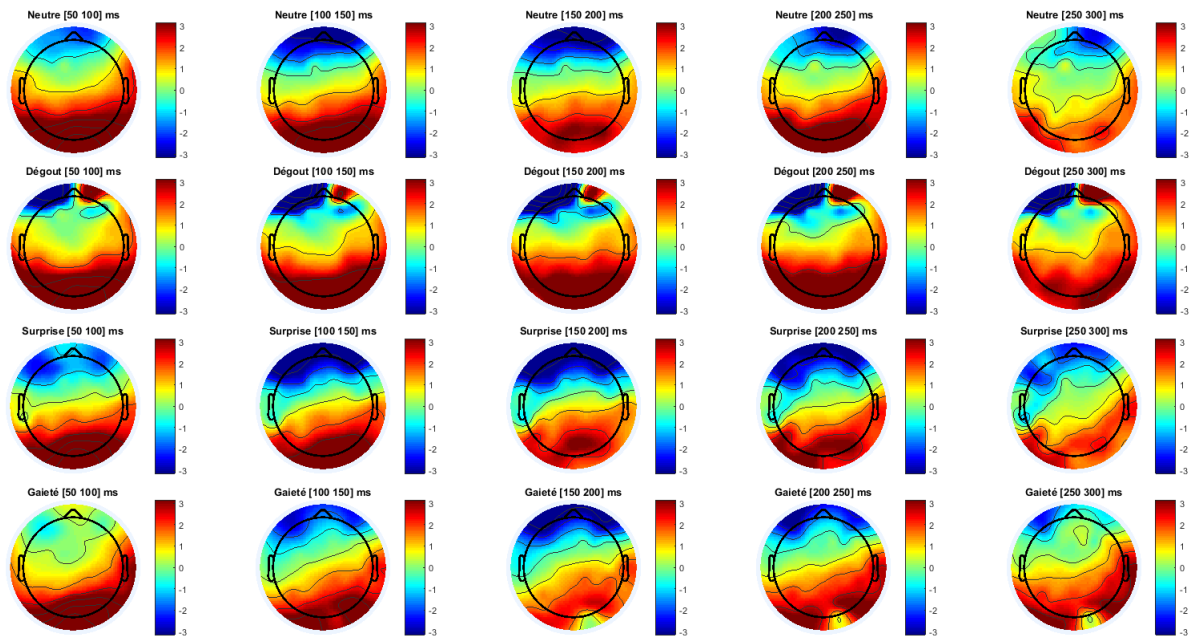


FIGURE 8.23 – Topographies des amplitudes moyennes pour les EFRP pour chaque émotion (une ligne par émotion).

8.4.2.5 Résumé

La tâche a un effet significatif pour les potentiels P1, N170 et LPP avec une amplitude plus grande pour la tâche d'empathie (EFE1) que pour la tâche de discrimination (EFE2), toute émotion confondue. Pour résumer les résultats sur l'interaction de l'électrode virtuelle et le type d'émotion selon la tâche :

La tâche EFE1

- Il n'y a pas d'effet pour les potentiels P1 et N170.
- Pour le potentiel EPN, il y a un effet significatif entre la différence "Gaïeté-Neutre" et la différence "Surprise-Neutre" avec une différence plus importante entre la gaïeté et le neutre sur le site frontal gauche.
- Pour le potentiel LPP, avec la méthode Average, sur le site frontal gauche, l'amplitude pour la surprise est significativement plus faible que l'amplitude mesurée pour le neutre et pour la gaïeté. Avec le GLM, sur le site frontal droit, l'amplitude pour la surprise est plus importante pour le dégout et la gaïeté.

La tâche EFE2

- Il n'y a pas d'effet pour les potentiels P1 et N170.
- Pour le potentiel EPN, il y a un effet significatif entre la différence "Dégout-Neutre" et la différence "Surprise-Neutre" avec une différence plus importante entre le dégout

et le neutre sur les régions gauches.

- Pour le potentiel LPP, avec la méthode Average, sur le site frontal gauche, l'amplitude pour le neutre est significativement plus importante que celle pour le dégoût et pour la surprise. Avec le GLM, il n'y a pas de différence significative entre les émotions.

8.5 Discussion

Ce chapitre présente l'étude des premiers résultats de l'expérience menée au cours de la thèse. L'étude s'articule autour de deux axes : la méthode d'estimation des potentiels évoqués d'intérêt et l'étude des potentiels évoqués selon la tâche et l'émotion pour les stimuli émotionnels statiques.

8.5.1 Méthodes d'estimation

La méthode Average est celle qui est utilisée, classiquement, dans les études pour estimer le potentiel évoqué par l'apparition du stimulus émotionnel. Cependant, par exemple dans l'étude de Trautmann et al. [154], les stimuli sont présentés suffisamment longtemps pour que des mouvements oculaires aient lieu. Par conséquent, l'activité neuronale étudiée, sur des fenêtres de latence tardives, peut inclure l'activité évoquée par l'apparition du stimulus et l'activité liée aux fixations au cours de l'exploration du stimulus. Se pose alors la question de la part de l'activité due à l'apparition du stimulus et la part de l'activité due aux fixations, en particulier à la première fixation.

Les résultats ont montré que la méthode Average est tout à fait appropriée pour l'estimation des potentiels évoqués à l'apparition du stimulus émotionnel dont la fenêtre de latence n'est pas impactée par l'activité neuronale liée aux fixations oculaires. Cette méthode a été dans la suite utilisée pour l'estimation des potentiels P1, N170 et EPN.

Concernant le potentiel LPP dont la fenêtre de latence est impactée par l'activité neuronale associée aux deux premières fixations, il est important de pouvoir dissocier les activités évoquées à l'apparition du stimulus de celles qui sont évoquées par les fixations oculaires. Pour ce faire, nous avons étudié deux modélisations distinctes utilisant le GLM. Pour une de ces deux modélisations, deux fenêtres d'estimation ont été utilisées. Ainsi trois configurations pour le modèle GLM à deux classes ont été étudiées :

1. Première classe : le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus,
Deuxième classe : le potentiel évoqué par les fixations oculaires quel que soit leur rang ;
2. Première classe : le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus,
Deuxième classe : le potentiel évoqué par les saccades oculaires quel que soit leur rang et avec une fenêtre d'estimation large de -150 à 500 ms ;
3. Première classe : le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus,
Deuxième classe : le potentiel évoqué par les saccades oculaires quel que soit leur rang et avec une fenêtre d'estimation restreinte au pic saccadique, de -50 à 50 ms.

Avec les deux premières configurations de GLM, les potentiels estimés pour la seconde classe, respectivement les EFRP et les ESRP, sont très similaires à un décalage temporel près, correspondant à la durée de la saccade précédant la fixation. La réponse lambda et le potentiel

P2, reflétant le traitement de l'influx d'information, sont mieux exprimés lorsque l'estimation est synchronisée sur le début de la fixation. En effet, un filtrage passe-bas est effectué sur ces composantes lorsque la synchronisation de l'estimation est faite sur la saccade. Ce filtrage causé par la variation des durées de saccade, en d'autres termes des amplitudes de saccade. Cependant la différence entre l'EFRP et l'ESRP est qualitativement faible, au décalage temporel près, car la variation des durées de saccade est moindre par rapport au temps d'établissement de la réponse lambda et du potentiel P2.

Nous avons poursuivi notre étude en estimant le potentiel évoqué par les saccades, toujours avec le GLM à deux classes, mais cette fois-ci sur une fenêtre de courte durée, restreinte au pic saccadique (la troisième configuration citée ci-dessus). Dans ce cas-là, nous avons estimé uniquement l'activité neuronale due à l'exécution de la saccade. Avec cette configuration, lors de l'estimation de l'ERP, l'activité neuronale à l'apparition du stimulus n'a pas été distinguée de l'activité neuronale évoquée par les fixations. Les résultats ont montré que l'estimation du potentiel à l'apparition du stimulus donnée par le GLM est très comparable à l'estimation de ce même potentiel par simple moyennage, sur les sites fronto-centraux. Pour cette configuration du GLM et sur les sites fronto-centraux, le potentiel estimé pour la seconde classe est un signal transitoire dans le sens ici où il tend vers zéro en début et en fin de fenêtre d'estimation. De plus, le caractère haute fréquence du pic saccadique reste important par rapport à la variation des durées de saccade. De fait, lors de l'estimation par simple moyennage, ce pic est atténué par filtrage passe-bas et n'a pas ou peu d'impact sur l'estimation, par simple moyennage, du potentiel évoqué à l'apparition du stimulus.

Par contre, pour les sites pariéto-occipitaux, les estimations données par les deux méthodes se différencient pour le potentiel LPP. En effet, sur ces sites, cette fenêtre d'estimation de l'ESRP n'est pas adéquate, car elle tronque de façon arbitraire l'estimation de ce potentiel évoqué. Celui-ci se poursuit au-delà de la fenêtre d'estimation et évolue vers une onde positive correspondant à la composante de la réponse lambda synchronisée sur le début de la saccade. Cela explique les différences observées sur ces sites, entre le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus estimé par simple moyennage et celui qui est estimé par le GLM.

Pour conclure, la configuration du GLM que nous avons choisie pour les analyses en fonction des émotions est la première configuration, distinguant le potentiel évoqué par l'apparition du stimulus et l'EFRP puisque l'influence du pic saccadique est négligeable.

Notons qu'une configuration de GLM à trois classes utilisant à la fois les instants de début de fixation et de début de saccade aurait pu a priori être envisagée. Mais les conclusions à l'issue de l'inspection des résultats obtenus avec ces trois configurations de GLM suggèrent qu'une telle configuration à trois classes n'aurait pas de valeur ajoutée significative. Aussi, nous pouvons nous attendre à une qualité moindre des estimations, avec une variance plus élevée puisque ce modèle serait moins parcimonieux : des paramètres supplémentaires seraient à estimer pour un même nombre d'essais.

8.5.2 Etude des potentiels évoqués selon la tâche et l'émotion pour les stimuli émotionnels statiques

Tout d'abord, avant de proposer des hypothèses concernant l'effet de la tâche, toutes émotions confondues, il faut souligner que les tâches n'ont pas été contrebalancées, l'objectif de l'expérience n'étant pas la comparaison entre la tâche d'empathie et celle de discrimination sur les effets attentionnels. Et le participant effectuait toujours la tâche EFE1 avant la tâche EFE2. Ainsi, nous ne pouvons que proposer des hypothèses quant à l'effet de la tâche. Nous avons obtenu un potentiel P1 d'amplitude plus grande pour la tâche EFE1, suggérant une attention du participant plus importante pour cette tâche. Les potentiels N170 et LPP sont également plus importants pour la tâche EFE1, tâche d'empathie.

Il faut noter que des études portant [24] [23] sur l'empathie face à des stimuli d'EFE ont trouvé une modulation de ces potentiels liée au niveau d'empathie. Les auteurs ont trouvé une corrélation positive entre l'amplitude du potentiel LPP et le niveau d'empathie face à des stimuli présentant des visages. Ils ont également trouvé une corrélation positive entre l'amplitude du potentiel LPP et le niveau d'empathie pour des stimuli d'expression faciale émotionnelle à valeur négative. Par contre, ils ont obtenu une corrélation négative entre l'amplitude du potentiel N170 et le niveau d'empathie. L'hypothèse de la modulation de ces deux potentiels avec le niveau d'empathie est donc, dans notre contexte, à considérer avec précaution et demande des analyses supplémentaires, notamment en étudiant un éventuel lien entre le niveau d'empathie des participants et l'intensité émotionnelle des stimuli.

Concernant les effets du type d'émotion, soulignons, en premier lieu, que les taux de reconnaissance de nos participants sont bien plus faibles (voir Table 8.2) que ceux de la littérature. Pour l'expression de neutralité, Trautmann-Lengsfeld et al. [154] et Recio et al. [127] obtiennent un taux de reconnaissance aux alentours de 95% alors que nous obtenons un taux de 67%. Pour le dégoût, Trautmann-Lengsfeld et al. [154] obtiennent un taux de 96%, notre taux est de 66%. En revanche, leur taux pour la gaieté est comparable au nôtre, autour de 96%. La différence entre nos taux de reconnaissance et ceux de la littérature peut s'expliquer par le fait que nous utilisons des stimuli statiques extraits de séquences dynamiques d'expressions faciales émotionnelles naturelles. Nos stimuli peuvent donc présenter des expressions faciales émotionnelles naturelles moins marquées que celles des études citées qui sont des expressions prototypiques. Une autre différence est à noter : suite aux faibles taux de reconnaissance, nos estimations de potentiels évoqués ont été faites sur les émotions telles que perçues par le participant et non sur les émotions telles que définies a priori.

Nous trouvons aucune modulation du potentiel N170 par le type d'émotion, quelle que soit la tâche, résultat en accord avec les études de Trautmann-Lengsfeld [154] et d'Ashley et al. [6] notamment (voir Chapitre 3).

La figure 8.24 compare les topographies pour l'expression "Neutre" obtenues par Trautmann-Lengsfeld et al. [154] et celles qui sont issues de notre expérience, sur les fenêtres de latence définies dans l'étude de Trautmann-Lengsfeld et al. Nous pouvons constater que ces topographies présentent un comportement similaire. De plus, les topographies du potentiel EPN (surtout pour la gaieté), avec une négativité sur la région postérieure et une positivité sur les sites antérieurs se rapprochent de celles de la littérature [154] [127].

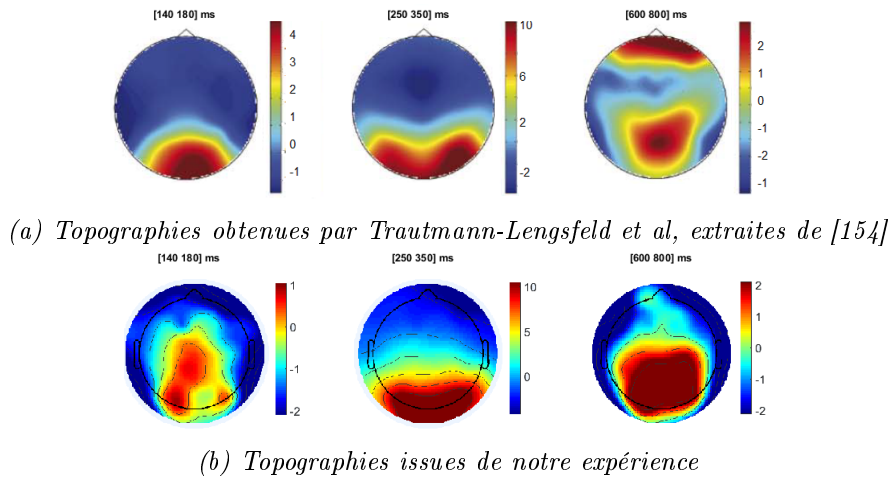


FIGURE 8.24 – Comparaison des topographies pour l'expression "Neutre" obtenues par Trautmann-Lengsfeld et al. [154] et celles qui sont issues de notre expérience

Mais alors que dans la littérature, les effets de l'émotion sont observés généralement sur les régions occipitales [6], [101] pour le potentiel EPN, nous trouvons un effet de l'interaction entre l'électrode virtuelle et l'émotion sur les régions antérieures. Ainsi, pour la tâche EFE1, sur la région frontale gauche, l'amplitude du potentiel EPN est plus grande pour la gaieté que pour la surprise. Ce résultat irait dans le sens de l'hypothèse de la littérature sur la latéralité hémisphérique selon laquelle les réponses neuronales aux émotions de valence positive ont une prédominance sur l'hémisphère gauche et les réponses aux émotions de valence négative une prédominance sur l'hémisphère droit [4] [5] [48] [100]³.

Dans la littérature, les études sur le potentiel LPP trouvent une positivité sur les régions centro-pariétales (voir Table 8.1 et Chapitre 3). Nos topographies montrent une positivité plutôt sur les régions pariéto-occipitales. Trautmann-Lengsfeld et al. [154] et Recio et al. [127] trouvent une modulation de ce potentiel selon le type d'émotion sur les régions centro-pariétales alors que nous les trouvons sur les sites frontaux. Avec la méthode Average, pour la tâche EFE1, nous trouvons une amplitude plus grande pour la gaieté que pour la surprise en frontale gauche, résultat allant dans le sens de l'hypothèse de la latéralité hémisphérique citée précédemment.

Les estimations du GLM permettant de distinguer la contribution de l'apparition du stimulus de celles des fixations au cours de l'exploration montrent pour le potentiel évoqué par l'apparition du stimulus une amplitude plus grande pour la surprise que pour la gaieté sur la région frontale droite. Ce résultat est en accord avec l'hypothèse de la latéralité hémisphérique. Le fait que l'amplitude soit plus importante, sur le site frontal droit, pour la surprise que pour le dégoût est difficile à interpréter.

D'une part, nous avons donc une réponse amplifiée pour la surprise sur l'hémisphère droit, associé aux émotions à valence négative, lorsque nous étudions le processus de traitement précoce de l'information à l'apparition du stimulus en estimant le potentiel avec le GLM. Nous trouvons également une variation des EFRP selon le type de l'émotion, suggérant un

3. D'après l'étude de Noordewier et al. [107], la surprise est une émotion de valence plutôt négative.

traitement différent de l'information encodée lors des fixations, selon le type d'émotion. Et d'autre part, nous avons une réponse amplifiée pour la gaieté sur l'hémisphère gauche, associé aux émotions à valence positive, lorsque nous étudions le processus de traitement au cours de l'exploration en estimant le potentiel par simple moyennage. Ces résultats iraient dans le sens d'un traitement plus précoce et facilité des émotions à valence négatives comme cela est suggéré par les études de Schupp et al. [138], Recio et al. [127] et Trautmann et al. [154].

Des futurs travaux devront être menés afin de déterminer précisément les processus cognitifs que reflètent ces différentes activités neuronales. Dans quelle mesure le niveau d'intensité émotionnelle du stimulus est-il impliqué dans la modulation des potentiels ? Y a-t-il une relation entre ce niveau et le niveau d'empathie du participant qui entraînerait une modulation des potentiels ? Dans quelle mesure la région fixée est-elle utile pour le décodage émotionnel ? Voici des exemples de questions pouvant être au cœur des prochaines analyses. Un important travail doit aussi être mené sur les données concernant les stimuli dynamiques. Ces perspectives seront détaillées dans le chapitre suivant.

Quatrième partie

Conclusions et perspectives

Conclusions et perspectives

Sommaire

9.1 Méthode d'estimation des potentiels évoqués	157
9.1.1 Principaux résultats	158
9.1.2 Perspectives	158
9.2 Etude de l'exploration des expressions faciales émotionnelles	159
9.2.1 Principaux résultats	160
9.2.2 Perspectives	161

Cette thèse s'est articulée autour d'un problème rencontré lors de l'estimation des potentiels évoqués et qui constitue, plus particulièrement, une limitation majeure pour l'estimation des potentiels évoqués par les mouvements oculaires lors d'une expérience en enregistrement conjoint EEG et oculométrie. En effet, la méthode habituellement utilisée pour estimer ces potentiels évoqués, la méthode par simple moyennage, suppose qu'il y a un seul potentiel évoqué par essai. Or selon les intervalles inter-stimuli, cette hypothèse n'est pas vérifiée. Ceci est d'autant plus vrai dans le contexte des potentiels évoqués par des fixations (ou par des saccades), les intervalles inter-fixations (ou inter-saccades) n'étant pas contrôlés par l'expérimentateur et pouvant être plus courts que les latences des potentiels. Le fait que l'hypothèse ne soit pas vérifiée donne des estimations biaisées par des recouvrements entre les potentiels évoqués. Nos travaux ont donc porté sur la méthodologie de l'estimation des potentiels évoqués afin de répondre à cette problématique. Les principaux résultats et les perspectives sont présentés dans la section 9.1.

Nous avons également conduit de bout en bout une expérience d'envergure en enregistrement conjoint EEG et oculométrie portant sur l'exploration des expressions faciales émotionnelles. Les premiers résultats et des pistes pour des travaux à venir sont le sujet de la section 9.2.

9.1 Méthode d'estimation des potentiels évoqués

Les résultats du travail méthodologique ont été synthétisés dans le Chapitre 7. Aussi, dans ce chapitre, nous rappellerons uniquement les principaux résultats puis nous proposerons des pistes pour de futurs travaux.

9.1.1 Principaux résultats

La régularisation, lors de l'estimation des potentiels évoqués et dont le paramètre est choisi par la validation croisée généralisée, permet d'améliorer le rapport signal sur bruit de l'estimation pour un faible nombre d'essais donné. Cette technique s'avère intéressante dans le cadre d'une expérience avec peu d'essais et dont les données ont un faible rapport signal sur bruit. Le Modèle Linéaire Général (GLM) permet de prendre en compte les contributions des activités neuronales liées à chaque évènement ayant lieu lors d'un essai, contrairement à la méthode classique d'estimation par simple moyennage. Il faut d'ailleurs rappeler que celle-ci correspond au GLM lorsqu'il y a uniquement un évènement pendant l'essai.

Nous avons montré que dans le cadre de l'estimation des potentiels évoqués par une fixation oculaire, pour laquelle le recouvrement de ces potentiels évoqués est un problème non négligeable, le GLM est une méthode d'estimation tout à fait adaptée, contrairement à la méthode classique par simple moyennage et à l'algorithme ADJAR donnant, tous deux, des estimations biaisées.

De plus, le GLM donne la possibilité, par sa flexibilité, d'estimer plusieurs types de potentiel évoqué selon des hypothèses émises sur les processus cognitifs. Le choix des classes se base, alors, sur ces hypothèses et il est crucial dans la configuration du modèle. Mais nous avons montré dans le chapitre 5, que la qualité de l'estimation dépendait de la parcimonie du modèle, liée au nombre de classes. Le choix des classes est alors confronté à un double enjeu antagoniste. En privilégiant la parcimonie du modèle avec un faible nombre de classes, on privilégie la variance de l'estimation. Mais ce faible nombre de classes peut conduire à des hypothèses simplificatrices sans prendre en compte des facteurs influençant possiblement les potentiels évoqués d'intérêt. Ceci peut ainsi conduire à une augmentation du biais d'estimation.

Le choix des fenêtres d'estimation est également important pour l'interprétation des potentiels estimés : nous avons vu, dans le chapitre 8, dans le cas de la modélisation à deux classes avec d'un côté l'ERP et de l'autre l'ESRP que l'interprétation de l'ERP diffère selon la fenêtre d'estimation choisie pour l'ESRP.

9.1.2 Perspectives

Le modèle utilisé dans ces travaux est un modèle linéaire, supposant les réponses invariables dans le temps. Bardy et al [11], dans le cadre de l'application du GLM pour l'estimation des potentiels évoqués auditifs, évoque le fait que l'invariabilité temporelle des potentiels évoqués n'est pas toujours vérifiée. Cela peut également être le cas concernant les potentiels évoqués par des fixations oculaires. Par exemple, Fischer et al. [42], lors d'une étude d'exploration libre visuelle d'œuvres d'art (tableaux), ont trouvé une modulation des composantes de l'EFRP au cours de l'exploration d'un stimulus, en comparant l'EFRP évoqué par les fixations durant les dix premières secondes de l'exploration avec celui qui est associé aux fixations durant les trente dernières secondes. Ils ont également comparé l'EFRP évoqué par les fixations pour l'exploration des vingt premiers stimuli avec celui qui est évoqué par les fixations lors de l'exploration des vingt derniers stimuli. Cette fois-ci, aucune différence entre ces deux EFRP

n'a été mise en évidence. Ces résultats posent la question de l'interaction des facteurs de bas et haut niveau, au cours de l'exploration du stimulus et tout au long de la tâche, pouvant rendre complexe le choix de la configuration du GLM.

En outre, ce modèle considère que le traitement de l'information encodée lors de l'évènement de rang $n-1$ n'influence pas le traitement de l'information encodée lors de l'évènement de rang n . Or, par exemple dans l'expérience de Kornrumpf et al. [76], il a été montré que l'information encodée lors de la lecture du mot de rang $n-1$ modulait le potentiel N1 évoqué par le mot de rang n .

Enfin, lors de nos travaux, nous avons configuré le GLM selon des hypothèses concernant les potentiels d'intérêt, en nous appuyant, par exemple, sur la nature des stimuli dans le cadre de l'expérience du P300 Speller (chapitre 5) ou sur les caractéristiques de la première fixation de l'exploration (chapitre 6). Mais le choix des classes peut devenir difficile en présence de plusieurs facteurs confondants. Le choix peut alors négliger l'influence de certains variables et par là même compromettre l'interprétation des processus cognitifs.

Il serait donc intéressant de poursuivre les travaux en s'appuyant, par exemple, sur des modèles non linéaires. Ces modèles donnent la possibilité d'analyser les relations entre les différentes variables et les potentiels évoqués. Cela permettrait ainsi d'affiner la modélisation pour l'estimation des potentiels évoqués. Par exemple, Tremblay et al. [156] proposent d'utiliser le Modèle Additif Généralisé [50] et le Modèle Additif à Effets Mixtes Généralisé [163] afin d'analyser la relation entre les réponses neuronales et les différentes variables. Le Modèle Additif Généralisé est constitué d'une somme de fonctions de lissage [50]. Les fonctions de lissage modélisent les non-linéarités. Le Modèle Additif à Effets Mixtes Généralisé est également une somme de fonctions de lissage et distingue les effets fixes (ce qu'on cherche à estimer) et les effets aléatoires (par exemple la variabilité due aux participants) [163].

Des études, essentiellement en psycholinguistique, utilisent le Modèle Additif Généralisé [96] ou le Modèle Additif à Effets Mixtes Généralisé [7] [81] [156] [27] pour étudier la relation non-linéaire entre les potentiels évoqués et les variables de l'expérience. Le Modèle Additif à Effet Mixtes Général a aussi été utilisé pour analyser les relations entre des résultats sur le comportement oculomoteurs et les variables de l'expérience [106] [159].

A notre connaissance, le Modèle Additif Généralisé et le Modèle Additif à Effets Mixtes Généralisé n'ont jamais été utilisés dans le cadre d'enregistrement conjoint EEG-oculométrie. Ce serait donc intéressant d'étudier l'apport de ces modèles pour l'estimation des potentiels évoqués dans le cadre de l'enregistrement conjoint EEG-oculométrie.

9.2 Etude de l'exploration des expressions faciales émotionnelles

L'expérience en enregistrement conjoint EEG et oculométrie avait pour objectif général d'étudier l'exploration des expressions faciales émotionnelles naturelles et spontanées en statique et en dynamique. Pour chacune de ces deux modalités, le participant accomplissait deux tâches : une tâche d'empathie (EFE1) et une tâche de discrimination (EFE2).

Dans le manuscrit, nous avons étudié les méthodes d'estimation des potentiels évoqués pour la modalité statique et l'effet du type de l'émotion sur ces potentiels pour la tâche EFE1, toujours en statique. Ces résultats ont été détaillés et discutés vis-à-vis de la littérature dans le chapitre 8. Les principaux résultats vont être résumés dans cette section puis des perspectives pour des futures travaux seront proposées.

9.2.1 Principaux résultats

Les potentiels évoqués d'intérêt étaient les potentiels P1, N170, le potentiel différentiel EPN (Early Posterior Negativity) et le potentiel LPP (Late Positive Potential).

Nous avons montré que les fenêtres de latence des potentiels P1, N170 et EPN sont peu ou ne sont pas impactées par les activités dues aux mouvements oculaires contrairement à la fenêtre de latence du potentiel LPP. Par conséquent, lorsque le potentiel LPP est estimé par la méthode par simple moyennage, l'activité étudiée résulte de l'accumulation de l'activité évoquée par l'apparition du stimulus émotionnel et de celle qui est liée aux premières fixations de l'exploration. Le GLM permet de distinguer chacune de ces deux activités.

Nous avons constaté un effet de la tâche mais, comme cela a été expliqué dans le chapitre 8, les hypothèses sur l'interprétation sont à envisager avec précaution, les tâches n'ayant pas été contrebalancées.

Concernant l'effet du type de l'émotion, nous avons obtenu des taux de reconnaissance, pour la modalité statique, plus faible que ceux qui ont été obtenus dans les études existantes. Ceci s'explique par le caractère naturel de nos stimuli, beaucoup moins prototypiques que ceux qu'utilisent les autres études.

Le potentiel N170 n'a montré aucune modulation selon le type d'émotion allant dans le sens de l'hypothèse de son insensibilité au type d'émotion faite par une partie de la littérature.

Sur la fenêtre de latence du potentiel différentiel EPN, les topographies obtenues pour l'expression de neutralité sont similaires à celles de la littérature. Par contre, nous trouvons des modulations différentes du potentiel EPN de celles qui ont été trouvées dans la littérature. Dans notre étude, les modulations concernent les régions frontales avec une latéralisation selon l'émotion pouvant aller dans le sens des hypothèses de la latéralité hémisphérique associée aux émotions.

Concernant les résultats obtenus pour le potentiel LPP, dont la fenêtre de latence est impactée par les fixations au début de l'exploration, nous avons utilisé le GLM pour estimer d'une part le potentiel évoqué à l'apparition du stimulus et d'autre part le potentiel évoqué par les fixations oculaires. Nous trouvons une modulation sur l'ERP allant dans le sens de l'hypothèse de latéralisation hémisphérique pour les émotions à valence négative. Ceci suggérerait un traitement précoce et facilité pour les émotions à valence négative. Les résultats montrent également une variation des EFRP selon le type de l'émotion. En estimant l'ERP par simple moyennage, nous étudions le processus du traitement de l'information encodée à l'apparition du stimulus et par les premières fixations au début de l'exploration intentionnelle. Nous retrouvons un effet de latéralité, associé cette fois-ci aux émotions à valence positive. Ainsi, l'information encodée par les fixations contribuerait au traitement des émotions à valence positive.

9.2.2 Perspectives

L'expérience étant complexe, de nombreuses pistes pour des futures travaux peuvent être envisagées, la plus évidente étant la comparaison des potentiels évoqués entre les modalités statique et dynamique. Nous pouvons supposer que les taux de reconnaissance seront meilleurs en dynamique qu'en statique : le participant observe le développement de l'expression faciale émotionnelle, ce qui est plus naturel. De plus, Trautmann-Lengsfeld et al. [154] ont trouvé un potentiel LPP plus généralisé et plus long temporellement en dynamique qu'en statique pour les émotions de dégoût et de gaieté. Recio et al. [127] ont également trouvé un potentiel LPP amplifié pour le dynamique ainsi qu'une amplification et une prolongation du potentiel EPN. En se basant sur ces études, nous pouvons donc faire l'hypothèse d'une activité neuronale plus importante pour le dynamique.

Une étude peut être menée sur la relation entre les potentiels évoqués et l'intensité émotionnelle (arousal) des stimuli, sachant que les potentiels EPN et LPP sont sensibles à celle-ci (voir chapitre 3).

Il serait aussi intéressant d'étudier plus en détail les potentiels évoqués par les fixations oculaires selon différents paramètres. Tout d'abord, l'analyse de ces potentiels peut être faite selon les rangs des fixations pour étudier le décours temporel des processus cognitifs pendant l'exploration intentionnelle du stimulus.

Nous avons évoqué, dans le Chapitre 8, l'importance des régions du visage fixées pour le décodage émotionnel. Neath-Tavares et al. [101] ont par exemple présenté les régions d'intérêt du visage dans le champ de la vision fovéale. Ils ont trouvé une sensibilité du potentiel N170 pour les yeux, quelle que soit l'émotion. Ils ont également suggéré que la bouche était impliquée dans le traitement précoce de l'expression de gaieté et dans le traitement tardif du contenu émotionnel du stimulus. La bouche et les yeux seraient également impliqués dans le traitement sémantique de la frayeur. Dans notre cas, le participant explorait librement les visages mais grâce aux données oculométriques et à leur synchronisation avec les données EEG, nous pourrions étudier la stratégie d'exploration des expressions faciales émotionnelles et les potentiels évoqués par les fixations selon les régions fixées par le participant. Nous pourrions approfondir en analysant les potentiels évoqués selon le rang des fixations à l'intérieur d'une région d'intérêt du visage.

L'utilisation des Modèles Additifs cités plus haut trouverait sa place dans ces études pour analyser précisément les relations entre les activités neuronales et les différentes variables évoquées.

Ainsi, cette expérience offre de belles perspectives pour de futurs travaux en méthodologie et en neuro-cognition.

Annexe : Dossier CPP

14.3 NOTICE D'INFORMATION

Remise aux personnes sollicitées pour participer au projet de recherche

Titre du projet : Rôles fonctionnels des mouvements oculaires en exploration de documents à haut niveau sémantique et de visages. Etude conjointe des signaux oculométriques et électroencéphalographiques.

Titre court : SemEFRP

INVESTIGATEUR PRINCIPAL

Dr Laurent VERCUEIL, MD, PhD (médecin inscrit Conseil Ordre de l'Isère)

Chef du service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN)
CHU de Grenoble, Hôpital A. MICHALON - 38700 LA TRONCHE

INVESTIGATEUR PRINCIPAL DU SITE PARISIEN

Dr Daniel Ejnes (médecin inscrit au conseil de l'ordre de Paris)
Spécialiste en Médecine Physique et de Réadaptation
222 Boulevard Raspail, 75014 PARIS

PROMOTEUR

CHU de Grenoble CS10217 38043 GRENOBLE cedex 09
DRCI : Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation

RESPONSABLES SCIENTIFIQUES

- Anne Guérin-Dugué (PU), Informatique, Gipsa-lab, Grenoble, anne.guerin@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
- Benoît Lemaire (MCU), Informatique, Laboratoire de Psychologie et Neurocognition, (LPNC), Grenoble, benoit.lemaire@upmf-grenoble.fr
- Aurélie Campagne (MCU), PhD Neurosciences Cognitives, Laboratoire de Psychologie et Neurocognition, (LPNC), Grenoble, aurelie.campagne@upmf-grenoble.fr
- Anna Tcherkassof (MCU), PhD, Psychologie, Laboratoire Interuniversitaire de Psychologie, Grenoble, anna.Tcherkassov@upmf-grenoble.fr
- Raphaëlle Roy (post-doctorante) Laboratoire Grenoble Image Parole Signal Automatique, (GIPSA-lab), Grenoble, raphaelle.roy@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
- Emmanuelle Kristensen (Etudiante), PhD Neurosciences Cognitives et Traitement du Signal en préparation, GIPSA-lab, Grenoble, emmanuelle.kristensen@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
- Thierry Baccino (PU), PhD Psychologie Cognitive, (LUTIN), Paris, thierry.baccino@univ-paris8.fr
- Aline Frey (Post-Doc), PhD Psychologie Cognitive, (LUTIN), Paris, aline.frey@cognition-usages.org

Un contrat d'assurance responsabilité civile a été contracté dans ce cadre auprès de la Société Hospitalière d'Assurances Mutuelles. 18 rue Edouard Rochet, 69372 LYON cedex (police numéro : 135 751).

Ce protocole a reçu un avis favorable de la part du Comité de Protection des Personnes Sud-Est V le 28.07.2011 et une autorisation de l'ANSM le 05.07.2011

Objectif scientifique général

Cette étude a deux problématiques, une concernant la lecture de texte et l'autre concernant la perception de visages. Le responsable scientifique de l'étude vous a indiqué à laquelle des deux études vous participez.

Pour l'étude « Texte » :

La problématique générale de cette étude consiste à améliorer notre compréhension des mécanismes de décision lorsque l'on est face à des documents complexes à haut niveau sémantique et que l'on doit extraire les informations pertinentes. Cette recherche est abordée à travers des expérimentations qui vous plongent dans un contexte de recherche d'information. Vous devrez lire une série de lectures brèves et à tout moment prendre des décisions relativement au contenu sémantique des documents.

Pour l'étude « Visage »

La problématique générale de cette étude consiste à améliorer notre compréhension des mécanismes d'exploration de visages. L'expérimentation consiste à regarder attentivement des visages présentés soit sous forme dynamique (vidéos), soit sous forme statique (image fixe).

Les expérimentations réalisées utilisent les techniques d'électroencéphalographie (EEG) et d'oculométrie. L'EEG mesure directement les activités électriques des neurones de l'ensemble de votre cerveau et permet de mettre en relation leurs variations avec la tâche de lecture réalisée. L'oculométrie permet de recueillir les mouvements oculaires de vos yeux et donc la mise en correspondance avec les mots ou les zones fixés.

Expérimentation

Lieu et durée :

Pour le site grenoblois, l'expérimentation aura lieu au CHU de Grenoble sur la plateforme EEG recherche située dans le service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN) de l'hôpital A. Michalon.

Pour le site parisien, l'expérimentation aura lieu à l'Ecole Pratique des Hautes Etudes (EPHE), 41, rue Gay-Lussac F-75005 Paris 5ème étage, Salle 93, qui a obtenu l'autorisation de recherche biomédicale en cours auprès de l'Agence Régionale de Santé, le 29 octobre 2011.

Elle durera au total environ 1h40 (10 min. de visite médicale de pré-inclusion, 30mn pose et vérification des électrodes d'enregistrement, 2 fois 5 minutes de réglage de l'oculomètre, 2 fois 20 min. d'expérimentation EEG-Oculométrie pour les deux sessions et 5 à 10 min de pause entre les deux sessions). L'étude globale implique au total 60 volontaires sains.

Procédure expérimentale :

A l'issue de l'examen médical préalable d'inclusion, vous aurez à remplir un court questionnaire visant à qualifier votre usage d'internet et à réaliser un test de lecture de 3 minutes. Vous serez alors équipé d'un casque de 96 électrodes d'EEG. Quatre autres

électrodes seront positionnées autour de vos yeux pour la mesure des potentiels oculaires et palpébraux. L'activité EEG est très souvent détériorée par ces potentiels. Nous avons donc besoin de cette mesure afin de pouvoir les identifier et les corriger sur le signal EEG. La pose, la localisation des électrodes et la vérification de la qualité des signaux recueillis par les électrodes seront ensuite effectuées. Cela durera au total 40 minutes maximum. Vous serez ensuite assis confortablement dans un fauteuil face à un écran d'ordinateur dans un box expérimental plongé dans une semi-obscurité afin de réaliser l'expérience. Cette expérience comprendra deux sessions expérimentales de 20 minutes espacées d'une pause de 5 à 10 minutes. La tâche à réaliser lors de chacune de ces sessions expérimentales vous sera expliquée au moment venue de leur réalisation afin d'éviter des biais expérimentaux. Une séance d'entraînement à la tâche d'une durée maximum de 5 minutes précédera toujours la phase test.

Pour l'étude « Texte », chaque essai de l'expérience se déroulera de la manière suivante : une croix de fixation centrale apparaîtra. Ensuite si vous fixez bien cette croix de fixation, un thème d'intérêt sera affiché, que vous devrez lire, puis ensuite des paragraphes courts, sur lesquels vous devrez prendre une décision qui sera concrétisée par l'appui d'un bouton sur un boîtier-réponse.

Pour l'étude « Visage », chaque essai de l'expérience se déroulera de la manière suivante : une croix de fixation centrale apparaîtra. Ensuite si vous fixez bien cette croix de fixation, puis un visage en statique ou n dynamique apparaîtra.

Pendant chaque étape de l'expérience, votre tête sera maintenue par un repose menton afin de limiter les mouvements de votre tête. Parallèlement à l'activité EEG recueillie, une caméra infra rouge située en face de vous en dessous de l'écran permettra d'enregistrer les positions oculaires de vos deux yeux. Avant chaque session expérimentale une phase de calibration en 9 points de quelques minutes sera réalisée.

A la fin de l'étude vous recevrez une indemnité de 20 euros. Votre participation à cette étude n'occasionnera pas de frais supplémentaires. En cas d'arrêt prématuré de l'étude, suite à un problème technique ou suite à votre demande, vous recevrez une indemnité au prorata du temps écoulé. Alors, les données enregistrées jusqu'à l'arrêt seront utilisées sauf si vous ne le souhaitez pas. Dans ce cas vous devrez le signaler explicitement à un des responsables scientifiques.

Les résultats de la visite médicale de pré-inclusion vous seront communiqués directement ou par l'intermédiaire d'un médecin de votre choix.

Il n'existe aucun bénéfice direct concernant cette étude. Il s'agit d'une recherche uniquement académique. Si vous le souhaitez, vous serez informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès d'un des responsables scientifiques de l'étude.

Il n'existe aucun risque connu à cette méthode de recherche. De plus l'EEG est utilisé de manière routinière en médecine dans un but de diagnostic chez l'adulte.

Caractéristiques de la technique d'électroencéphalographie:

Avantages : L'électroencéphalographie (EEG) est une technique non-invasive et indolore. Elle recueille simplement l'activité électrique des neurones de votre cerveau avec une précision temporelle de l'ordre de la seconde à l'aide d'électrodes remplies d'une pâte conductrice et positionnées sur votre tête à l'aide d'un casque.

Contraintes : Le signal EEG est sensible aux mouvements (oculaires, mouvements de la tête). PENDANT TOUTE LA DUREE DE L'EXAMEN IL EST DONC ESSENTIEL QU'ILS SOIENT LIMITES !

Inconvénients : Du fait du nombre conséquent d'électrodes utilisés (96 ici), la pose des électrodes peut être un peu longue.

Contre-indications : Pas de contre-indications

Caractéristiques des techniques d'électrooculographie.

Avantages : L'électrooculographie (EOG) est une technique non-invasive et indolore. Elle recueille simplement les potentiels électriques générés lors de vos clignements et vos mouvements oculaires verticaux et horizontaux à l'aide d'électrodes remplies d'une pâte conductrice et positionnées autour des yeux.

Contraintes : aucune contrainte

Inconvénients : aucun inconvénient

Contre-indications : Pas de contre-indications

Un code d'anonymat vous sera attribué au cours de cette étude et sera respecté à tous les stades de l'étude.

Période d'exclusion : aucune période d'exclusion. Vous pouvez participer à d'autres expérimentations dès que celle-ci est terminée.

Si vous le souhaitez vous serez informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès de l'investigateur principal. (cf. article L.1122-1)

Nom du volontaire :
Signature du volontaire

Date :

L'investigateur confirme avoir expliqué à l'intéressé ci-dessus nommé la nature, les buts, les désagréments et les bénéfices potentiels de l'étude en question.

Nom du médecin investigateur :
Signature du médecin

Date :

14.4 FORMULAIRE DE CONSENTEMENT

Titre du projet : Rôles fonctionnels des mouvements oculaires en exploration de documents à haut niveau sémantique et de visages. Etude conjointe des signaux oculométriques et électroencéphalographiques.

Titre court : SemEFRP

INVESTIGATEUR PRINCIPAL

Dr Laurent VERCUEIL, MD, PhD (médecin inscrit Conseil Ordre de l'Isère)

Chef du service d'exploration fonctionnelle du système nerveux (EFSN)

CHU de Grenoble, Hôpital A. MICHALON - 38700 LA TRONCHE

INVESTIGATEUR PRINCIPAL DU SITE PARISIEN

Dr Daniel Ejnes (médecin inscrit au conseil de l'ordre de Paris)

Spécialiste en Médecine Physique et de Réadaptation

222 Boulevard Raspail, 75014 PARIS

PROMOTEUR

CHU de Grenoble CS10217 38043 GRENOBLE cedex 09

DRCI : Délégation à la Recherche Clinique et à l'Innovation

RESPONSABLES SCIENTIFIQUES

- Anne Guérin-Dugué (PU), Informatique, Gipsa-lab, Grenoble, anne.guerin@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
- Benoît Lemaire (MCU), Informatique, Laboratoire de Psychologie et Neurocognition, (LPNC), Grenoble, benoit.lemaire@upmf-grenoble.fr
- Aurélie Campagne (MCU), PhD Neurosciences Cognitives, Laboratoire de Psychologie et Neurocognition, (LPNC), Grenoble, aurelie.campagne@upmf-grenoble.fr
- Anna Tcherkassof (MCU), PhD, Psychologie, Laboratoire Interuniversitaire de Psychologie, Grenoble, anna.Tcherkassopv@upmf-grenoble.fr
- Raphaëlle Roy (post-doctorante) Laboratoire Grenoble Image Parole Signal Automatique, (GIPSA-lab), Grenoble, raphaelle.roy@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
- Emmanuelle Kristensen (Etudiante), PhD Neurosciences Cognitives et Traitement du Signal en préparation, GIPSA-lab, Grenoble, emmanuelle.kristensen@gipsa-lab.grenoble-inp.fr
- Thierry Baccino (PU), Phd Psychologie Cognitive, (LUTIN), Paris, thierry.baccino@univ-paris8.fr
- Aline Frey (Post-Doc), Phd Psychologie Cognitive, (LUTIN), Paris, aline.frey@cognition-usages.org

Paraphe du volontaire :

Protection des volontaires

Cette étude est organisée conformément au « livre I – Titres 2 et 3 du code de la santé publique (Loi Huriet – Serusclat) » et à la « Loi Informatique et Liberté du 6 janvier 1978 modifiée ».

Ce protocole a reçu un avis favorable de la part du Comité de Protection des Personnes Sud-Est V le 28.07.2011 et une autorisation de l'ANSM le 05.07.2011

Le promoteur de cette étude est le C.H.U de Grenoble.

Un contrat d'assurance responsabilité civile a été contracté dans ce cadre auprès de la Société Hospitalière d'Assurances Mutuelles. 18 rue Edouard Rochet, 69372 LYON cedex (police numéro : 135 751).

Cette étude bénéficie de la déclaration réalisée par le CHU de Grenoble, de conformité à la méthodologie de référence MR-001 de la CNIL pour le traitement des données personnelles mis en œuvre dans le cadre des recherches biomédicales.

Je soussigné(e),, accepte volontairement de participer à cette étude. J'ai été pleinement informé(e) par le médecin investigateur de cette recherche, sur le déroulement, la technique et les risques éventuels. Au cours de cette information, un formulaire explicatif m'a été remis. J'ai disposé d'un délai de réflexion suffisant. J'ai eu la possibilité de poser toutes les questions qui m'intéressaient au sujet de cette étude et des réponses claires m'ont été apportées.

J'ai été informé(e) que je suis libre de me retirer de l'étude à tout moment sans avoir à justifier ma décision et sans encourir aucune responsabilité ni aucun préjudice de ce fait. Je sais également que je toucherai une indemnité de 20 euros pour ma participation à cette étude. En cas d'arrêt prématuré de l'étude suite à un problème technique ou suite à la demande du participant, je recevrai une indemnité au prorata du temps écoulé. Alors, les données enregistrées jusqu'à l'arrêt seront utilisées sauf je ne le souhaite pas. Dans ce cas je devrais le signaler explicitement à un des responsables scientifiques.

Les données qui me concernent resteront strictement confidentielles. Je n'autorise leur consultation que par des personnes qui collaborent à la recherche désignées par le promoteur, par le médecin investigateur, et, éventuellement, un représentant des Autorités de Santé. Je consens à l'utilisation par le Médecin Investigateur, à des fins licites, de tous les résultats et informations de cette étude à condition que mon anonymat soit scrupuleusement respecté. Je suis informé(e) que les résultats des évaluations auxquelles j'accepte de participer seront exploités dans un but de recherche et ce, à titre exclusivement confidentiel dans le respect de l'anonymat conformément aux dispositions de la loi du 6 janvier 1978.

J'accepte que les données enregistrées au cours de l'étude puissent faire l'objet d'un traitement informatisé. Je suis informé(e) que la mise en œuvre de mes droits d'accès et de rectification relatifs aux informations me concernant devra s'effectuer auprès de l'investigateur principal ou du coordinateur.

Paraphe du volontaire :

Les résultats de la visite médicale de pré-inclusion me seront communiqués directement ou par l'intermédiaire d'un médecin de votre choix (cf. article L1121-11 3^{ème} alinéa « *Les personnes susceptibles de se prêter à des recherches biomédicales bénéficient d'un examen médical préalable adapté à la recherche. Les résultats de cet examen leur sont communiqués directement ou par l'intermédiaire du médecin de leur choix* »).

Si je le souhaite, je serai informé(e) sur les résultats globaux à l'issue de la recherche par simple demande écrite auprès d'un des responsables scientifiques de l'étude.

Nom du volontaire :
Signature du volontaire

Date :

L'investigateur confirme avoir expliqué à l'intéressé ci-dessus nommé la nature, les buts, les désagréments et les bénéfices potentiels de l'étude en question.

Nom du médecin investigateur :
Signature du médecin

Date :

Protocole « Visage »**INCLUSION VOLONTAIRE ADULTE****Critères d'inclusion**

- Age entre 20 et 40 ans	oui	non
- Niveau d'étude Bac minimum	oui	non
- Vision normale ou corrigée à la normale	oui	non
- Affiliation à ou bénéficiaire d'un régime de sécurité sociale	oui	non
- Consentement éclairé signé	oui	non

inclus si cinq réponses oui

Critères de non inclusion :

- Sujets inclus dans une autre expérimentation clinique et/ou thérapeutique en cours ayant des interférences possibles à l'étude SemEFRP	oui	non
- Troubles important de l'audition et de la vision	oui	non
- Sujet visé par les articles L121-5 à L125-8 du CSP	oui	non

Si une réponse oui, non inclusion

Date et signature du médecin investigateur ayant réalisé l'examen médical de pré-inclusion

Paraphe du volontaire :

Annexe : Stimuli issus de la base DynEmo



FIGURE B.1 – *Stimuli statiques pour la gaieté*



FIGURE B.2 – *Stimuli statiques pour la surprise*

FIGURE B.3 – *Stimuli statiques pour la frayeur*FIGURE B.4 – *Stimuli statiques pour le dégoût*FIGURE B.5 – *Stimuli statiques pour l'expression de neutralité*



FIGURE B.6 – *Stimuli statiques distracteurs*

Choix de la méthode d'estimation :

Figures pour la tâche EFE2

Sommaire

C.1	Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les fixations oculaires	177
C.2	Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les saccades oculaires	180

C.1 Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les fixations oculaires

La latence moyenne de la première fixation est de 266 ms (± 41 ms) et celle de la seconde fixation est de 547 ms (± 83 ms). Par conséquent, le potentiel évoqué par la première fixation impacte les deux potentiels tardifs EPN et LPP. Et le potentiel LPP est également impacté par le potentiel évoqué par la deuxième fixation. Plus précisément :

- l'activité évoquée par la première fixation, entre -36 ms ($230 - 266 = -36$) et 84 ms ($350 - 266 = 84$) par rapport au début de la fixation, est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel EPN,
- l'activité évoquée par la première fixation, entre 134 ms ($400 - 266 = 134$) et 334 ms ($600 - 266 = 334$) par rapport au début de la fixation, est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP,
- l'activité évoquée par la deuxième fixation, entre -147 ms ($400 - 547 = -147$) et 53 ms ($600 - 547 = 53$) par rapport au début de la fixation, est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP.

la Figure C.1 illustre, pour toutes les électrodes virtuelles, le potentiel évoqué par les fixations estimé par la première configuration du GLM, toutes émotions confondues. Le pic saccadique est plus marqué sur les électrodes virtuelles frontales gauche et droite. La réponse lambda et le potentiel P2 sont, quant à eux, plus exprimés sur les sites centraux et pariéto-occipitaux. La fenêtre [-147 53] ms, indiquée par le segment vert, comprend l'activité saccadique dont le pic saccadique. La fenêtre [-36 84] ms, indiquée par le segment rouge, englobe le pic saccadique et l'établissement de la réponse lambda. La fenêtre [134 334] ms, indiquée par le segment bleu, correspond au potentiel P2.

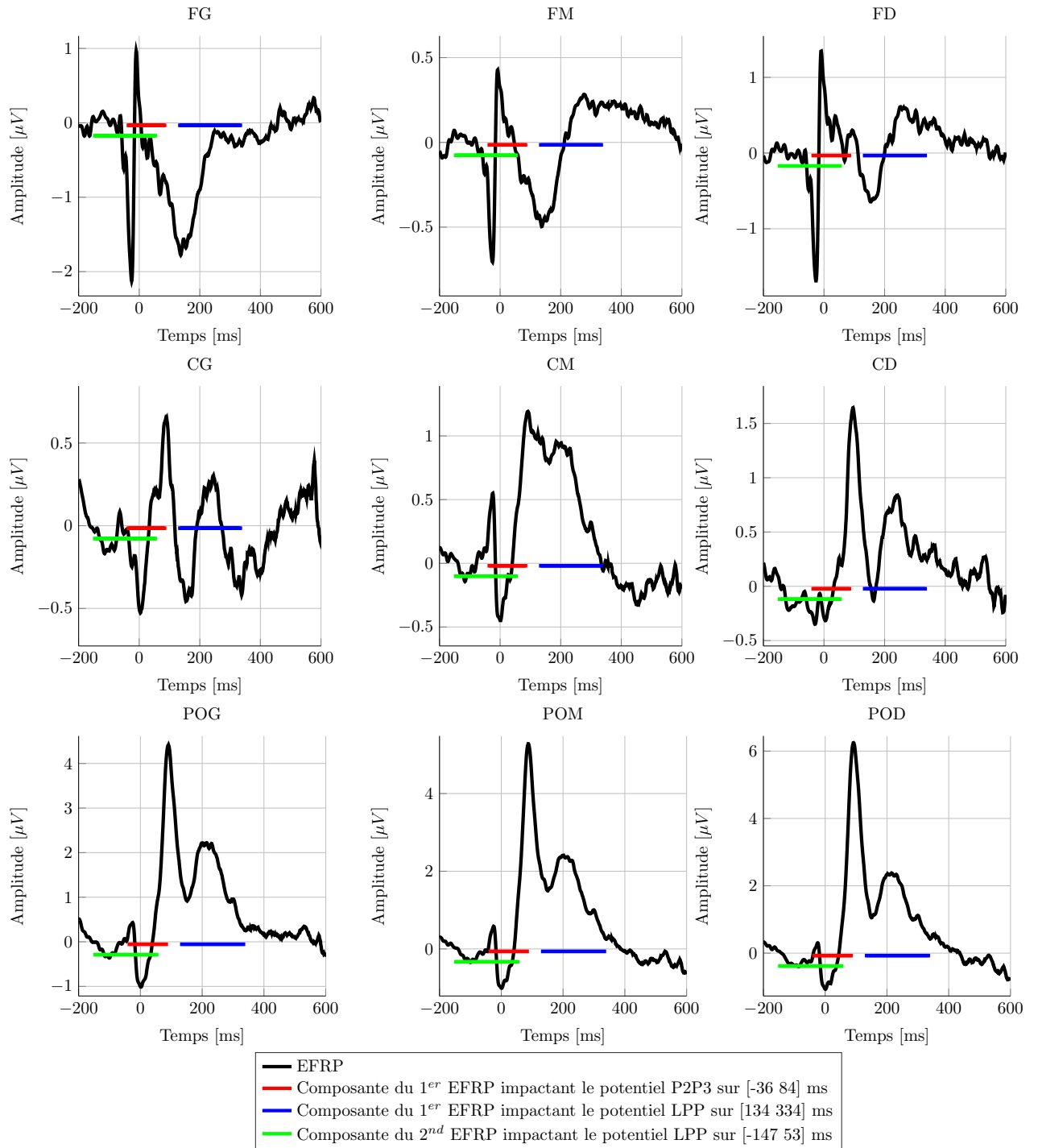


FIGURE C.1 – EFRP, pour la tâche EFE2, sur les différentes électrodes virtuelles, toutes émotions confondues

La Figure C.2 montre les topographies de l'ERP estimé par les deux méthodes et l'EFRP pour la première fixation sur la fenêtre de latence du potentiel P2P3. Les intervalles par rapport au début de la première fixation sont indiqués en bleu. Les estimations, sur la fenêtre de

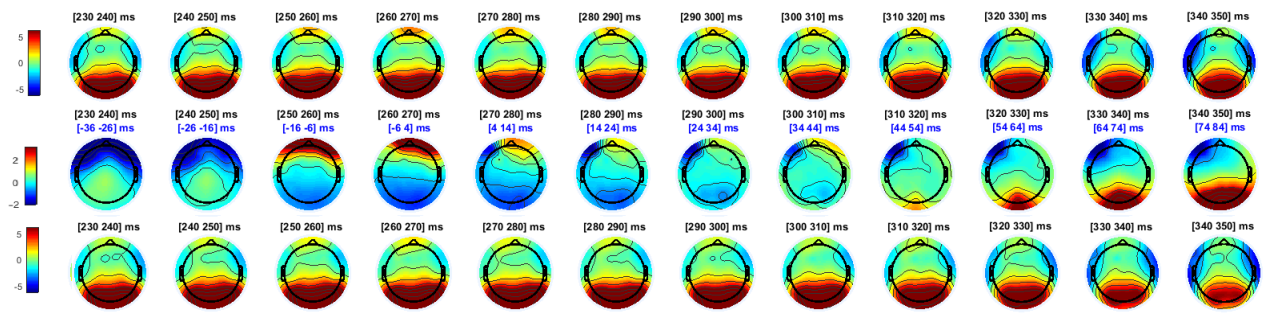


FIGURE C.2 – Topographies du potentiel P2P3 des amplitudes moyennes entre 230 et 350 ms par rapport au début de la présentation du stimulus ($t = 0$ ms) de l'ERP estimé par la méthode Average (1ère ligne), de l'EFRP estimé par le GLM (2ème ligne) et l'ERP estimé par le GLM (3ème ligne). En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de la première fixation ($t = 266$ ms).

latence [230 350] ms, obtenues par les deux méthodes, par simple moyennage et par le GLM, sont similaires. Ce résultat est par ailleurs confirmé par les analyses statistiques qui ne donnent aucun effet significatif de la méthode pour le potentiel P2P3.

La Figure C.3 montre les topographies de l'ERP estimé par les deux méthodes l'EFRP pour la première fixation et l'EFRP pour la seconde fixation, sur la fenêtre de latence du potentiel LPP.

Nous voyons pour l'EFRP de la première fixation, une activation plus importante des régions

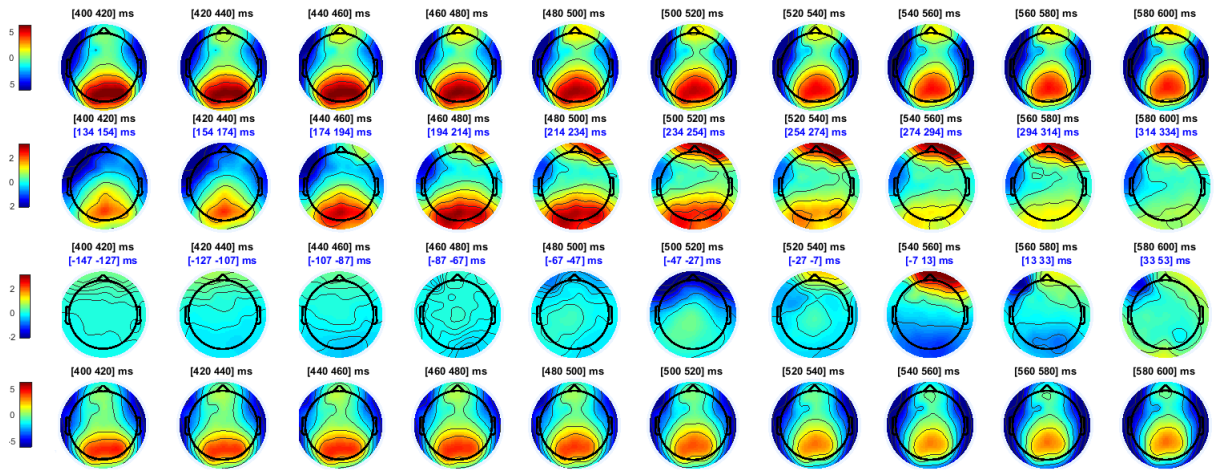


FIGURE C.3 – Topographies du potentiel LPP des amplitudes moyennes sur la fenêtre de latence entre 400 et 600 ms par rapport à l'apparition du stimulus ($t = 0$ ms), de l'ERP estimé par la méthode Average (1ère ligne), de l'EFRP estimé pour la 1ère fixation (2ème ligne), de l'EFRP pour la 2ème fixation (3ème ligne) et l'ERP estimé par le GLM (4ème ligne). En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de la première fixation ($t = 266$ ms) et de la deuxième fixation ($t = 547$ ms).

occipitales entre 460 et 520 ms après l'apparition du stimulus, se traduisant par des différences entre les ERP des deux méthodes sur les sites occipaux.

Ce résultat se retrouve dans les analyses statistiques avec un effet significatif de la méthode

sur les électrodes virtuelles centrales et pariéto-occipitales.

C.2 Estimation des potentiels évoqués par l'apparition du stimulus et par les saccades oculaires

La Figure C.4 montre les potentiels évoqués à l'apparition du stimulus obtenus par la méthode Average et le GLM avec la configuration pour laquelle le potentiel évoqué par les saccades oculaires est estimé sur la fenêtre $[-50 \ 50]$ ms. Comme pour la tâche EFE1, les potentiels estimés par les deux méthodes sont très similaires sur les régions frontales. Ils se différencient sur la fenêtre de latence du potentiel LPP sur les régions pariéto-occipitales. Sur ces régions, l'estimation du ESRP est tronquée.

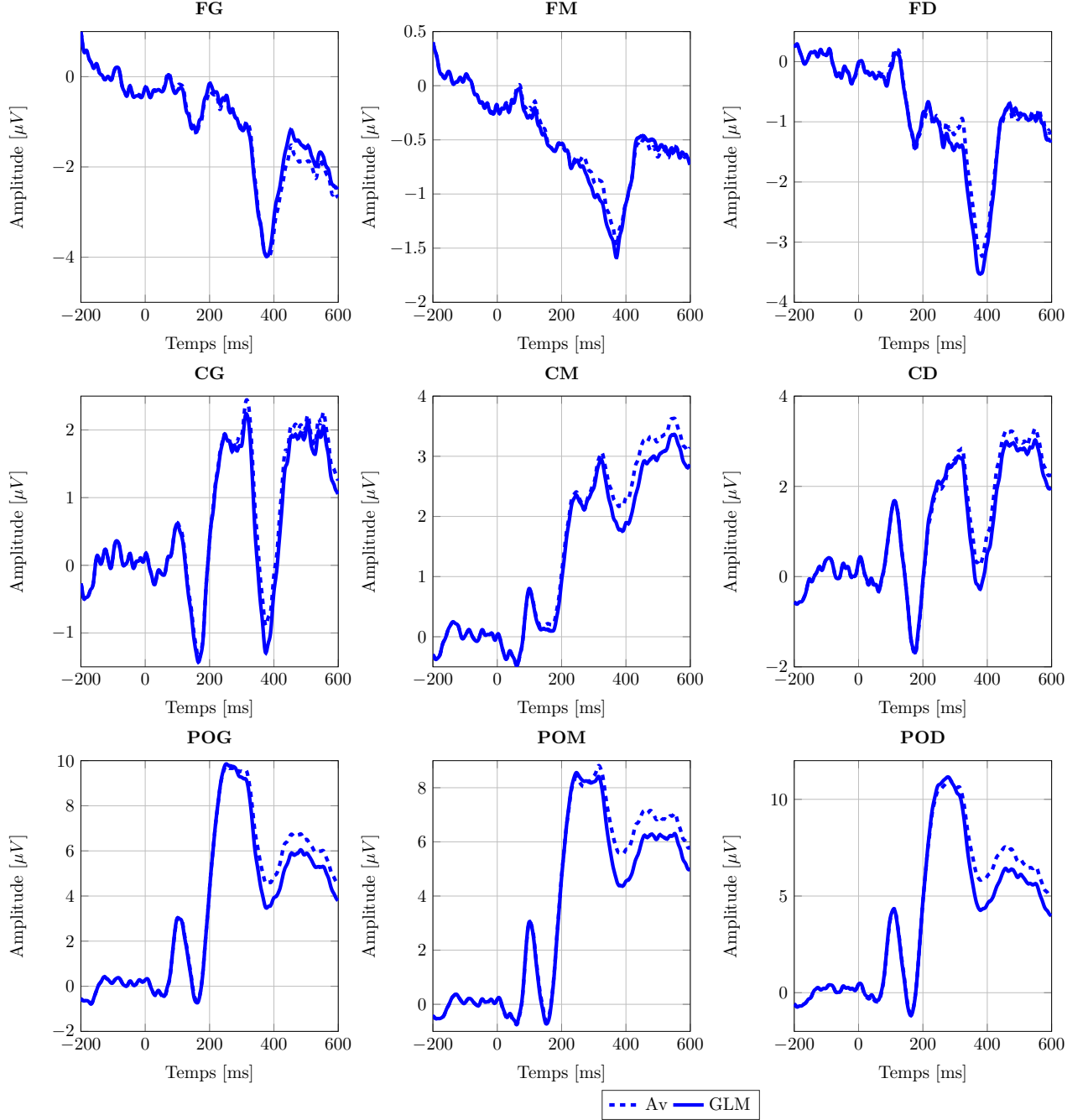


FIGURE C.4 – ERP sur les différentes électrodes virtuelles, toutes émotions confondues, estimés par les deux méthodes "Average" et GLM

Etude des processus cognitifs selon le type d'émotion pour la tâche EFE2

Sommaire

D.1	Le potentiel P1	186
D.2	Le potentiel N170	186
D.3	Le potentiel EPN	187
D.4	Le potentiel LPP	187

Les estimations données par la méthode Average sont illustrées par la Figure D.1 et celles qui sont obtenues par le GLM sont illustrées par la Figure D.2.

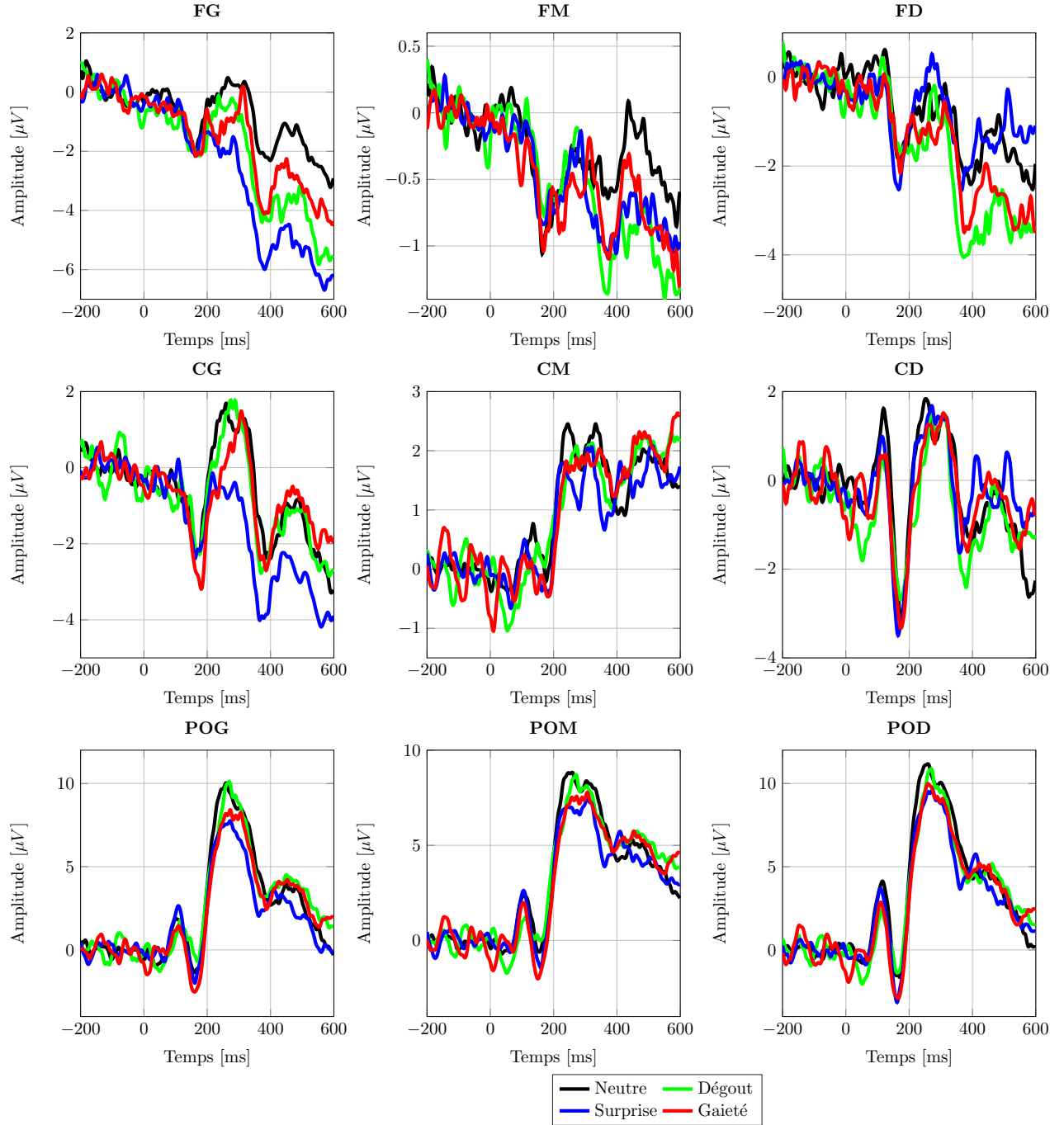


FIGURE D.1 – ERP, estimés par la méthode "Average", sur les différentes électrodes virtuelles, pour chaque émotion.

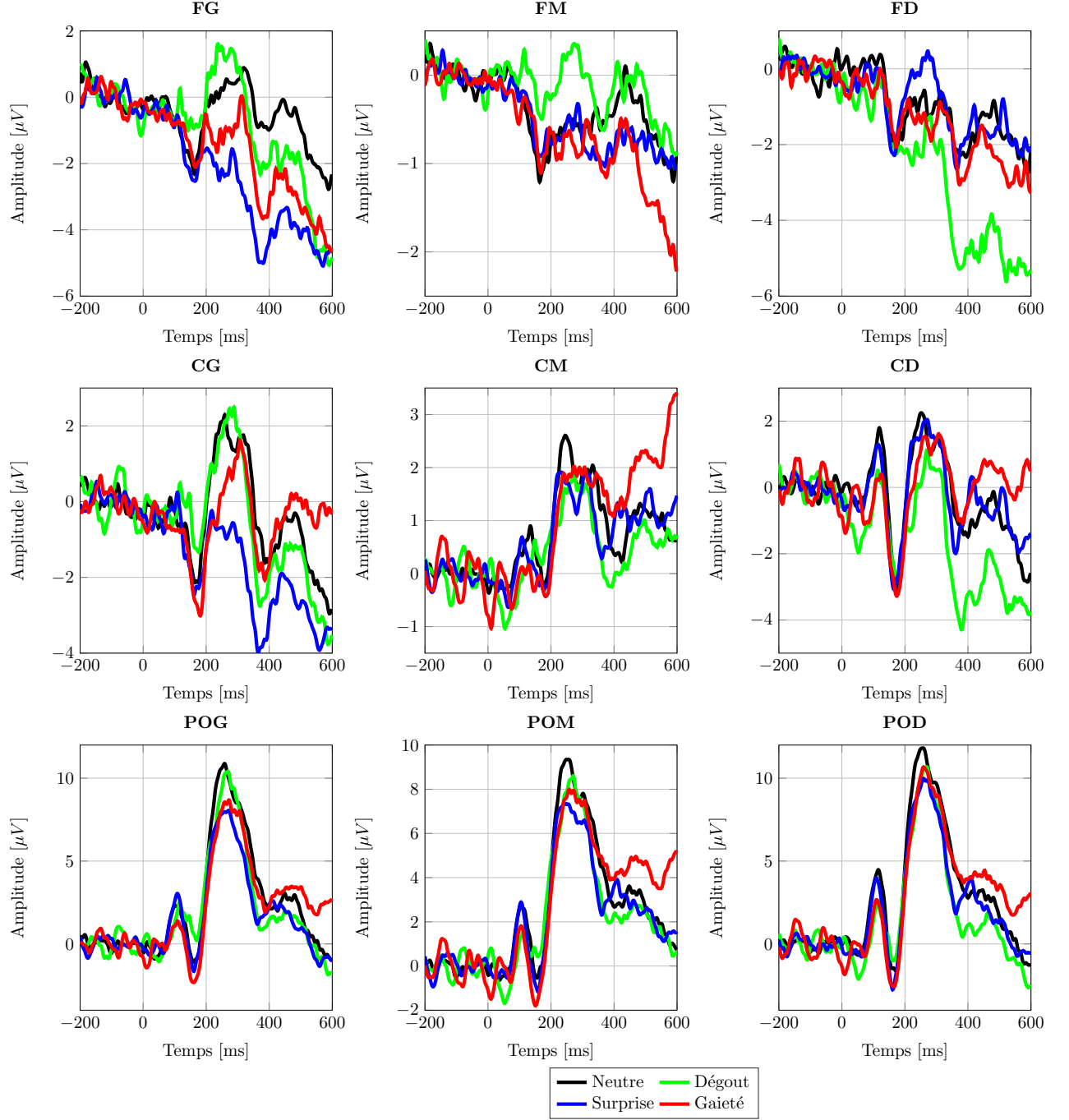


FIGURE D.2 – ERP, estimés par le GLM, sur les différentes électrodes virtuelles, pour chaque émotion.

Les analyses statistiques suivantes ont été menées en utilisant une ANOVA à mesures répétées, pour les deux tâches séparément avec un seuil de significativité de $\alpha = 5\%$. Les tests a posteriori (post-hoc) de comparaison multiple ont été corrigés par la méthode de Tukey. Deux facteurs ont été choisis : le type de l'émotion (EFE) (4 modalités et 3 modalités dans le cas du potentiel EPN, différence entre la différence entre l'activité évoquée par l'émotion et celle liée à l'expression neutre) et l'électrode virtuelle (EV) (9 modalités).

La table D.1 récapitule les effets statistiques obtenus pour la tâche EFE2 sur les estimations données par la méthode Average.

	P1	N170	EPN
EFE	$F(3,69)=1.59$; $p=0.21$	$F(3,69)=0.97$; $p=0.41$	$F(2,46)=0.82$; $p=0.45$
EV	$F(8,184)=8.65$; $p<0.0001$; $F<PO$ $C<PO$	$F(8,184)=2.36$; $p=0.02$; $CD<CM$	$F(8,184)=2.70$; $p<0.01$; $FM<FG$
EFE $\times$ EV	$F(24,554)=0.81$; $p=0.72$	$F(24,554)=1.20$; $p=0.23$	$F(16,368)=3.14$; $p<0.0001$; FG, CG et POG : (Dégout- Neutre)>(Surprise- Neutre)

TABLE D.1 – Résultats statistiques donnés par l'ANOVA sur l'amplitude moyenne des quatre composantes d'intérêt pour la tâche EFE2, pour la méthode Average. Les effets significatifs sont indiqués en gras.

D.1 Le potentiel P1

Le facteur EFE ne présente pas d'effet ($F(3,69)=1.59$, $p=0.21$). L'amplitude sur les sites pariéto-occipitaux est significativement plus importante que les amplitudes sur les sites centraux et frontaux ($F(8,184)=8.65$; $p<0.0001$). L'interaction entre l'émotion et l'électrode virtuelle n'est pas significative ($F(24,552)=0.81$, $p=0.72$).

D.2 Le potentiel N170

Il n'y a pas d'effet de l'émotion ($F(3,69)=0.97$; $p=0.41$) ni de l'interaction entre l'émotion et l'électrode virtuelle ($F(24,554)=1.20$; $p=0.23$). Par contre, l'amplitude sur la région centrale médiane est supérieure à l'amplitude sur la région centrale droite ($F(8,184)=2.36$; $p=0.02$).

D.3 Le potentiel EPN

La Figure D.3 présente les topographies sur la fenêtre de latence de l'EPN des différences entre les émotions et le neutre.

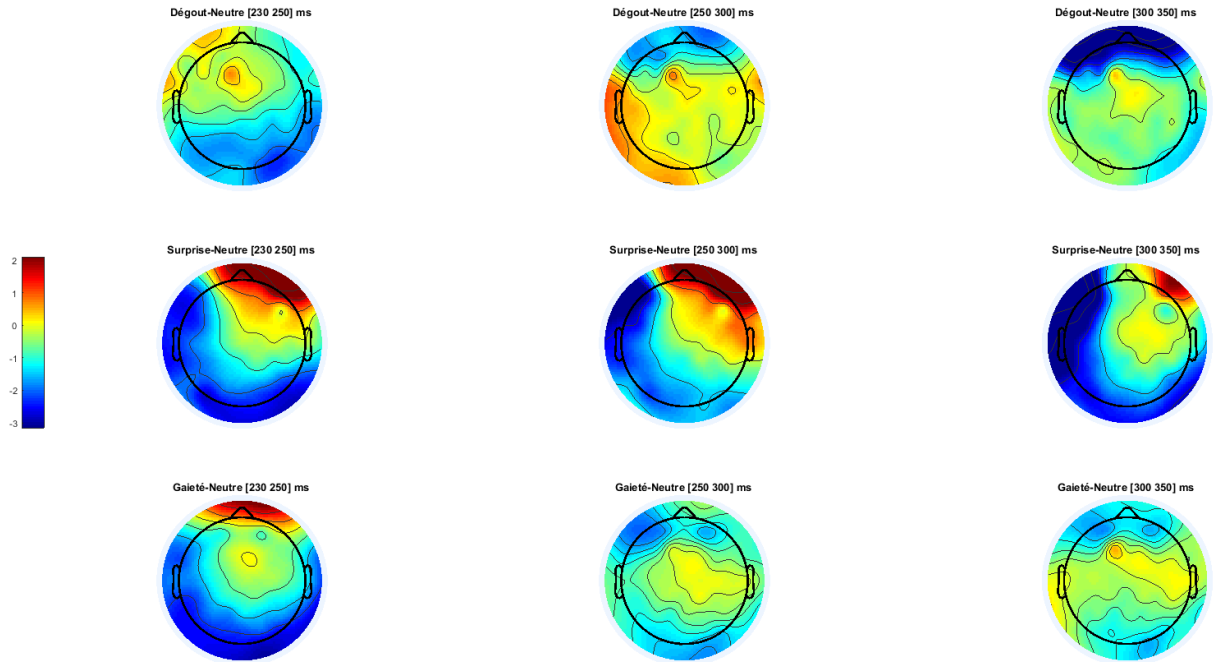


FIGURE D.3 – Pour le potentiel EPN, topographies des amplitudes moyennes du potentiel EPN

Il n'y a pas d'effet du facteur EFE ($F(2,46)=0.82$, $p=0.45$). Il y a une différence significative ($F(8,184)=2.70$, $p=0.01$) sur les électrodes frontales gauche et médiane avec une différence entre les émotions et le neutre plus importante à gauche. L'interaction entre les deux facteurs est significative ($F(16,368)=3.14$, $p<0.0001$) avec une différence plus grande entre le dégoût et le neutre qu'entre la surprise et le neutre sur les sites gauches comme cela est illustré par les Figures D.1 et D.3.

D.4 Le potentiel LPP

Pour le potentiel LPP estimé par la méthode Average, l'émotion ne donne pas d'effet significatif ($F(3,69)=0.45$, $p=0.72$). Il y a un effet significatif de l'électrode ($F(8,184)=44.80$, $p<0.0001$) avec, à gauche une amplitude plus importante sur le site postérieur que sur le site antérieur ; à droite une amplitude plus faible sur l'électrode centrale que sur l'électrode pariéto-occipitale ; sur la région médiane, une amplitude faible sur le site frontal par rapport à l'amplitude sur le site central qui est, elle même, plus faible que l'amplitude sur le site pariéto-occipital. L'interaction entre l'émotion et l'électrode est également significative

	Average	GLM
EFE	$F(3,69)=0.45$; $p=0.72$	$F(3,69)=1.40$; $p=0.25$
EV	$F(8,184)=30.92$; $p<0.0001$; $CG<POG$ $FG<POG$ $CD<POD$ $FM<CM<POM$	$F(8,184)=19.91$; $p<0.0001$; $FG<CG$ $FG<POG$ $FD<POD$ $CD<POD$ $FM<POM$
EFE $\times$ EV	$F(24,552)=5.07$; $p<0.0001$; FG : Neutre>Dégout Neutre>Surprise	$F(24,552)=1.78$; $p=0.01$

TABLE D.2 – Résultats statistiques donnés par l'ANOVA sur l'amplitude moyenne du potentiel LPP pour la tâche EFE2, pour la méthode Average et le GLM

($F(24,552)=5.07$, $p<0.0001$), sur le site frontal gauche avec une amplitude plus grande pour le neutre que pour la surprise et le dégoût.

Pour le potentiel LPP estimé par le GLM, l'émotion n'a pas d'effet ($F(3,69)=1.40$, $p=0.25$). Il y a un effet de l'électrode ($F(8,184)=19.91$, $p<0.0001$) : à gauche et à droite, l'amplitude est plus grande sur le site postérieur que le site centro-frontal et au médian l'amplitude est plus grande sur l'électrode pariéto-occipitale que sur l'électrode frontale. L'interaction est significative ($F(24,552)=1.78$, $p=0.01$) mais il n'y a pas de différence significative entre deux émotions sur la même électrode virtuelle.

La différence entre les résultats des deux méthodes s'explique par la contribution de la première fixation. La Figure D.4 présente les topographies sur la fenêtre de latence [400 600] ms pour chaque émotion. La première colonne correspond à l'estimation par la méthode Average, la seconde à l'estimation par le GLM, la troisième à l'estimation du potentiel évoqué à la première fixation et la quatrième colonne à l'estimation du potentiel évoqué à la deuxième fixation. Nous voyons bien que pour la surprise, comparé au neutre, le potentiel évoqué à la première fixation apporte une plus grande négativité frontale à gauche. Nous retrouvons ceci sur les tracés de la Figure D.5, l'aire grise claire indiquant les composantes impactant la fenêtre de latence du potentiel LPP. Pour le dégoût, le potentiel évoqué à la première fixation a une négativité moindre sur la région frontale. Par contre, alors que pour le neutre et la surprise, la contribution de la deuxième fixation est négligeable, le potentiel évoqué à la deuxième fixation pour le dégoût apporte une négativité précoce plus importante sur la région frontale, visible sur les topographies (Figure D.4). Cela est également observable sur les tracés, sur les électrodes virtuelles FG et FM de la Figure D.5, l'aire grise foncée indiquant les composantes du second EFRP impactant la fenêtre de latence du potentiel LPP. L'information encodée aux débuts des fixations entraîne donc des réponses modulées selon les émotions.

Ainsi, nous avons, lorsque nous étudions le traitement précoce de l'apparition du stimulus (estimation du GLM), aucune modulation du potentiel LPP selon le type de l'émotion. Mais nous trouvons des modulations lorsque nous le processus de traitement au cours de l'exploration en estimant le potentiel par simple moyennage. Ces résultats indiqueraient un traitement tardif de l'information durant la tâche de discrimination.

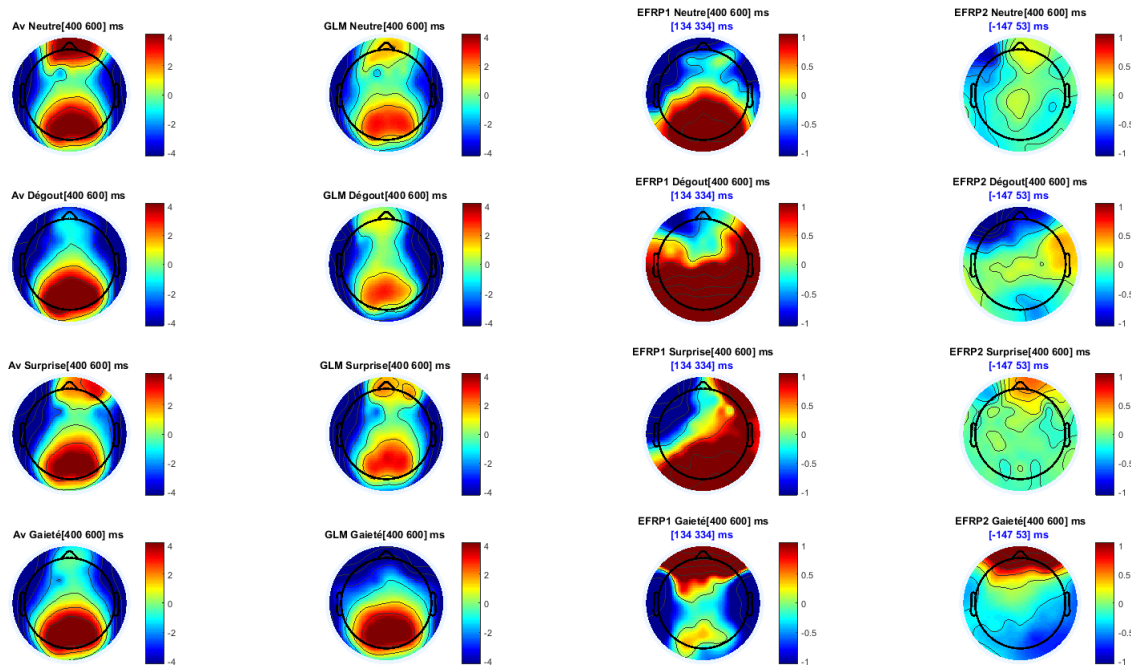


FIGURE D.4 – Pour le potentiel LPP, topographies des amplitudes moyennes, par émotion : pour la méthode Average (1ère colonne), pour le GLM (2ème colonne). La 3ème colonne correspond aux topographies du potentiel évoqué par la première fixation dans la fenêtre de latence du potentiel LPP et la 4ème colonne aux topographies du potentiel évoqué par la quatrième fixation. En bleu, ce sont les fenêtres de latence par rapport à la latence de la fixation.

Pour résumer les résultats sur l'interaction de l'électrode virtuelle et le type d'émotion, pour la tâche EFE2 :

- Il n'y a pas d'effet pour les potentiels P1 et N170.
- Pour le potentiel EPN, il y a une différence significative entre le dégoût et la surprise avec une amplitude plus importante pour la dégoût sur les régions gauches.
- Pour le potentiel LPP, avec la méthode Average, sur le site frontal gauche, l'amplitude pour le neutre est significativement plus importante que celle pour le dégoût et pour la surprise. Avec le GLM, il n'y a pas de différence significative entre les émotions.

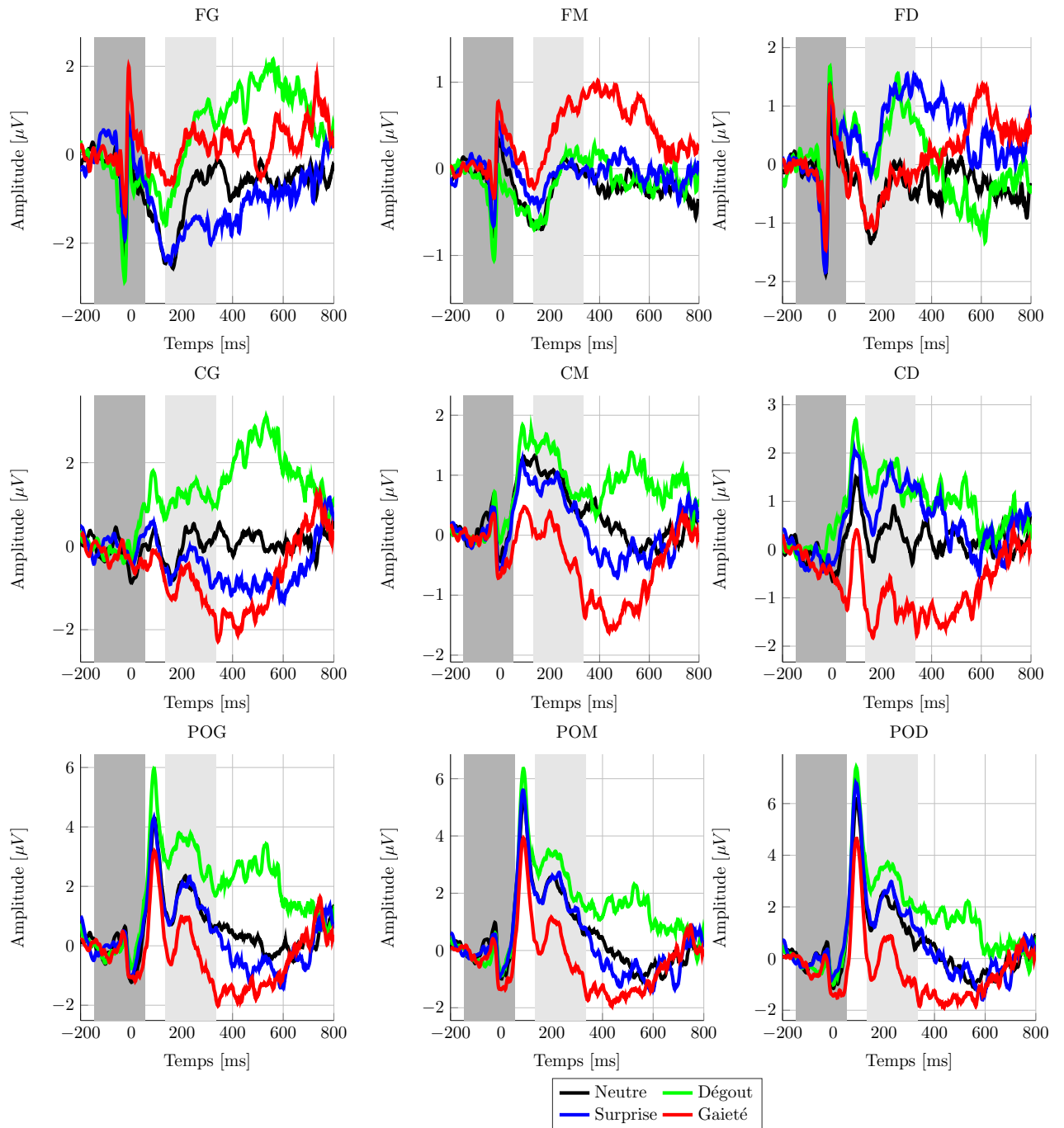


FIGURE D.5 – EFRP, sur les différentes électrodes virtuelles, pour chaque émotion. L'aire grise claire, entre 134 et 334 ms, indique la composante du potentiel évoqué à la première fixation qui est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP. L'aire grise foncée, entre -147 et 53 ms, indique la composante du potentiel évoqué à la deuxième fixation qui est incluse dans la fenêtre de latence du potentiel LPP.

Bibliographie

- [1] cogneurosociety.org.
- [2] somnipathie.fr.
- [3] ABHANG, P. A., AND GAWALI, B. W. Correlation of EEG Images and Speech Signals for Emotion Analysis. *British Journal of Applied Science & Technology* 10, 5 (2015), 1–13.
- [4] AHERN, G. L., AND SCHARWTZ, G. E. Differential lateralization for positive versus negative emotion. *Neuropsychologia* 17 (1979), 693–698.
- [5] AHERN, G. L., AND SCHARWTZ, G. E. Differential lateralization for positive and negative emotion in the human brain : EEG spectral analysis. *Neuropsychologia* 23, 6 (1985), 745–755.
- [6] ASHLEY, V., VUILLEUMIER, P., AND SWICK, D. Time course and specificity of event-related potentials to emotional expressions. *Neuroreport* 15, 1 (2004), 211–216.
- [7] BAAYEN, R. H., DAVIDSON, D. J., AND BATES, D. M. Mixed-effects modeling with crossed random effects for subjects and items. *Journal of Memory and Language* 59, 4 (2008), 390–412.
- [8] BACCINO, T. Oculométrie cognitive. Lecture, Laboratoire des Usages en technologies Numériques, France, 2002.
- [9] BACCINO, T. Eye movements and concurrent event-related potentials’ : eye fixation related potential investigations in reading. *Oxford Handbook of Eye Movements* (2011), 857–870.
- [10] BACCINO, T., AND DRAI-ZERBIB, V. A new cognitive engineering technique : Eye-fixation-related potentials. In *The 5th PSU-UNS International Conference on Engineering and Technology (ICET-2011)*. (2011).
- [11] BARDY, F., DILLON, H., AND VAN DUN, B. Least-squares deconvolution of evoked potentials and sequence optimization for multiple stimuli under low-jitter conditions. *Clinical Neurophysiology* 125, 4 (2014), 727–737.
- [12] BARDY, F., VAN DUN, B., DILLON, H., AND COWAN, R. Least-squares (LS) deconvolution of a series of overlapping cortical auditory evoked potentials : a simulation and experimental study. *Journal of Neural Engineering* 11, 4 (2014), 046016.
- [13] BARLOW, J. S., AND CIGÀNEK, L. Lambda responses in relation to visual evoked responses in man. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*. 26 (1969), 183–192.
- [14] BATTY, M., AND TAYLOR, M. J. Early processing of the six basic facial emotional expressions. *Cognitive Brain Research* 17, 3 (2003), 613–620.
- [15] BEKKER, E. M., KENEMANS, J. L., HOEKSMAS, M. R., TALSMA, D., AND VERBATEN, M. N. The pure electrophysiology of stopping. *International Journal of Psychophysiology* 55, 2 (2005), 191–198.

- [16] BELOUCHRANI, A., ABED-MERAÏM, K., CARDOSO, J.-F., AND MOULINES, E. A blind source separation technique using second-order statistics. *IEEE Transactions on signal processing* 45, 2 (1997), 434–444.
- [17] BERGER, H. Über das elektrenkephalogramm des menschen. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience* 87, 1 (1929), 527–570.
- [18] BLAU, V. C., MAURER, U., TOTTENHAM, N., AND MCCANDLISS, B. D. The face-specific N170 component is modulated by emotional facial expression. *Behavioral and Brain Functions* 3, 7 (2007), 1–13.
- [19] BROUWER, A.-M., REUDERINK, B., VINCENT, J., VAN GERVEN, M. A. J., AND VAN ERP, J. B. F. Distinguishing between target and nontarget fixations in a visual search task using fixation-related potentials. *Journal of Vision* 13, 3 (2013), 17.
- [20] BROWN, C. Eeg artefacts. Lecture, University of Manchester, UK, 2011.
- [21] BUSWELL, G. T. *How people look at pictures*. University of Chicago Press Chicago, 1935.
- [22] CALVO, M. G., AND BELTRÁN. Brain lateralization of holistic versus analytic processing of emotional facial expressions. *NeuroImage* (2014).
- [23] CHOI, D., NISHIMURA, T., MOTOI, M., EGASHIRA, Y., MATSUMOTO, R., AND WATANUKI, S. Effect of empathy trait on attention to various facial expressions : evidence from N170 and late positive potential (LPP). *Journal of Physiological Anthropology* 33, 1 (2014), 18–26.
- [24] CHOI, D., AND WATANUKI, S. Effect of empathy trait on attention to faces : an event-related potential (ERP) study. *Journal of Physiological Anthropology* 33, 1 (2014), 4–11.
- [25] COMON, P. Independent component analysis. *Higher-order statistics* (1992), 29–38.
- [26] DANDEKAR, S., DING, J., PRIVITERA, C., CARNEY, T., AND KLEIN, S. A. Neural saccadic response estimation during natural viewing. *Journal of Neurophysiology* 107, 6 (2012), 1776–1790.
- [27] DE CAT, C., KLEPOUSNIOTOU, E., AND BAAYEN, R. H. Representational deficit or processing effect ? An electrophysiological study of noun-noun compound processing by very advanced L2 speakers of English. *Frontiers in Psychology* 6 (2015), 77.
- [28] DE GARIS, H., SHUO, C., GOERTZEL, B., AND L., R. A world survey of artificial brain projects, Part I : Large-scale brain simulations. *Neurocomputing* 74 (2010), 3–29.
- [29] DELGADO, R. E., AND OZDAMAR, O. Deconvolution of evoked responses obtained at high stimulus rates. *The Journal of the Acoustical Society of America* 115, 3 (2004), 1242–1251.
- [30] DELORME, A., AND MAKEIG, S. EEGLAB : an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis. *Journal of Neuroscience Methods* 134, 1 (2004), 9–21.
- [31] DEVILLEZ, H., GUYADER, N., AND GUÉRIN-DUGUÉ, A. An eye fixation-related potentials analysis of the P300 potential for fixations onto a target object when exploring natural scenes. *Journal of Vision* 15, 13 (2015), 20–20.

- [32] DIAS, J. C., SAJDA, P., DMOCHOWSKI, J. P., AND PARRA, L. C. EEG precursors of detected and missed targets during free-viewing search. *Journal of Vision* 13, 13 (2013), 13–13.
- [33] DIMIGEN, O., SOMMER, W., HOHLFELD, A., JACOBS, A. M., AND KLIEGL, R. Coregistration of eye movements and EEG in natural reading : analyses and review. *Journal of Experimental Psychology : General* 140, 4 (2011), 552.
- [34] DUJARDIN, K., DERAMBURE, P., BOURRIEZ, J. L., JACQUESSON, J. M., AND GUIEU, J. D. P300 component of the event-related potentials (ERP) during an attention task : effects of age, stimulus modality and event probability. *International Journal of Psychophysiology* 14, 3 (1993), 255–267.
- [35] EIMER, M., AND HOLMES, A. Event-related brain potential correlates of emotional face processing. *Neuropsychologia* 45, 1 (2007), 15–31.
- [36] EKMAN, P., AND FRIESEN, W. V. *Pictures of facial affect*. Consulting Psychologists Press, 1975.
- [37] EYSHOLDT, U., AND SCHREINER, C. Maximum length sequences- A fast method for measuring brain-stem-evoked responses. *Audiology* 21, 3 (1982), 242–250.
- [38] FARWELL, L. A., AND DONCHIN, E. Talking off the top of your head : toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology* 70, 6 (1988), 510–523.
- [39] FEDERMEIER, K. D., AND LASZLO, S. Time for Meaning : Electrophysiology Provides Insights into the Dynamics of Representation and Processing in Semantic Memory. *Psychology of learning and motivation* 51 (2009), 1–44.
- [40] FIEBELKORN, I. C., FOXE, J. J., MCCOURT, M. E., DUMAS, K. N., AND MOLHOLM, S. Atypical category processing and hemispheric asymmetries in high-functioning children with autism : Revealed through high-density eeg mapping. *cortex* 49, 5 (2013), 1259–1267.
- [41] FINDLAY, J. M., AND GILCHRIST, I. D. *Active vision : The psychology of looking and seeing*. No. 37. Oxford University Press, 2003.
- [42] FISCHER, T., GRAUPNER, S.-T., VELICHKOVSKY, B., AND PANNASCH, S. Attentional dynamics during free picture viewing : Evidence from oculomotor behavior and electrocortical activity. *Frontiers in Systems Neuroscience* 7 (2013), 17.
- [43] FREUNBERGER, R., KLIMESCH, W., DOPPELMAYR, M., AND HÖLLER, Y. Visual P2 component is related to theta phase-locking. *Neuroscience Letter* 426 (2007), 181–186.
- [44] FREY, A., IONESCU, G., LEMAIRE, B., LÓPEZ-OROZCO, F., BACCINO, T., AND GUÉRIN-DUGUÉ, A. Decision-making in information seeking on texts : an eye-fixation-related potentials investigation. *Frontiers in Systems Neuroscience* 7 (2013).
- [45] GAARDER, K., KRAUSKOPF, J., GRAF, V., KROPFL, W., AND ARMINGTON, J. C. Averaged brain activity following saccadic eye movement. *Science* 146, 3650 (1964), 1481–1483.
- [46] GOLUB, G. H., HEATH, M., AND WAHBA, G. Generalized cross-validation as a method for choosing a good ridge parameter. *Technometrics* 21, 2 (1979), 215–223.

- [47] GOSSELIN, F., AND SCHYNS, P. G. Bubbles : a technique to reveal the use of information in recognition tasks. *Vision Research* 41, 17 (2001), 2261–2271.
- [48] GRAHAM, R., AND CABEZA, R. Event-related potentials of recognizing happy and neutral faces. *NeuroReport* 12, 2 (2001), 245–248.
- [49] HANSEN, J. C. Separation of overlapping waveforms having known temporal distributions. *Journal of neuroscience methods* 9, 2 (1983), 127–139.
- [50] HASTIE, T., AND TIBSHIRANI, R. Generalized additive models. *Statistical Science* 1, 3 (1986), 297–318.
- [51] HEALY, G., AND SMEATON, A. F. Eye fixation related potentials in a target search task. In *Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC, 2011 Annual International Conference of the IEEE* (2011), IEEE, pp. 4203–4206.
- [52] HENDERSON, J. M. Human gaze control during real-world scene perception. *Trends in cognitive sciences* 7, 11 (2003), 498–504.
- [53] HENDERSON, J. M. Regarding scenes. *Current directions in psychological science* 16, 4 (2007), 219–222.
- [54] HENDERSON, J. M., LUKE, S. G., SCHMIDT, J., AND RICHARDS, J. E. Co-registration of eye movements and event-related potentials in connected-text paragraph reading. *Eye movement-related brain activity during perceptual and cognitive processing* (2014), 67.
- [55] HERING, E. *Über Muskelgerausche des Auges*. 1879.
- [56] HILLYARD, S. A., AND ANLLO-VENTO, L. Event-related brain potentials in the study of visual selective attention. *Proceedings of the National Academy of Sciences* 95, 3 (1998), 781–787.
- [57] HILLYARD, S. A., VOGEL, E. K., AND LUCK, S. J. Sensory gain control (amplification) as a mechanism of selective attention : electrophysiological and neuroimaging evidence. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London B : Biological Sciences* 353, 1373 (1998), 1257–1270.
- [58] HOLMES, A., VUILLEUMIER, P., AND EIMER, M. The processing of emotional facial expression is gated by spatial attention : evidence from event-related brain potentials. *Cognitive Brain Research* 16 (2003), 174–184.
- [59] HOPFINGER, J. B., AND MANGUN, G. R. Reflexive attention modulates processing of visual stimuli in human extrastriate cortex. *Psychological science* 9, 6 (1998), 441–447.
- [60] HOUDÉ, O., MAZOYER, B., AND TZOURIO-MAZOYER, N. *Cerveau et psychologie, introduction à l'imagerie cérébrale anatomique et fonctionnelle*. Presses Universitaires de France, 2002.
- [61] HUTZLER, F., BRAUN, M., VÖ, M. L.-H., ENGL, V., HOFMANN, M., DAMBACHER, M., LEDER, H., AND JACOBS, A. M. Welcome to the real world : validating fixation-related brain potentials for ecologically valid settings. *Brain Research* 1172 (2007), 124–129.
- [62] IONESCU, G., GUYADER, N., AND GUÉRIN-DUGUÉ, A. SoftEye Software. *IDDN FR* (2009).

- [63] ITIER, R. J., AND TAYLOR, M. J. N170 or N1? spatiotemporal differences between object and face processing using ERPs. *Cerebral Cortex* 14, 2 (2004), 132–142.
- [64] JATOI, M. A., KAMEL, N., MALIK, A. S., FAYE, I., AND BEGUM, T. A survey of methods used for source localization using EEG signals. *Biomedical Signal Processing and Control* 11 (2014), 42–52.
- [65] JAVAL, E. Essai sur la physiologie de la lecture. In *Annales d'Oculistique* (1879).
- [66] JOHANNES, S., MÜNTE, T., HEINZE, H., AND MANGUN, G. R. Luminance and spatial attention effects on early visual processing. *Cognitive Brain Research* 2, 3 (1995), 189–205.
- [67] JUNG, T.-P., MAKEIG, S., HUMPHRIES, C., LEE, T.-W., MCKEOWN, M. J., IRAGUI, V., AND SEJNOWSKI, T. J. Removing electroencephalographic artifacts by blind source separation. *Psychophysiology* 37, 02 (2000), 163–178.
- [68] KAMIENKOWSKI, J. E., ISON, M. J., QUIROGA, R. Q., AND SIGMAN, M. Fixation-related potentials in visual search : A combined EEG and eye tracking study. *Journal of Vision* 12, 7 (2012), 4–4.
- [69] KAUNITZ, L. N., KAMIENKOWSKI, J. E., VARATHARAJAH, A., SIGMAN, M., QUIROGA, R. Q., AND ISON, M. J. Looking for a face in the crowd : Fixation-related potentials in an eye-movement visual search task. *NeuroImage* 89 (2014), 297–305.
- [70] KAZAI, K., AND YAGI, A. Comparison between the lambda response of eye-fixation-related potentials and the P100 component of pattern-reversal visual evoked potentials. *Cognitive, Affective, & Behavioral Neuroscience* 3, 1 (2003), 46–56.
- [71] KEREN, A. S., YUVAL-GREENBERG, S., AND DEOUELL, L. Y. Saccadic spike potentials in gamma-band EEG : Characterization, detection and suppression. *NeuroImage* 49, 3 (2010), 2248–2263.
- [72] KEY, A. P. F., DOVE, G. O., AND MAGUIRE, M. J. Linking brainwaves to the brain : an ERP primer. *Developmental neuropsychology* 27, 2 (2005), 183–215.
- [73] KILTS, C. D., EGAN, G., GIDEON, D. A., ELY, T. D., AND HOFFMAN, J. M. Dissociable neural pathways are involved in the recognition of emotion in static and dynamic facial expressions. *NeuroImage* 18, 1 (2003), 156–168.
- [74] KOHLER, C. G., TURNER, T., STOLAR, N. M., BILKER, W. B., BRENSINGER, C. M., GUR, R. E., AND GUR, R. C. Differences in facial expressions of four universal emotions. *Psychiatry Research* 128, 3 (2004), 235–244.
- [75] KÖRNER, C., BRAUNSTEIN, V., STANGL, M., SCHLÖGL, A., NEUPER, C., AND ISCHEBECK, A. Sequential effects in continued visual search : Using fixation-related potentials to compare distractor processing before and after target detection. *Psychophysiology* 51, 4 (2014), 385–395.
- [76] KORNRUMPF, B., NIEFIND, F., SOMMER, W., AND DIMIGEN, O. Neural Correlates of Word Recognition : A Systematic Comparison of Natural Reading and Rapid Serial Visual Presentation. *Journal of Cognitive Neuroscience* 28, 9 (2016), 1374–1391.
- [77] KRIEGER, G., RENTSCHLER, I., HAUSKE, G., SCHILL, K., AND ZETZSCHE, C. Object and scene analysis by saccadic eye-movements : an investigation with higher-order statistics. *Spatial Vision* 13, 2 (2000), 201–214.

- [78] KRISTENSEN, E., GUERIN-DUGUÉ, A., AND RIVET, B. Regularization and a General Linear Model for Event-Related Potential Estimation. *Behavior Research Methods* (2017), 1–20.
- [79] KRISTENSEN, E., RIVET, B., AND GUÉLIN-DUGUÉ, A. Estimation of overlapped Eye Fixation Related Potentials : The General Linear Model, a more flexible framework than the ADJAR algorithm. *Journal of Eye Movement Research* 10, 1 (2017), 1–27.
- [80] KROLAK-SALMON, P., FISCHER, C., VIGHETTO, A., AND MAUGUIÈRE, F. Processing of facial emotional expression : spatio-temporal data as assessed by scalp event-related potentials. *European Journal of Neuroscience* 13, 5 (2001), 987–994.
- [81] KRYUCHKOVA, T., TUCKER, B. V., WURM, L. H., AND BAAYEN, R. H. Danger and usefulness are detected early in auditory lexical processing : Evidence from electroencephalography. *Brain and Language* 122, 2 (2012), 81–91.
- [82] KURTZBERG, D., AND VAUGHAN, H. Electrophysiological observations on the visuo-motor system and visual neurosensorium. In *Visual evoked potentials in man : New developments*. Clarendon Press Oxford, 1977, pp. 314–331.
- [83] KUTAS, M., AND FEDERMEIER, K. D. N400. *Scholarpedia* 4, 10 (2009), 7790.
- [84] KUTAS, M., AND FEDERMEIER, K. D. Thirty Years and Counting : Finding Meaning in the N400 Component of the Event-Related Brain Potential (ERP). *Annual Review of Psychology* 62 (2011), 621–647.
- [85] LEPPÄNEN, J. M., HIETANEN, J. K., AND KOSKINEN, K. Differential early ERPs to fearful versus neutral facial expressions : A response to the salience of the eyes? *Biological Psychology* 78, 2 (2008), 150–158.
- [86] LUCK, S. J. *An introduction to the event-related potential technique*. MIT press Cambridge, MA :, 2005.
- [87] LUCK, S. J., AND HILLYARD, S. A. Electrophysiological correlates of feature analysis during visual search. *Psychophysiology* 31 (1994), 291–308.
- [88] LUCK, S. J., HILLYARD, S. A., MOULOVA, M., WOLDORFF, M. G., CLARK, V. P., AND HAWKINS, H. L. Effects of spatial cuing on luminance detectability : psychophysical and electrophysiological evidence for early selection. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* 20, 4 (1994), 887.
- [89] LUCK, S. J., WOODMAN, G. F., AND VOGEL, E. K. Event-related potential studies of attention. *Trends in Cognitive Sciences* 4, 11 (2000), 432–440.
- [90] LUO, A., PARRA, L. C., AND SAJDA, P. We find before we look : Neural signatures of target detection preceding saccades during visual search. *Journal of Vision* 9, 8 (2009), 1207–1207.
- [91] MAKEIG, S., BELL, A. J., JUNG, T.-P., SEJNOWSKI, T. J., ET AL. Independent component analysis of electroencephalographic data. *Advances in neural information processing systems* (1996), 145–151.
- [92] MANGUN, G., AND HILLYARD, S. Modulations of sensory-evoked brain potentials indicate changes in perceptual processing during visual-spatial priming. *Journal of Experimental Psychology : Human Perception and Performance* 17, 4 (1991), 1057–1074.

- [93] MATIN, E. Saccadic suppression : a review and an analysis. *Psychological bulletin* 81, 12 (1974), 899.
- [94] MAVRATZAKIS, A., HERBERT, C., AND WALLA, P. Emotional facial expressions evoke faster orienting responses, but weaker emotional responses at neural and behavioural levels compared to scenes : A simultaneous eeg and facial emg study. *NeuroImage* 124 (2016), 931–946.
- [95] MEGHANATHAN, R. N., VAN LEEUWEN, C., AND NIKOLAEV, A. R. Fixation duration surpasses pupil size as a measure of memory load in free viewing. *Frontiers in Human Neuroscience* 8 (2015), 1063.
- [96] MEULMAN, N., WIELING, M., SPRENGER, S. A., STOWE, L. A., AND SCHMID, M. S. Age effects in L2 grammar processing as revealed by ERPs and how (not) to study them. *PloS ONE* 10, 12 (2015), e0143328.
- [97] MILLER, G. A., AND CHAPMAN, J. P. Misunderstanding Analysis of Covariance. *Journal of Abnormal Psychology* 110, 1 (2001), 40–48.
- [98] MILLS, M., HOLLINGWORTH, A., VAN DER STIGCHEL, S., HOFFMAN, L., AND DODD, M. D. Examining the influence of task set on eye movements and fixations. *Journal of Vision* 11, 8 (2011), 17–17.
- [99] NÄÄTÄNEN, R., AND PICTON, T. N2 and Automatic versus Controlled Processes. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology. Supplement* 38 (1986), 169.
- [100] NAKAMURA, A., MAESS, B., KNÖSCHE, T. R., AND FRIEDERICI, A. D. Different Hemispheric Roles in Recognition of Happy Expressions. *PloS ONE* 9, 2 (2014), e88628.
- [101] NEATH-TAVARES, K. N., AND ITIER, R. J. Neural processing of fearful and happy facial expressions during emotion-relevant and emotion-irrelevant tasks : a fixation-to-feature approach. *Biological Psychology* 119 (2016), 122–140.
- [102] NIKOLAEV, A. R., JURICA, P., NAKATANI, C., PLOMP, G., AND VAN LEEUWEN, C. Visual encoding and fixation target selection in free viewing : presaccadic brain potentials. *Eye movement-related brain activity during perceptual and cognitive processing* (2014), 140.
- [103] NIKOLAEV, A. R., MEGHANATHAN, R. N., AND VAN LEEUWEN, C. Combining EEG and eye movement recording in free viewing : Pitfalls and possibilities. *Brain and Cognition* 107 (2016), 55–83.
- [104] NIKOLAEV, A. R., NAKATANI, C., PLOMP, G., JURICA, P., AND VAN LEEUWEN, C. Eye fixation-related potentials in free viewing identify encoding failures in change detection. *Neuroimage* 56, 3 (2011), 1598–1607.
- [105] NIKOLAEV, A. R., PANNASCH, S., ITO, J., AND BELOPOLSKY, A. V. Eye movement-related brain activity during perceptual and cognitive processing. *Frontiers in Systems Neuroscience* 8 (2014).
- [106] NIXON, J. S., VAN RIJ, J., MOK, P., BAAYEN, R. H., AND CHEN, Y. The temporal dynamics of perceptual uncertainty : eye movement evidence from Cantonese segment and tone perception. *Journal of Memory and Language* 90 (2016), 103–125.
- [107] NOORDEWIER, M. K., AND BREUGELMANS, S. M. On the valence of surprise. *Cognition and Emotion* 27, 7 (2013), 1326–1334.

- [108] NOORZADEH, S., RIVET, B., AND GUMÉRY, P.-Y. An application of gaussian processes on ocular artifact removal from eeg. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (2015), IEEE, pp. 554–557.
- [109] NUNEZ, P. L., AND SRINIVASAN, R. *Electric fields of the brain : the neurophysics of EEG*. Oxford University Press, USA, 2006.
- [110] NUSSECK, M., CUNNINGHAM, D. W., WALLRAVEN, C., AND BÜLTHOFF, H. H. The contribution of different facial regions to the recognition of conversational expressions. *Journal of Vision* 8, 8 (2008), 1–23.
- [111] OLOFSSON, J. K., NORDIN, S., SEQUEIRA, H., AND POLICH, J. Affective picture processing : An integrative review of ERP findings. *Biological Psychology* 77, 3 (2008), 247–265.
- [112] OSSANDÓN, J. P., HELO, A. V., MONTEFUSCO-SIEGMUND, R., AND MALDONADO, P. E. Superposition model predicts eeg occipital activity during free viewing of natural scenes. *The Journal of Neuroscience* 30, 13 (2010), 4787–4795.
- [113] ÖZDAMAR, Ö., AND BOHÓRQUEZ, J. Signal-to-noise ratio and frequency analysis of continuous loop averaging deconvolution (clad) of overlapping evoked potentials. *The Journal of the Acoustical Society of America* 119, 1 (2006), 429–438.
- [114] PASCUAL-MARQUI, R. D., ESSLEN, M., KOCHI, K., LEHMANN, D., ET AL. Functional imaging with low-resolution brain electromagnetic tomography (loreta) : a review. *Methods and findings in experimental and clinical pharmacology* 24, Suppl C (2002), 91–95.
- [115] PATEL, H. S., AND N., A. P. Characterization of N200 and P300 : Selected Studies of the Event-Related Potential. *International Journal of Medical Sciences* 2, 4 (2005), 147–154.
- [116] PERNET, C., BASAN, S., DOYON, B., CARDEBAT, D., DÉMONET, J.-F., AND CELSIS, P. Neural timing of visual implicit categorization. *Cognitive Brain Research* 17 (2003), 327–338.
- [117] PICTON, T. W., CHAMPAGNE, S. C., AND KELLETT, A. J. Human auditory evoked potentials recorded using maximum length sequences. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 84, 1 (1992), 90–100.
- [118] PLÖCHL, M., OSSANDÓN, J. P., AND KÖNIG, P. Combining eeg and eye tracking : identification, characterization, and correction of eye movement artifacts in electroencephalographic data. *Frontiers in human neuroscience* 6 (2012), 278.
- [119] POLICH, J. Updating P300 : an integrative theory of P3a and P3b. *Clinical Neurophysiology* 118, 10 (2007), 2128–2148.
- [120] POLICH, J. Neuropsychology of P300. *Oxford handbook of event-related potential components* (2012), 159–188.
- [121] POLICH, J., AND KOK, A. Cognitive and biological determinants of P300 : an integrative review. *Biological Psychology* 41 (1995), 103–146.
- [122] POURTOIS, G., GRANDJEAN, D., SANDER, D., AND VUILLEUMIER, P. Electrophysiological correlates of rapid spatial orienting towards fearful faces. *Cerebral cortex* 14, 6 (2004), 619–633.

- [123] RÄMÄ, P., AND BACCINO, T. Eye fixation-related potentials (EFRPs) during object identification. *Visual Neuroscience* 27, 5-6 (2010), 187–192.
- [124] RAY, A., AND BOWYER, S. M. Clinical applications of magnetoencephalography in epilepsy. *Annals of Indian Academy of Neurology* 13, 1 (2010), 14.
- [125] RAYNER, K. Eye movements in reading and information processing : 20 years of research. *Psychological bulletin* 124, 3 (1998), 372.
- [126] RAYNER, K. Eye movements and attention in reading, scene perception, and visual search. *The quarterly journal of experimental psychology* 62, 8 (2009), 1457–1506.
- [127] RECIO, G., SOMMER, W., AND SCHACHT, A. Electrophysiological correlates of perceiving and evaluating static and dynamic facial emotional expressions. *Brain Research* 1376 (2011), 66–75.
- [128] REINAGEL, P., AND ZADOR, A. M. Natural scene statistics at the centre of gaze. *Network : Computation in Neural Systems* 10, 4 (1999), 341–350.
- [129] RENOLD, H., CHAVARRIAGA, R., GHEORGHE, L., AND MILLÁN, J. D. R. EEG correlates of active visual search during simulated driving : An exploratory study. In *2014 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)* (2014), IEEE, pp. 2815–2820.
- [130] RIES, A. J., TOURYAN, J., AHRENS, B., AND CONNOLLY, P. The impact of task demands on fixation-related brain potentials during guided search. *PloS ONE* 11, 6 (2016), e0157260.
- [131] RIGHART, R., AND DE GELDER, B. Rapid influence of emotional scenes on encoding of facial expressions : an ERP study. *Social cognitive and affective neuroscience* 3, 3 (2008), 270–278.
- [132] RIVET, B., DUDA, M., GUÉRIN-DUGUÉ, A., JUTTEN, C., AND COMON, P. Multi-modal approach to estimate the ocular movements during eeg recordings : a coupled tensor factorization method. In *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (2015), IEEE, pp. 6983–6986.
- [133] SCHMAJUK, M., LIOTTI, M., BUSSE, L., AND WOLDORFF, M. G. Electrophysiological activity underlying inhibitory control processes in normal adults. *Neuropsychologia* 44, 3 (2006), 384–395.
- [134] SCHUPP, H. T., CUTHBERT, B. N., BRADLEY, M. M., CACIOPPO, J. T., ITO, T., AND LANG, P. J. Affective picture processing : the late positive potential is modulated by motivational relevance. *Psychophysiology* 37, 2 (2000), 257–261.
- [135] SCHUPP, H. T., FLAISCH, T., STOCKBURGER, J., AND JUNGHÖFER, M. Emotion and attention : event-related brain potential studies. *Progress in Brain Research* 156 (2006), 31–51.
- [136] SCHUPP, H. T., JUNGHÖFER, M., WEIKE, A. I., AND HAMM, A. O. Attention and emotion : an erp analysis of facilitated emotional stimulus processing. *Neuroreport* 14, 8 (2003), 1107–1110.
- [137] SCHUPP, H. T., JUNGHÖFER, M., WEIKE, A. I., AND HAMM, A. O. Emotional facilitation of sensory processing in the visual cortex. *Psychological Science* 14 (2003), 7–13.

- [138] SCHUPP, H. T., ÖHMAN, A., JUNGHÖFER, M., WEIKE, A. I., STOCKBURGER, J., AND HAMM, A. O. The facilitated processing of threatening faces : an ERP analysis. *Emotion* 4, 2 (2004), 189–200.
- [139] SCHYNS, P. G., PETRO, L. S., AND SMITH, M. L. Dynamics of Visual Information Integration in the Brain for Categorizing Facial Expressions. *Current Biology* 17, 18 (2007), 1580–1585.
- [140] SCHYNS, P. G., PETRO, L. S., AND SMITH, M. L. Transmission of Facial Expressions of Emotion Co-Evolved with Their Efficient Decoding in the Brain : Behavioral and Brain Evidence. *PloS ONE* 4, 5 (2009), e5625.
- [141] SCOTT, D. F., GROETHUYSEN, U. C., AND BICKFORD, R. G. Lambda responses in the human electroencephalogram. *Neurology* 17 (1967), 770–778.
- [142] SHARBROUGH, F., CHATRIAN, G., LESSER, R., LÜDERS, H., NUWER, M., AND PICTON, T. American electroencephalographic society guidelines for standard electrode position nomenclature. *J. clin. Neurophysiol* 8, 2 (1991), 200–202.
- [143] SIMOLA, J., HOLMQVIST, K., AND LINDGREN, M. Right visual field advantage in parafoveal processing : Evidence from eye-fixation-related potentials. *Brain and language* 111, 2 (2009), 101–113.
- [144] SIMOLA, J., TORNIAINEN, J., MOISALA, M., KIVIKANGAS, M., AND KRAUSE, C. M. Eye movement related brain responses to emotional scenes during free viewing. *Frontiers in Systems Neuroscience* 7 (2013).
- [145] STONE, J. L., CALDERON-ARNULPHI, M., WATSON, K. S., PATEL, K., MANDER, N. S., SUSS, N., FINO, J., AND HUGHES, J. R. Brainstem auditory evoked potentials—a review and modified studies in healthy subjects. *Journal of Clinical Neurophysiology* 26, 3 (2009), 167–175.
- [146] TANAKA, H., KOMATSUZAKI, A., AND HENTONA, H. Usefulness of auditory brainstem responses at high stimulus rates in the diagnosis of acoustic neuroma. *ORL* 58, 4 (1996), 224–228.
- [147] TATLER, B. W., BADDELEY, R. J., AND VINCENT, B. T. The long and the short of it : Spatial statistics at fixation vary with saccade amplitude and task. *Vision Research* 46, 12 (2006), 1857–1862.
- [148] TATLER, B. W., AND VINCENT, B. T. Systematic tendencies in scene viewing. *Journal of Eye Movement Research* 2, 2 (2008), 1–18.
- [149] TATLER, B. W., WADE, N. J., KWAN, H., FINDLAY, J. M., AND VELICHKOVSKY, B. M. Yabus, eye movements, and vision. *i-Perception* 1, 1 (2010), 7.
- [150] TAYLOR, M. J. Non-spatial attentional effects on P1. *Clinical Neurophysiology* 113, 12 (2002), 1903–1908.
- [151] TCHERKASSOF, A., DUPRÉ, D., MEILLON, B., MANDRAN, N., DUBOIS, M., AND ADAM, J.-M. DynEmo : A video database of natural facial expressions of emotions. *The International Journal of Multimedia & Its Applications* 5, 5 (2013), 61–80.
- [152] THICKBROOM, G. W., AND MASTAGLIA, F. L. Presaccadic 'Spike' Potential : Investigation of Topography and Source. *Brain Research* 339, 2 (1985), 271–280.

- [153] TIKHONOV, A. Solution of incorrectly formulated problems and the regularization method. In *Soviet Math. Dokl.* (1963), vol. 5, pp. 1035–1038.
- [154] TRAUTMANN, S. A., DOMINGUEZ-BORRÀS, J., C., E., HERRMANN, M., AND FEHR, T. The Perception of Dynamic and Static Facial Expressions of Happiness and Disgust investigated by ERPs and fMRI Constrained Source Analysis. *PloS ONE* 8, 6 (2013), e66997.
- [155] TRAUTMANN, S. A., FEHR, T., AND HERRMANN, M. Emotions in motion : dynamic compared to static facial expressions of disgust and happiness reveal more widespread emotion-specific activations. *Brain Research* 1284 (2009), 100–115.
- [156] TREMBLAY, A., AND NEWMAN, A. J. Modeling nonlinear relationships in ERP data using mixed-effects regression with R examples. *Psychophysiology* 52, 1 (2015), 124–139.
- [157] VALDERRAMA, J. T., DE LA TORRE, A., ALVAREZ, I., SEGURA, J. C., THORNTON, A. R. D., SAINZ, M., AND VARGAS, J. L. A study of adaptation mechanisms based on ABR recorded at high stimulation rate. *Clinical Neurophysiology* 125, 4 (2014), 805–813.
- [158] VAN BEERS, R. J. The sources of variability in saccadic eye movements. *The Journal of Neuroscience* 27, 33 (2007), 8757–8770.
- [159] VAN RIJ, J., HOLLEBRANDSE, B., AND HENDRIKS, P. Children’s eye gaze reveals their use of discourse context in object pronoun resolution. *Experimental Perspectives on Anaphora Resolution. Information Structural Evidence in the Race for Salience. Boston : De Gruyter* (2016), 267–293.
- [160] VOGEL, E. K., AND LUCK, S. J. The visual N1 component as an index of a discrimination process. *Psychophysiology* 37 (2000), 190—2003.
- [161] WANG, T., ÖZDAMAR, Ö., BOHÓRQUEZ, J., SHEN, Q., AND CHEOUR, M. Wiener filter deconvolution of overlapping evoked potentials. *Journal of Neuroscience Methods* 158, 2 (2006), 260–270.
- [162] WOLDORFF, M. G. Distortion of ERP averages due to overlap from temporally adjacent ERPs : analysis and correction. *Psychophysiology* 30, 1 (1993), 98–119.
- [163] WOOD, S. *Generalized additive models : an introduction with R*. CRC press, 2006.
- [164] YAGI, A. Saccade size and lambda complex in man. *Physiological Psychology* 7, 4 (1979), 370–376.
- [165] YAGI, A. Averaged cortical potentials (lambda responses) time-locked to onset and offset of saccades. *Physiological Psychology* 9, 3 (1981), 318–320.
- [166] YAGI, A. Visual signal detection and lambda responses. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 52, 6 (1981), 604–610.
- [167] YAGI, A., IMANISHI, S., KONISKI, H., AKASKI, Y., AND KANAYA, S. Brain potentials associated with eye fixations during visual tasks under different lighting systems. *Ergonomics* 41, 5 (1998), 670–677.
- [168] YARBUS, A. L., HAIGH, B., AND RIGGS, L. A. *Eye movements and vision*, vol. 2. Plenum press New York, 1967.

Résumé — Nos travaux se sont articulés autour du problème de recouvrement temporel rencontré lors de l'estimation des potentiels évoqués. Il constitue, plus particulièrement, une limitation majeure pour l'estimation des potentiels évoqués par les fixations ou saccades oculaires lors d'une expérience en enregistrement conjoint EEG et oculométrie. En effet, la méthode habituellement utilisée pour estimer ces potentiels évoqués, la méthode par simple moyennage du signal synchronisé sur l'évènement d'intérêt, suppose qu'il y a un seul potentiel évoqué par essai. Or selon les intervalles inter-stimuli, cette hypothèse n'est pas toujours vérifiée. Ceci est d'autant plus vrai dans le contexte des potentiels évoqués par fixations ou saccades oculaires, les intervalles entre ceux-ci n'étant pas contrôlés par l'expérimentateur et pouvant être plus courts que les latences des potentiels d'intérêt. Le fait que cette hypothèse ne soit pas vérifiée donne une estimation biaisée du potentiel évoqué du fait des recouvrements entre les potentiels évoqués.

Nous avons donc utilisé le Modèle Linéaire Général (GLM), méthode de régression linéaire bien connue, pour estimer les potentiels évoqués par les mouvements oculaires afin de répondre à ce problème de recouvrement. Tout d'abord, nous avons introduit, dans ce modèle, un terme de régularisation au sens de Tikhonov dans l'optique d'améliorer le rapport signal sur bruit de l'estimation pour un faible nombre d'essais. Nous avons ensuite comparé le GLM à l'algorithme ADJAR dans un contexte d'enregistrement conjoint EEG et oculométrie lors d'une tâche d'exploration visuelle de scènes naturelles. L'algorithme ADJAR ("ADJAcet Response") est un algorithme classique d'estimation itérative des recouvrements temporels développé en 1993 par M. Woldorff. Les résultats ont montré que le GLM était un modèle plus flexible et robuste que l'algorithme ADJAR pour l'estimation des potentiels évoqués par les fixations oculaires. Puis, deux configurations du GLM ont été comparées pour l'estimation du potentiel évoqué à l'apparition du stimulus et du potentiel évoqué par les fixations au début de l'exploration. Toutes deux prenaient en compte les recouvrements entre potentiels évoqués mais l'une distinguait également le potentiel évoqué par la première fixation de l'exploration du potentiel évoqué par les fixations suivantes. Il est apparu que le choix de la configuration du GLM était un compromis entre la qualité de l'estimation des potentiels et les hypothèses émises sur les processus cognitifs sous-jacents.

Enfin, nous avons conduit de bout en bout une expérience d'envergure en enregistrement conjoint EEG et oculométrie portant sur l'exploration des expressions faciales émotionnelles naturelles statiques et dynamiques. Nous avons présenté les premiers résultats pour la modalité statique. Après avoir discuté de la méthode d'estimation des potentiels évoqués selon l'impact des mouvements oculaires sur leur fenêtre de latence, nous avons étudié l'effet du type d'émotion. Nous avons trouvé des modulations du potentiel différentiel EPN (Early Posterior Negativity), entre 230 et 350 ms après l'apparition du stimulus et du potentiel LPP (Late Positivity Potential), entre 400 et 600 ms après l'apparition du stimulus. Nous avons également observé des variations du potentiel évoqué par les fixations oculaires. Pour le potentiel LPP, qui est un marqueur de la reconnaissance consciente de l'émotion, nous avons montré qu'il était important de dissocier l'information qui est immédiatement encodée à l'apparition du stimulus émotionnel, de celle qui est apportée à l'issue de la première fixation. Cela met en évidence un motif d'activation différencié pour les stimuli émotionnels à valence négative ou à valence positive. Cette différenciation est en accord avec l'hypothèse d'un traitement plus rapide des stimuli émotionnels à valence négative que des stimuli émotionnels à valence positive.

Mots clés : électroencéphalographie (EEG), oculométrie, enregistrement conjoint, "Eye-Fixation Related Potential" (EFRP), Modèle Linéaire Général, exploration visuelle, Expression Faciale Emotionnelle

Abstract — Our research focuses on the issue of overlapping for evoked potential estimation. More specifically, this issue is a significant limitation for Eye-Fixation Related Potentials and Eye-Saccade Related Potentials estimations during a joint EEG and eye-tracking recording. Indeed, the usual estimation, by averaging the signal time-locked to the event of interest, is based on the assumption that a single evoked potential occurs during a trial. However, depending on the inter-stimulus intervals, this assumption is not always verified. This is especially the case in the context of Eye-Fixation Related Potentials and Eye-Saccade Related Potentials, given the fact that the intervals between fixations (or saccades) are not controlled by the experimenter and can be shorter than the latencies of the potentials of interest.

The fact that this assumption is not verified gives a distorted estimate of the evoked potential due to overlaps between the evoked potentials. We have therefore used the Linear Model (GLM), a well-known linear regression method, to estimate the potentials evoked by ocular movements in order to take into account overlaps. First, we decided to introduce a term of Tikhonov regularization into this model in order to improve the signal-to-noise ratio of the estimate for a small number of trials. Then, we compared the GLM to the ADJAR algorithm in a context of joint EEG and eye-tracking recording during a task of visual exploration of natural scenes. The ADJAR ("ADJAcient Response") algorithm is an algorithm for iterative estimation of temporal overlaps developed in 1993 by M. Woldorff. The results showed that the GLM model was more flexible and robust than the ADJAR algorithm in estimating Eye-Fixation Related Potentials. Further, two GLM configurations were compared in their estimation of evoked potential at the onset of the stimulus and the eye-fixation related potential at the beginning of the testing. Both configurations took into account the overlaps between evoked potentials, but one additionally distinguished the potential evoked by the first fixation of the exploration from the potential evoked by the following fixations. It became clear that the choice of the GLM configuration was a compromise between the estimation quality of the potentials and the assumptions about the underlying cognitive processes.

Finally, we conducted an extensive joint EEG and eye-tracking experiment on the visual exploration of static and dynamic natural emotional facial expressions. We presented the first results for the static modality. After discussing the estimation method of the evoked potentials according to the impact of the ocular movements on their latency window, we studied the influence of the type of emotion. We found modulations of the differential Early Posterior Negativity (EPN) potential, between 230 and 350 ms after the stimulus onset and the Late Positivity Potential (LPP), between 400 and 600 ms after the stimulus onset. We also observed variations for the Eye-Fixation Related Potentials. Regarding the LPP component, a marker of conscious recognition of emotion, we have shown that it is important to dissociate information that is immediately encoded at the onset of the emotional stimulus from information encoded at the first fixations. This shows a differentiated pattern of activation according to the emotional stimulus valence. This differentiation is in agreement with the hypothesis of a faster treatment of negative emotional stimuli than of positive emotional stimuli.

Keywords : electroencephalography (EEG), eye-tracking, joint recording, "Eye-Fixation Related Potential" (EFRP), General Linear Model, free visual exploration, Emotional Facial Expression