

**Titre:** Suppression des artefacts de mouvement dans les signaux de  
Title: spectroscopie proche-infrarouge acquis pendant la marche

**Auteur:** Nadia Arfaoui  
Author:

**Date:** 2014

**Type:** Mémoire ou thèse / Dissertation or Thesis

**Référence:** Arfaoui, N. (2014). Suppression des artefacts de mouvement dans les signaux de  
spectroscopie proche-infrarouge acquis pendant la marche [Mémoire de maîtrise,  
Citation: École Polytechnique de Montréal]. PolyPublie.  
<https://publications.polymtl.ca/1576/>

 **Document en libre accès dans PolyPublie**  
Open Access document in PolyPublie

**URL de PolyPublie:** <https://publications.polymtl.ca/1576/>  
PolyPublie URL:

**Directeurs de  
recherche:** Mohamad Sawan, & Philippe Pouliot  
Advisors:

**Programme:** génie électrique  
Program:

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

SUPPRESSION DES ARTEFACTS DE MOUVEMENT DANS LES SIGNAUX DE  
SPECTROSCOPIE PROCHE-INFRAROUGE ACQUIS PENDANT LA MARCHE

NADIA ARFAOUI

DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE  
ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

MÉMOIRE PRÉSENTÉ EN VUE DE L'OBTENTION  
DU DIPLÔME DE MAÎTRISE ÈS SCIENCES APPLIQUÉES  
(GÉNIE ÉLECTRIQUE)  
DÉCEMBRE 2014

UNIVERSITÉ DE MONTRÉAL

ÉCOLE POLYTECHNIQUE DE MONTRÉAL

Ce mémoire intitulé :

SUPPRESSION DES ARTEFACTS DE MOUVEMENT DANS LES SIGNAUX DE  
SPECTROSCOPIE PROCHE-INFRAROUGE ACQUIS PENDANT LA MARCHE

présenté par : ARFAOUI Nadia

en vue de l'obtention du diplôme de : Maîtrise ès Sciences Appliquées

a été dûment accepté par le jury d'examen constitué de :

M. LESAGE Frédéric, Ph. D., président

M. SAWAN Mohamad, Ph. D., membre et directeur de recherche

M. POULIOT Philippe, Ph. D., membre et codirecteur de recherche

M. LEBLOND Frédéric, Ph. D., membre

## DÉDICACE

*A mes frères Jalil, Walid et Mehdi,  
qui ont fait de moi celle que je suis.*

## **REMERCIEMENTS**

Je tiens tout d'abord à remercier mon directeur de recherche, Pr. Mohamad Sawan, de m'avoir proposé ce projet passionnant à la frontière entre l'ingénierie et les neurosciences, et de m'avoir accordé toute sa confiance concernant sa réalisation. Je remercie aussi mon co-directeur, Dr. Philippe Pouliot, pour sa contribution et ses conseils avisés. En outre, j'aimerais remercier Pr. Frédéric Lesage pour son enthousiasme quotidien et son implication.

Par ailleurs, je tiens à remercier tous les partenaires de l'équipe Imaginc, et plus particulièrement Phetsamone Vannasing, Julie Tremblay, Ali Kassab et Dr. Dang Nguyen pour leurs remarques pertinentes sur le prototype. Un grand merci à l'équipe de l'institut universitaire de gériatrie de Montréal. Je remercie notamment Vanessa Simard, Florence Saint-Onge et Elisabeth Charlebois-Cloutier pour avoir organisé les acquisitions ; Philippe Brouillard et Ramzi Houdeib qui prendront la relève pour continuer les acquisitions ; et bien sûr Pr. Louis Bherer et Sarah Fraser pour leur aide précieuse, leur confiance et leur dévouement concernant cette étude qui n'aurait pas vu le jour sans eux. Je remercie aussi le centre EPIC de permettre les acquisitions dans leurs locaux, ainsi que tous les participants pour leur contribution et leur gentillesse.

Merci aux étudiants qui ont apporté une contribution au développement du système Imaginc, notamment Amal Kassab, Mahya Dehbozorgi et tout particulièrement Jérôme Le Lan qui a fait un travail remarquable et dont les conseils et les explications ont été essentiels.

Un grand merci à tous mes amis pour leur soutien inconditionnel. Je remercie tout particulièrement Juliette, Faiza et Camille, sans oublier Jacob, Sophie et tous les membres de la troupe PolyThéâtre grâce à qui j'ai pu développer mes émotions et vivre une seconde année de maîtrise bien moins stressante que la première.

Enfin, merci à toute ma famille pour m'avoir toujours encouragée ; en particulier mes frères qui méritent bien plus qu'une simple dédicace ; mes parents Malika et Fouad pour leur soutien, leur écoute et leurs conseils ; mais aussi Karène, Perrine, Elisabeth, Christophe, Juliette et Jade que j'attends de revoir avec impatience.

## RÉSUMÉ

Ce mémoire de maîtrise présente un algorithme de suppression des artefacts de mouvement présents dans les signaux de spectroscopie proche-infrarouge (NIRS pour Near-infrared spectroscopy). Cette technique d'imagerie cérébrale est peu encombrante, peu coûteuse et offre une bonne résolution temporelle et spatiale. Il existe aujourd'hui des systèmes NIRS entièrement portables. Pour toutes ces raisons, elle est de plus en plus utilisée dans le domaine médical ainsi qu'en recherche neuroscientifique. Cependant, la NIRS est une technique encore jeune et elle doit surmonter plusieurs obstacles pour être utilisée de façon optimale. Les artefacts de mouvement sont l'un des principaux problèmes rencontrés lors de son utilisation. Ces-derniers se caractérisent par une modification plus ou moins brutale du signal NIRS, sans raison physiologique possible, due aux mouvements du sujet.

L'algorithme présenté dans ce mémoire utilise l'analyse par composantes indépendantes (ACI) et des accéléromètres pour supprimer les artefacts de mouvement présents dans des signaux NIRS acquis sur des sujets marchant librement. Ce travail a été réalisé dans le cadre d'une étude clinique, dirigée par l'Institut Universitaire de Gériatrie de Montréal, visant à analyser l'influence de l'activité physique sur les capacités cognitives des aînés. Le système utilisé est un prototype développé par le groupe de recherche multidisciplinaire, Imaginc. Ce prototype est un système entièrement portable permettant l'acquisition de signaux NIRS et EEG (électroencéphalographie), et qui offre la possibilité d'imager tout le cortex cérébral sur de longues périodes de temps. L'étude présentée dans ce projet est l'une des premières applications cliniques du prototype Imaginc.

La finalisation du prototype Imaginc et l'acquisition des données ont été des étapes à part entière de ce projet de maîtrise. Néanmoins, ce mémoire se concentre sur les algorithmes de suppression des artefacts de mouvement développés. Ces-derniers ont été testés sur les 24 premiers sujets de l'étude et montrent des résultats prometteurs. Le traitement des données a permis de supprimer les artefacts de mouvement tout en préservant les données utiles. Ainsi, plus d'activations cérébrales sont visibles grâce aux algorithmes présentés.

## ABSTRACT

This work presents an algorithm dedicated to the removal of motion artifacts from near-infrared spectroscopy signals (NIRS). This cerebral imaging technique is low cost, not cumbersome and offers a high temporal and spatial resolution. Nowadays, some NIRS systems tend to be totally portable. For all these reasons, NIRS is very well adapted and used in the biomedical field as well as in the neuroscientific research.

However, NIRS is still a relatively new technology and should undergo several developments before being optimally used. Motion artifacts are one of the principal problems when using this technology. These artifacts are characterized by a modification of the NIRS signal, without any physiological reason, due to the subject's movement.

The algorithm presented in this work combines Independent component Analysis and accelerometers to remove motion artifacts from NIRS signals acquired during free walking. This work was realized as part of a clinical study directed by the “Institut Universitaire de Gérontologie de Montréal”. The purpose of this study is to analyze the impact of physical activity on the cognitive abilities of seniors. The acquisition system used is a prototype developed by the multidisciplinary research group, Imaginc. This prototype is a fully portable system that can acquire both EEG and NIRS signals. It offers the possibility of imaging the whole cerebral cortex for a relatively long time. This work is one of the first clinical applications of the Imaginc prototype.

The improvement of the Imaginc prototype as well as its clinical validation by acquiring signals from patients are two parts of this master project. These measurements are used for the implementation of motion artifact removal algorithms, which were tested on 24 subjects and gave promising results. Signal processing techniques showed the removal of motion artifacts while preserving data of interest. Therefore, more cerebral activations were visible after filtering.

## TABLE DES MATIÈRES

DÉDICACE.....	III
REMERCIEMENTS .....	IV
ABSTRACT.....	VI
TABLE DES MATIÈRES.....	VII
LISTE DES TABLEAUX.....	X
LISTE DES FIGURES .....	XI
LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS .....	XIV
CHAPITRE 1      INTRODUCTION .....	1
1.1      Les techniques d'imagerie cérébrales .....	1
1.2      La spectroscopie proche-infrarouge .....	3
1.2.1      Notions physiologiques .....	3
1.2.2      Théorie de la spectroscopie proche-infrarouge .....	5
1.2.3      Les réponses hémodynamiques .....	7
1.2.4      Les sources de bruit.....	8
1.3      Les applications cliniques .....	10
1.3.1      Épilepsie .....	10
1.3.2      Accidents vasculaires cérébraux .....	11
1.3.3      Études neurophysiologiques.....	11
1.4      Récapitulation.....	16
CHAPITRE 2      REVUE DE LITTERATURE .....	17
2.1      Activations hémodynamiques pendant la marche .....	17
2.2      Algorithmes de suppression des artefacts de mouvement.....	19

2.3	L'analyse par composantes indépendantes .....	24
2.3.1	Principe théorique .....	24
2.3.2	Application au problème d'artefacts de mouvement dans les signaux de spectroscopie proche-infrarouge .....	28
2.4	Récapitulation.....	28
<b>CHAPITRE 3        SUPPRESSION DES ARTEFACTS DE MOUVEMENT DUS A LA MARCHE DANS LES SIGNAUX DE SPECTROSCOPIE PROCHE INFRAROUGE.....</b>		<b>30</b>
3.1	Présentation de l'article.....	30
3.2	Article 1 : Towards fNIRS in natural conditions: Removal of motion artifacts during walking-thinking paradigms .....	31
3.2.1	Introduction .....	31
3.2.2	Materials and methods .....	34
3.2.3	Experimental Results.....	38
3.2.4	Discussion .....	46
3.2.5	Conclusion.....	47
3.2.6	Acknowledgement.....	48
<b>CHAPITRE 4        ANALYSE APPROFONDIE.....</b>		<b>49</b>
4.1	Résumé des différentes méthodes proposées .....	49
4.2	Choix de la meilleure décomposition.....	51
4.3	Implémentation de l'algorithme.....	54
4.3.1	Choix de la méthode.....	54
4.3.2	Description du script Matlab .....	55
4.4	Système utilisé.....	58
4.4.1	Prototype Imaginc .....	58
4.4.2	Contribution au développement .....	60

CHAPITRE 5        DISCUSSION GÉNÉRALE .....	62
5.1    Retour sur le choix des mesures .....	62
5.2    Suppression des artefacts et préservation des données .....	63
5.3    Données traitées et cartes d'activations .....	65
5.4    Augmentation de HbR et diminution de HbO <sub>2</sub> .....	66
5.5    Modifications du flux sanguin.....	68
5.6    Sauts dans la ligne de base .....	69
CHAPITRE 6        CONCLUSION .....	70
6.1    Synthèse des travaux .....	70
6.1.1    Amélioration du prototype .....	70
6.1.2    Contexte clinique.....	71
6.1.3    Suppression des artefacts de mouvement et préservation des données.....	71
6.1.4    Conclusion.....	72
6.2    Limitations et travaux futurs .....	72
6.2.1    Puissance d'illumination des sources.....	73
6.2.2    Implémentation de canaux proches .....	73
6.2.3    Encapsulation des accéléromètres dans des boîtiers d'optodes .....	73
6.2.4    Artefacts issus d'un mouvement aléatoire .....	74
RÉFÉRENCES.....	75

## **LISTE DES TABLEAUX**

Tableau 3-1 $\kappa$ for each subject and each method .....	43
Tableau 3-2 Minimum, maximum, standard deviation and mean of $\kappa$ for each subject and each method.....	43
Tableau 4-1 Valeurs de $\alpha$ pour chaque sujet .....	53
Tableau 4-2 Valeurs de ChoixCorrelation et SuppressComp pour chaque algorithme présenté ..	54
Tableau 4-3 Caractéristiques du prototype Imagine .....	58

## LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Spectres d'absorption de l'hémoglobine ferreuse ( $\text{HbO}_2$ ) et réduite (HbR), tirée de [1]4	4
Figure 1.2 Les différentes couches de la surface de la tête, tirée de [2] .....	5
Figure 1.3 Trajet de la lumière infrarouge de la source lumineuse jusqu'au détecteur, tirée de [5]7	
Figure 1.4 Réponse hémodynamique à une tâche de fluence verbale, tirée de [1] .....	8
Figure 1.5 Artefact de mouvement lors du mouvement d'un sujet .....	9
Figure 1.6 Signal NIRS présentant des artefacts cardiaques bien visibles.....	10
Figure 1.7 Emplacements d'optodes dans un casque.....	13
Figure 1.8 Placement des émetteurs de lumière dans un casque.....	13
Figure 1.9 Participant équipé avec le système Imaginc .....	14
Figure 1.10 (a) : 256 canaux NIRS du sujet 7. (b) : Signal de l'accéléromètre placé sur le casque du sujet 7. ....	15
Figure 2.1 Cartes d'activation de la marche simple et marche avec préparation. Données acquises entre 10 secondes avant et après le début de la marche, adaptée de [12].....	18
Figure 2.2 Rupture dans la ligne de base : Artefact unique et franc .....	20
Figure 2.3 Période de repos suivie d'une période de marche : Artefacts de mouvement nombreux pendant la marche, non adaptés à ABAMAR .....	21
Figure 2.4 Comparaison de plusieurs algorithmes de suppression des artefacts de mouvement, adaptée de [38]. (a) MSE (Mean Square Error), l'erreur quadratique moyenne entre les réponses hémodynamiques réelle et reconstruite. (b) Pourcentage de changement de la MSE par rapport à aucune correction. (c) $R^2$ , le coefficient de corrélation de Pearson entre les réponses hémodynamiques réelles et reconstruites. (d) CNR (Carrier-To-Noise), le rapport porteuse sur bruit.....	23
Figure 2.5 Comparaison de plusieurs algorithmes de suppression des artefacts de mouvement, adaptée de [39]. (a) Erreur quadratique moyenne et (b) coefficient de corrélation de Pearson entre les réponses hémodynamiques réelle et reconstruite pour la tPCA, l'interpolation cubique, la transformée en ondelettes et aucune correction.....	24

Figure 2.6 Principe de l'ACI : Exemple .....	25
Figure 2.7 Illustration de FastICA : (a) Quatre mélanges de signaux ; (b) Les quatre sources retrouvées par Fast-ICA .....	27
Figure 3.1 Optodes configuration: (a) Emitters and Detectors placements, and (b) optodes constitution .....	35
Figure 3.2 (a) NIRS data for subject 7 Motion periods are clearly identifiable, (b) Helmet accelerometer signal for subject 7 .....	39
Figure 3.3 Zoom-in : a rest period (a), and a motion period (b) .....	40
Figure 3.4 Selected components by ICACorSup .....	41
Figure 3.5 Selected components by ICAFaSup and ICAFaFil .....	41
Figure 3.6 Raw channel and processed channels for each method, for subject 1 .....	42
Figure 3.7 Coherence between original and processed data with ICACorSup (blue), ICAFaSup (red), ICAFaFil (green), tPCA (black) and DevAn (magenta). This is the mean coherence overall the 24 subjects for one channel. The orange dotted rectangle shows the motion bandwidth .....	44
Figure 3.8 T-statistics maps, Euler-characteristic and Bonferroni corrected ( $p<0.05$ ) for HbT for subject 1 for each MARA and for the original data, Dual Task .....	45
Figure 3.9 T-statistics maps, Euler-characteristic and Bonferroni corrected ( $p<0.05$ ) for HbT for subject 1, for each task and each ICA-based MARA .....	46
Figure 4.1 Pour le sujet 7 : (a) Composante supprimée par ICACorSup ; (b) Composante gardée par ICACorSup ; (c) Signal de l'accéléromètre .....	49
Figure 4.2 Pour le sujet 7 : (a) Composante supprimée par ICACorSup ; (b) Composante gardée par ICACorSup ; (c) Spectre fréquentiel du signal de l'accéléromètre .....	50
Figure 4.3 Qopt en fonction de $\alpha$ pour le sujet 7 .....	52
Figure 4.4 Diagramme de l'algorithme exécutant les traitements basés sur l'ACI .....	56
Figure 4.5 Architecture globale du système Imaginc, tirée de [1] .....	59

Figure 4.6 (a) Circuit imprimé d'un détecteur de lumière (à gauche) et d'un accéléromètre (à droite) ; (b) Première version de l'accéléromètre utilisé dans l'étude clinique ; (c) Placement de l'accéléromètre sur le casque .....	61
Figure 5.1 Modification de l'écart-type du signal entre une période de repos (rectangle rouge) et une période de marche (rectangle bleu) .....	62
Figure 5.2 Données du sujet 7 brutes (a) et traitées par tPCA (b) ; ICACorSup (c) ; ICAFaSup (d) ; ICAFaFil (e) et DevAn (f) .....	64
Figure 5.3 Cartes d'activations des sujets 1 et 15 pour la tâche marche + cognition, générées avec les données traitées par ICAFaFil .....	66
Figure 5.4 Cartes d'activations des sujets 1 et 15 pour la tâche marche + cognition, générées avec les données brutes.....	67
Figure 5.5 Canal proche conçu pour le système Imaginc .....	68
Figure 5.6 Saut dans la ligne de base non corrigé. (a) Signal original et (b) Signal traité par ICAFaFil.....	69

## LISTE DES SIGLES ET ABRÉVIATIONS

ACI	Analyse par composantes indépendantes (ICA : independant component analysis)
ACP	Analyse en composantes principales (PCA : principal component analysis)
APD	Avalanche photodiode (photodiode à avalanche)
AVC	Accident vasculaire cérébral
CSF	Cerebrospinal fluid (liquide cérébro-spinal)
DEL	Diode électroluminecente (LED : light-emitting diode)
DPF	Differential pathlength factor (facteur de longueur de trajet différentiel)
EEG	Electroencéphalographie
fNIRS	Functional near-infrared spectroscopy (spectroscopie proche-infrarouge fonctionnelle)
HbO <sub>2</sub>	Oxyhémoglobine
HbR	Desoxyhémoglobine
HbT	Hémoglobine totale
IRM	Imagerie par résonnance magnétique
MEG	Magnétoencéphalographie
MSE	Mean square error (erreur quadratique moyenne)
NIRS	Near-infrared spectroscopy (spectroscopie proche-infrarouge)
SPECT	Single-Photon Emission Computed Tomography (tomographie d'émission monophotonique)
SPI	Serial peripheral interface (interface périphérique série)
PET	Positions Emission Tomography (tomographie par émission de positrons)
tPCA	Targeted principal component analysis (analyse en composantes principales ciblée)

## CHAPITRE 1 INTRODUCTION

Découvrir toujours un peu plus la complexité du cerveau humain nous donne la perspective de mieux se comprendre en tant qu'individu. Mais, au-delà de questions psychologiques, voire philosophiques, que l'étude du cerveau soulève, les neurosciences ont comme vocation la compréhension et la guérison de maladies liées à des troubles du cerveau. Le monde médical cherche à pousser toujours plus loin les méthodes de diagnostic et de traitement, et, dans le cas de troubles neurologiques, l'imagerie médicale est un outil important. Bien qu'utilisées depuis des décennies, les techniques d'imagerie cérébrale sont en constant développement. L'une d'entre elles, la spectroscopie proche-infrarouge (NIRS : Near-infrared spectroscopy) a été mise au point il y a une trentaine d'années et présente de nombreux intérêts qui seront présentés plus loin dans ce mémoire. Cependant, les avantages étant souvent accompagnés d'inconvénients, cette technique présente notamment un point faible : les artefacts de mouvement. Le travail présenté dans ce mémoire vise à supprimer les artefacts de mouvement liés à la marche du sujet pendant l'acquisition des données de spectroscopie proche-infrarouge.

Cette introduction se compose de trois parties. La première présente brièvement les techniques d'imagerie cérébrale existantes. La seconde se concentre plus particulièrement sur la spectroscopie proche-infrarouge et en explique la théorie. Enfin, la troisième évoque les applications cliniques de cette technologie.

### 1.1 Les techniques d'imagerie cérébrales

Le cerveau est l'élément principal du système nerveux. Il contient une centaine de milliards de cellules nerveuses appelées neurones. Ces neurones communiquent entre eux au niveau des synapses grâce aux neurotransmetteurs. En recevant les signaux en provenance de ses congénères, un neurone peut déclencher un influx nerveux, libérant ainsi un neurotransmetteur. Ce dernier se propage jusqu'aux récepteurs post-synaptiques du neurone suivant et peut alors provoquer un autre signal électrique, le potentiel d'action. Ce mécanisme électrochimique permet aux différentes parties du cerveau, qui ont des caractéristiques différentes et qui jouent un rôle bien spécifique, de communiquer. L'une de ces parties est située en surface et est donc plus facile à imager, le cortex cérébral. Il compte à lui seul une dizaine de milliards de neurones

interconnectés et est lui-même divisé en plusieurs zones fonctionnelles, dont les aires motrices, les aires sensorielles et les aires d'association. C'est sur le cortex cérébral que se porte l'intérêt de la spectroscopie proche-infrarouge.

Les techniques d'imagerie cérébrales sont nombreuses et ne présentent pas les mêmes avantages. Elles peuvent se diviser en deux catégories : Les techniques de mesure directe, qui reposent sur l'activité électrique des neurones et les techniques de mesure indirecte, qui reposent sur les variations hémodynamiques causées par cette activité.

- **Les techniques directes**

- L'électroencéphalographie (EEG) a été la première méthode d'imagerie cérébrale non invasive mise au point. Elle s'est développée depuis les années 1920 et est aujourd'hui communément utilisée. L'EEG repose sur la mesure directe de l'activité électrique du cerveau grâce à des électrodes placées directement sur le scalp. Cette technique offre une très bonne résolution temporelle mais une résolution spatiale plutôt faible. L'EEG n'est pas encombrante et est peu dispendieuse.

- La magnétoencéphalographie (MEG) est semblable à l'EEG. La différence est que la MEG mesure les champs magnétiques liés à l'activité électrique. L'avantage d'utiliser les champs magnétiques est que ceux-ci ne sont pas affectés par leur passage à travers les différentes couches du corps (crâne, scalp, etc.). La MEG possède une très bonne résolution temporelle mais est peu précise spatialement. C'est par ailleurs une technique encombrante.

- **Les techniques indirectes**

- L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est la technique la plus utilisée pour les applications qui demandent beaucoup de précision spatiale. Elle possède en effet une excellente résolution spatiale bien que sa résolution temporelle soit plutôt faible. Par ailleurs, l'IRM est appréciée grâce à son caractère non-invasif. L'IRM est cependant un outil encombrant et dispendieux.

- La tomographie par émission de positrons (PET : Positrons Emission Tomography) image l'augmentation du débit sanguin en utilisant un marqueur radioactif injecté par intraveineuse. La PET est donc une technique invasive, qui apporte une résolution temporelle faible et une résolution spatiale moyenne. En jouant sur la nature du marqueur, il est possible

d'imager l'activité associée à une tâche précise. Comme l'IRM, la PET est un outil encombrant et dispendieux.

- La tomographie d'émission monophotonique (SPECT : Single-Photon Emission Computed Tomography) est une méthode cousine de la PET. Moins dispendieuse, elle présente une meilleure résolution temporelle mais une moins bonne résolution spatiale.

- La spectroscopie proche-infrarouge (NIRS : Near-Infrared Spectroscopy) utilise la lumière infrarouge pour imager les variations de l'oxygénation du cerveau. Cette technique est non-invasive, abordable, offre une très bonne résolution temporelle et une résolution spatiale moyenne. Le principe de la NIRS sera détaillé dans la partie suivante.

## 1.2 La spectroscopie proche-infrarouge

### 1.2.1 Notions physiologiques

Le cerveau, comme chaque organe de notre corps, consomme de l'oxygène lorsqu'il est en activité. Cet oxygène lui est apporté par le sang, et plus précisément par les érythrocytes, communément appelés globules rouges. Les érythrocytes sont constitués principalement d'hémoglobine qui permet de transporter notamment l'oxygène que notre cerveau consomme. Lorsque l'hémoglobine passe dans les poumons, elle se charge d'oxygène. On dit alors qu'elle est dans son état ferreux ; elle est qualifiée d'oxyhémoglobine ( $\text{HbO}_2$ ). Cette hémoglobine oxygénée commence alors son périple dans le corps humain et distribue, à chaque organe qui en a besoin, de l'oxygène. L'hémoglobine qui ne contient plus de molécule d'oxygène est dans son état réduit ; elle est dite desoxyhémoglobine ( $\text{HbR}$ ).

Il existe donc une corrélation entre l'activité du cerveau et les variations locales de concentration de  $\text{HbO}_2$  et  $\text{HbR}$ . C'est le couplage neurovasculaire. Il apparaît alors qu'en mesurant les variations de l'hémoglobine dans ses deux états, il est possible d'obtenir une image du cerveau en activité.

Le principe de la NIRS repose sur le fait que l'hémoglobine, dépendamment de son état (oxygénée ou non), n'absorbe pas la lumière de la même façon. Les deux sortes d'hémoglobine présentent en fait un point isobestique ; c'est-à-dire un point par lequel leur courbe d'absorption se

croisent. Ce point de croisement est situé à la longueur d'onde 805 nm, soit au centre de la zone du spectre infrarouge, comme le montre la Figure 1.1 tirée de [1].

Ainsi, en émettant dans le cerveau de la lumière infrarouge de deux longueurs d'onde différentes, situées de part et d'autre du point isobestique, et en la récupérant quelques centimètres plus loin, il est possible de déduire l'activité neuronale locale. Il faut cependant préciser que pendant son trajet, la lumière doit traverser deux fois (à l'aller, puis au retour) le scalp, le crâne et le liquide cérébro-spinal (CSF : Cerebrospinal fluid), comme le montre la Figure 1.2, tirée de [2]. La théorie de la NIRS, détaillée dans la section suivante, prend donc en compte la dispersion de la lumière dans ces tissus biologiques et l'hétérogénéité du cerveau.

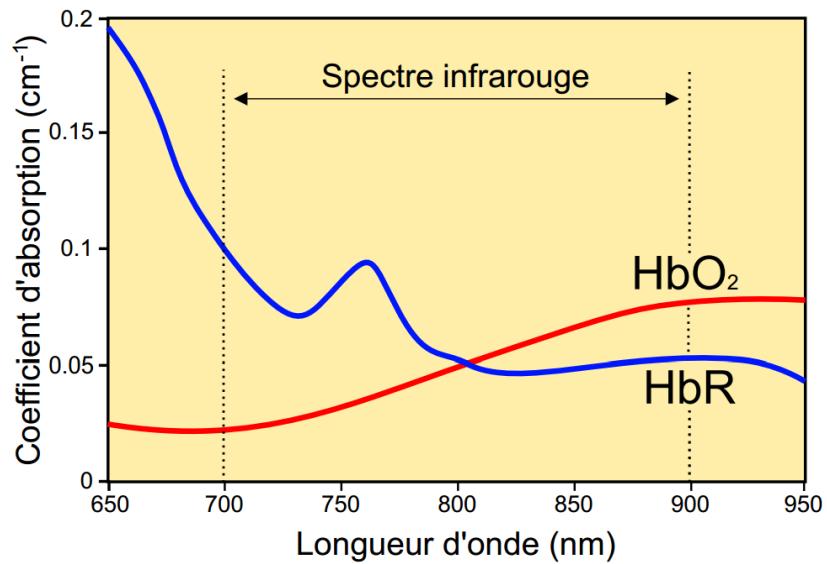


Figure 1.1 Spectres d'absorption de l'hémoglobine ferreuse ( $\text{HbO}_2$ ) et réduite (HbR), tirée de [1]

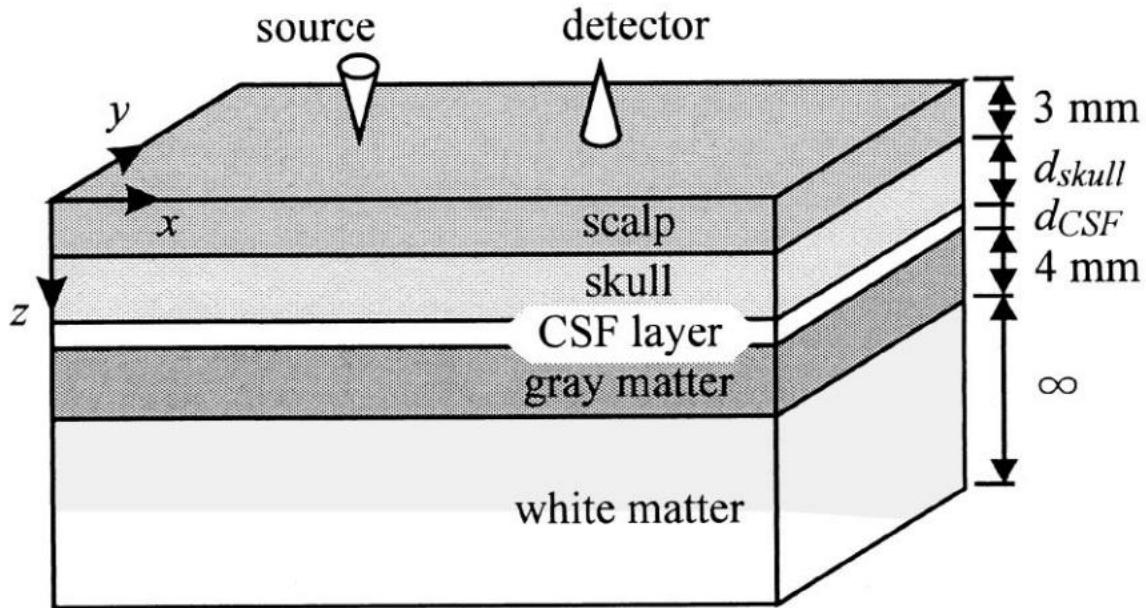


Figure 1.2 Les différentes couches de la surface de la tête, tirée de [2]

### 1.2.2 Théorie de la spectroscopie proche-infrarouge

La NIRS a été mise au point dans les années 1980 par Jobsis [3]. Elle a commencé à être communément utilisée dans les années 2000 et de plus en plus de systèmes commerciaux en sont équipés. Elle repose sur les caractéristiques optiques de l'hémoglobine décrites plus haut et sur la loi de Beer-Lambert. Cette dernière s'exprime pour un milieu homogène :

$$A = \log\left(\frac{I_0}{I}\right) = L * \mu_a(\lambda), \quad (1.1)$$

avec  $A$  l'atténuation lumineuse,  $I_0$  l'intensité de la lumière émise,  $I$  l'intensité de la lumière récupérée,  $\mu_a$  le coefficient d'absorption du milieu,  $\lambda$  la longueur d'onde et  $L$  la longueur du trajet de la lumière.

Pour un milieu hétérogène, comme le cerveau, plusieurs modifications sont à apporter à cette loi pour qu'elle soit utilisable. Tout d'abord, le coefficient  $\mu_a$  devient la somme des coefficients d'absorption de chaque chromophore :

$$\mu_a(\lambda) = \sum_i \beta_i(\lambda) * C_i, \quad (1.2)$$

avec  $\beta_i$  le coefficient d'absorption molaire du chromophore  $i$  et  $C_i$  sa concentration.

Par ailleurs, à cause de la diffusion, la longueur du trajet de la lumière ne correspond pas exactement à la distance qui sépare la source du détecteur. En effet, cette distance est multipliée par un facteur appelé facteur de longueur du trajet différentiel (DPF : Differential Pathlength Factor) qui peut être déterminé expérimentalement ou estimé [4]. Ainsi, en considérant  $L_{sd}$  la distance entre la source et le détecteur, on a :

$$L = L_{sd} * DPF. \quad (1.3)$$

Enfin, il faut ajouter un facteur constant représentatif de l'effet de la diffusion. Soit  $Z_{diff}$  ce facteur. L'équation (1.1) s'écrit alors grâce à (1.2) et (1.3) :

$$A = \log\left(\frac{I_0}{I}\right) = L_{sd} * DPF * \sum_i \beta_i(\lambda) * C_i + Z_{diff} \quad (1.4)$$

En considérant que, mise à part l'hémoglobine, les chromophores présents dans l'équation sont en concentration constante, la forme différentielle de (1.4) s'écrit :

$$\Delta A(\lambda) = L_{sd} * DPF(\lambda) * (\beta_{HbO2}(\lambda) * \Delta C_{HbO2} + \beta_{HbR}(\lambda) * \Delta C_{HbR}) \quad (1.5)$$

En outre, il est possible d'exprimer  $\Delta A$  en utilisant une intensité arbitraire  $I_{ref}$ , mesurée en début d'acquisition :

$$\Delta A(\lambda) = \log\left(\frac{I_{ref}(\lambda)}{I(\lambda)}\right) \quad (1.6)$$

En utilisant des longueurs d'onde  $\lambda_1$  et  $\lambda_2$  de part et d'autre du point isobestique de  $HbO_2$  et  $HbR$ , on obtient alors un système de deux équations à deux inconnues, que sont les variations de concentrations en  $HbO_2$  et  $HbR$  :

$$\left. \begin{cases} \log\left(\frac{I_{ref}(\lambda_1)}{I(\lambda_1)}\right) = L_{sd} * DPF(\lambda_1) * (\beta_{HbO2}(\lambda_1) * \Delta C_{HbO2} + \beta_{HbR}(\lambda_1) * \Delta C_{HbR}) \\ \log\left(\frac{I_{ref}(\lambda_2)}{I(\lambda_2)}\right) = L_{sd} * DPF(\lambda_2) * (\beta_{HbO2}(\lambda_2) * \Delta C_{HbO2} + \beta_{HbR}(\lambda_2) * \Delta C_{HbR}) \end{cases} \right\} \quad (1.7) \quad (1.8)$$

Ainsi, en résolvant ce système, il est possible de déterminer la variation de concentrations en hémoglobine ferreuse et réduite, et donc d'en déduire l'activité cérébrale au niveau de la région imagée. En plaçant plusieurs sources et détecteurs sur le scalp, une image de l'activité cérébrale sur tout le cortex peut être produite. Il est important de noter que seules les variations de concentrations peuvent être calculées, et non les valeurs absolues de ces concentrations.

Le trajet de la lumière depuis la source jusqu'au détecteur est montré à la Figure 1.3 tirée de [5]. La distance qui sépare chaque source de chaque détecteur est habituellement de 3 centimètres pour s'assurer que la lumière atteigne le cortex. Chez l'enfant cependant, la distance optimale est de 2 centimètres [6].

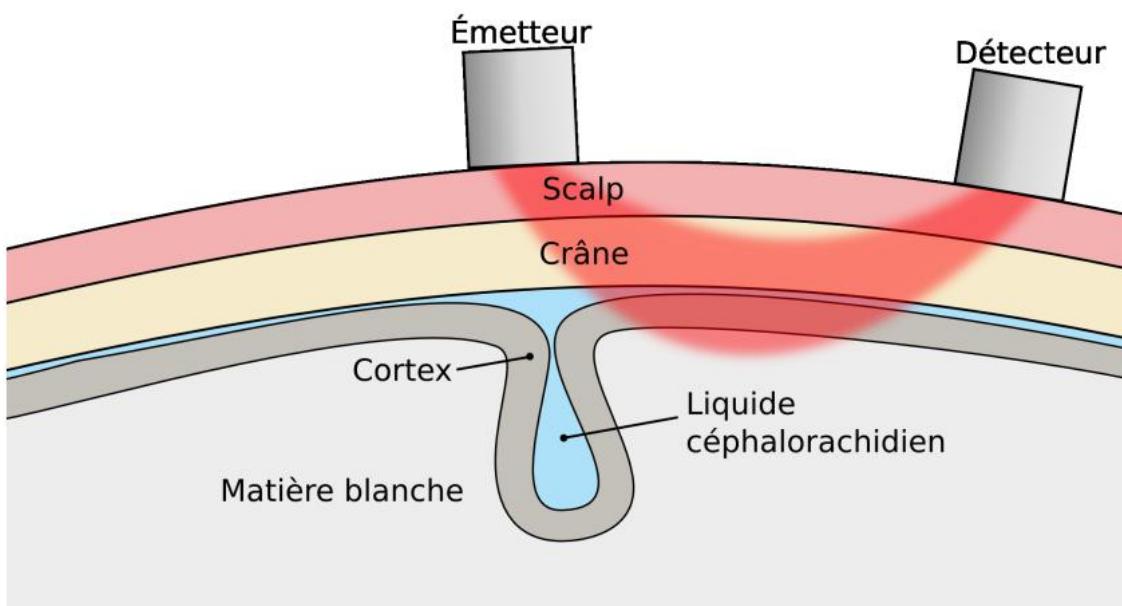


Figure 1.3 Trajet de la lumière infrarouge de la source lumineuse jusqu'au détecteur, tirée de [5]

### 1.2.3 Les réponses hémodynamiques

Lorsqu'une zone du cerveau est en activité, elle augmente sa consommation d'oxygène. Il y a donc une augmentation de la concentration en HbR et une diminution de la concentration en HbO<sub>2</sub>. Cependant, le corps humain réagit en apportant du sang frais, donc contenant beaucoup d'HbO<sub>2</sub>, en grande quantité dans la région en activité. L'apport de sang frais compense la

consommation d'oxygène et on observe alors une augmentation de la concentration en  $\text{HbO}_2$  et une diminution de la concentration en  $\text{HbR}$ . C'est la réponse hémodynamique (Figure 1.4).

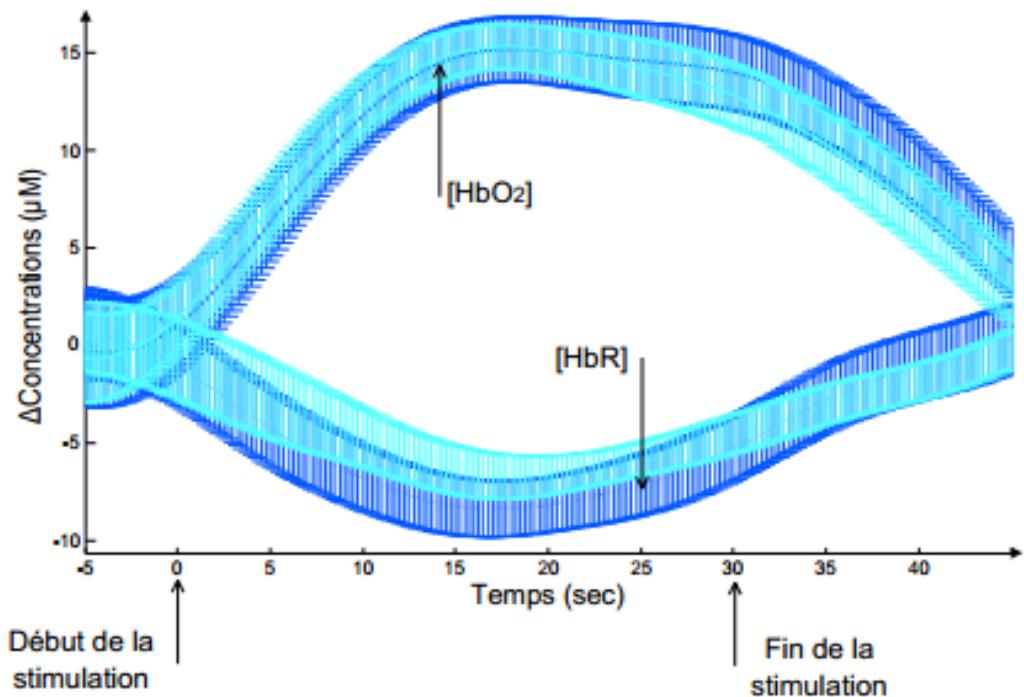


Figure 1.4 Réponse hémodynamique à une tâche de fluence verbale, tirée de [1]

#### 1.2.4 Les sources de bruit

La NIRS est une technologie encore jeune et qui doit surmonter plusieurs obstacles pour avoir sa place dans le monde médical. Cette section catégorise les types de bruits, mécaniques, électriques ou physiologiques que l'on trouve lors d'une acquisition NIRS.

- **Le bruit instrumental**

C'est un bruit très souvent rencontré lorsqu'il s'agit de systèmes de mesure. Il est dû à l'électronique présente dans l'instrumentation.

- **Le bruit expérimental**

Le bruit expérimental désigne ici toutes sortes de raisons qui peuvent modifier l'intensité de la lumière reçue par le détecteur. Ces raisons sont notamment la lumière ambiante, les cheveux du sujet qui se glissent entre la source et le scalp ou le détecteur et le scalp, ou encore les artefacts de mouvement. Ces derniers sont le sujet de ce mémoire. Ils définissent une modification soudaine de l'intensité renvoyée par un détecteur, sans raison physiologique possible, causée par le déplacement d'une optode lors d'un mouvement du sujet. Un artefact de mouvement typique est représenté à la Figure 1.5 qui montre plusieurs canaux NIRS affectés par le déplacement d'une optode.

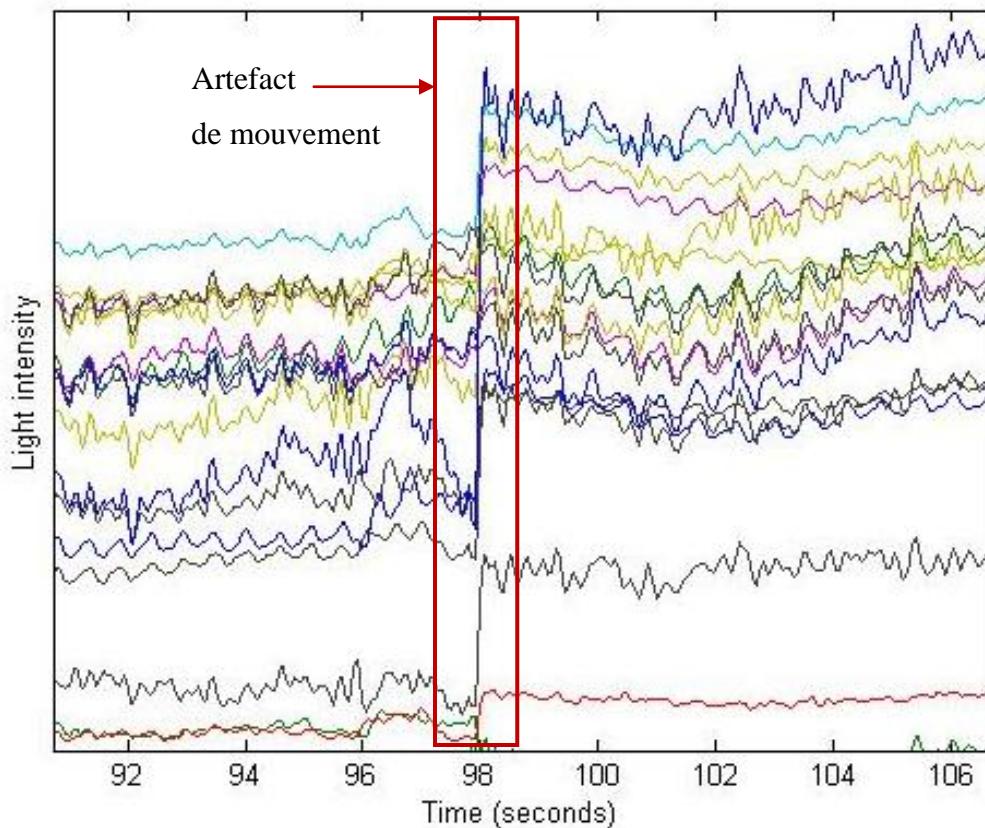


Figure 1.5 Artefact de mouvement lors du mouvement d'un sujet

- **Les bruits physiologiques**

Ce type de bruit représente les éléments physiologiques présents dans les signaux NIRS mais qui ne donnent aucune information sur l'activité cérébrale. Ces éléments sont par exemple la respiration et les battements cardiaques [7]. Ils n'empêchent pas vraiment l'interprétation des données mais il faut tout de même les prendre en compte pour comprendre les signaux acquis. Ce type de bruit permet en outre d'observer la qualité du signal. En effet, si l'utilisateur du système est capable d'observer les artefacts cardiaques (0,7 - 1,5 Hz) et la respiration (0,13-0,33 Hz), il peut en déduire que le montage est de bonne qualité et que la calibration des photodiodes a été correctement faite. La Figure 1.6 nous montre un signal NIRS de bonne qualité présentant des artefacts cardiaques bien visibles.

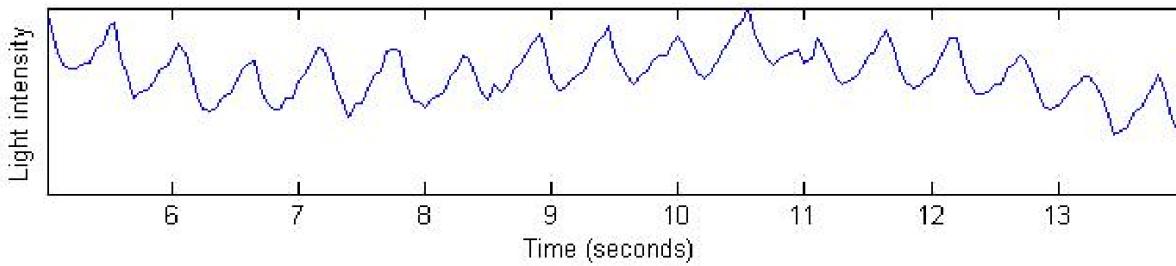


Figure 1.6 Signal NIRS présentant des artefacts cardiaques bien visibles

## 1.3 Les applications cliniques

Grâce à sa portabilité, la NIRS est une technique de choix pour plusieurs applications, qu'elles soient médicales ou pour la recherche clinique.

### 1.3.1 Épilepsie

L'épilepsie est une affection neurologique chronique qui se caractérise par des crises de convulsions spontanées, de durée et de fréquence variable. Les crises épileptiques découlent d'une activité neuronale anormalement élevée déclenchée par une zone du cerveau, appelée zone

épileptogène, et se propageant dans celui-ci. Si les causes de l'épilepsie sont encore incertaines dans beaucoup de cas, il existe des médicaments anticonvulsifs qu'il est possible d'utiliser pour diminuer l'occurrence des crises, sans pour autant guérir les patients. Cependant ces médicaments se révèlent inefficaces dans 30% des cas, on parle alors de pharmacorésistance.

Pour le traitement de l'épilepsie chez les patients pour lesquels les anticonvulsifs n'ont pas eu l'effet escompté, il est possible d'intervenir chirurgicalement en enlevant la zone épileptogène. C'est ici qu'interviennent les techniques d'imagerie cérébrale. En effet, pour pratiquer l'ablation de la zone épileptogène, encore faut-il la localiser précisément. Comme nous l'avons évoqué précédemment, l'IRM est la méthode la plus appropriée lorsqu'il s'agit de précision spatiale. Néanmoins, il est impossible de prévoir la prochaine crise d'un patient épileptique, ou de le laisser indéfiniment dans l'IRM en attendant une crise. La technique la plus utilisée est donc l'EEG. Elle permet de surveiller le patient, sans le forcer à rester immobile, pendant des périodes de temps relativement longues. En filmant le patient en même temps que l'acquisition EEG, les médecins sont à même d'obtenir des informations très utiles lors d'une crise. La NIRS ayant une plus grande résolution spatiale que l'EEG, et étant tout aussi portable et non invasive, il a été proposé qu'elle soit utilisée pour localiser le foyer épileptique. Par ailleurs, certaines études ont affirmé que l'utilisation simultanée de la NIRS et de l'EEG favorise la localisation de la zone épileptogène [8].

### 1.3.2 Accidents vasculaires cérébraux

Les accidents vasculaires cérébraux (AVC) sont caractérisés par un manque soudain d'apport de sang dans une zone du cerveau. Dans 80% des cas, les AVC sont dus à l'obstruction d'un vaisseau sanguin ; on parle alors d'infarctus cérébral et d'un AVC ischémique. Dans les autres cas, ils sont dus à la rupture d'un vaisseau sanguin et ils sont dits hémorragiques. En procurant des informations hémodynamiques, la NIRS permettrait de suivre l'évolution d'un patient atteint d'un AVC [9].

### 1.3.3 Études neurophysiologiques

Lorsqu'il s'agit d'études cliniques ayant pour but de mieux comprendre le fonctionnement du cerveau, l'emphase est souvent mise sur le confort des participants, la portabilité de l'appareil

utilisé et son prix. Sur tous ces points, la NIRS, comme l'EEG, présente un fort avantage par rapport aux autres techniques d'imagerie cérébrale.

- **L'étude CardioCogNIRS**

Dans le cadre du travail présenté ici, une étude gériatrique organisée par l'Institut de Gériatrie de Montréal utilise la NIRS. Cette étude, nommée CardioCogNIRS, vise à étudier l'influence de l'activité physique sur les capacités cognitives des aînés. Les données recueillies ont été utilisées pour la réalisation du travail présenté dans ce mémoire. L'acquisition des données a été une étape à part entière du projet réalisé. Le protocole d'acquisition est présenté ci-après.

Trois tâches distinctes d'une durée de 30 secondes chacune sont effectuées par le sujet. Une tâche de marche lors de laquelle le sujet marche à l'allure de son choix (Walk), une tâche cognitive durant laquelle le sujet entend une liste de chiffres et doit répéter le chiffre qu'il a entendu deux chiffres avant (Cog) et une tâche lors de laquelle le sujet doit marcher et exécuter la tâche cognitive en même temps (Dual). Ces trois tâches sont exécutées dans l'ordre suivant : cog-cog-walk-dual-dual-dual-walk-cog-cog.

Pour repérer et supprimer les artefacts de mouvement causés par la marche, deux accéléromètres ont été ajoutés au prototype. Le premier est placé à la cheville du patient, et le second directement sur le casque. Le placement des optodes est détaillé dans le Chapitre 3.

- **Mise en place de l'équipement**

Avant chaque acquisition, le participant est équipé de la façon suivante :

- Le casque, contenant l'emplacement de chaque optode (Figure 1.7) est positionné et attaché autour de la tête à l'aide de bandes autoagrippantes.
- Les cheveux sont déplacés de façon à ce que le scalp soit visible dans chacun des emplacements réservés aux optodes, puis chaque optode est placée (Figure 1.8).
- Les optodes sont connectées au prototype et ce dernier est attaché à la taille du participant grâce à une ceinture.



Figure 1.7 Emplacements d'optodes dans un casque



Figure 1.8 Placement des émetteurs de lumière dans un casque



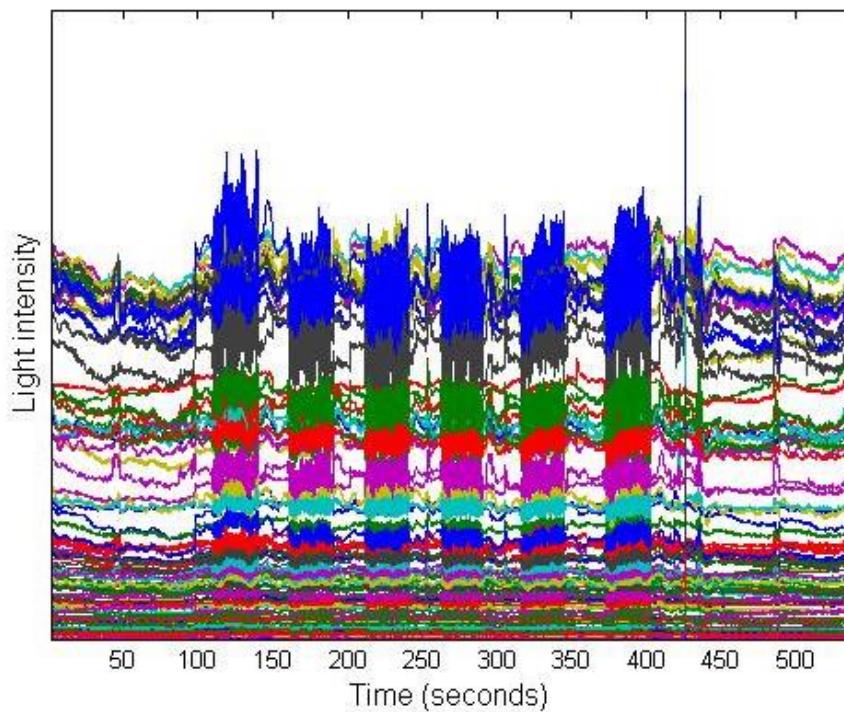
Figure 1.9 Participant équipé avec le système Imaginc

- Le premier accéléromètre est attaché directement sur le casque grâce à une bande autoagrippante et le second est fixé à la cheville du participant.

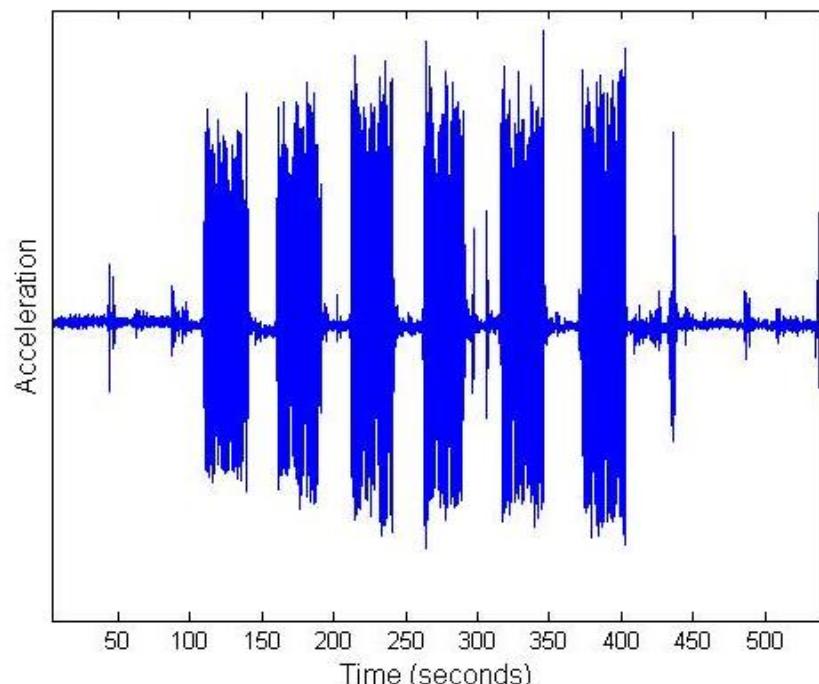
- L'ensemble du montage est recouvert par un voile noir opaque ne permettant pas le passage de la lumière.

- **Données acquises**

Les données acquises sont très bruitées durant les tâches impliquant la marche. La Figure 1.10(a) montre l'une des acquisitions les plus bruitées. En comparant ces données à l'accéléromètre placé sur le casque, nous pouvons très clairement repérer les 6 périodes de marche au milieu de l'acquisition. Grâce à ce type d'observations, nous émettons l'hypothèse qu'il est possible de supprimer les artefacts de mouvement en utilisant les informations données par les accéléromètres.



(a)



(b)

Figure 1.10 (a) : 256 canaux NIRS du sujet 7. (b) : Signal de l'accéléromètre placé sur le casque du sujet 7.

## 1.4 Récapitulation

La spectroscopie proche-infrarouge est une technique d'imagerie cérébrale qui comporte plusieurs avantages, dont notamment une grande portabilité, un caractère non-invasif, un coût peu élevé et une forte résolution temporelle. Elle est donc utilisée pour plusieurs applications cliniques. La miniaturisation des systèmes récents ouvre la porte à l'utilisation de cette technologie dans des conditions réalistes, impliquant des mouvements de tous les jours, comme la marche. Dans de telles conditions, les artefacts de mouvement sont plus nombreux et il arrive qu'ils empêchent l'interprétation des données hémodynamiques. Le travail présenté dans ce mémoire vise à supprimer les artefacts de mouvement présents dans les signaux de spectroscopie proche-infrarouge acquis lors d'une étude clinique impliquant la marche libre des sujets. Bien que le casque et les optodes, construits par Amal Kassab, aient été designés pour minimiser le déplacement des optodes et donc réduire le nombre d'artefacts de mouvement, ces derniers sont bien présents et en quantité non négligeable.

La suite de ce mémoire se compose de cinq parties. Tout d'abord une revue de littérature est présentée en se concentrant d'une part sur les études cliniques réalisées en mouvement et d'autre part sur les méthodes de suppression des artefacts de mouvement présents dans les signaux physiologiques. Le chapitre suivant est la transcription d'un article soumis à NeuroImage qui présente l'algorithme implémenté dans le cadre de ce projet de recherche. Ensuite, certaines précisions sont données lors d'une analyse approfondie, suivie d'une discussion générale. Enfin, le dernier chapitre de ce mémoire est une conclusion qui récapitule les travaux réalisés avant de présenter les limitations et les améliorations possibles.

## CHAPITRE 2 REVUE DE LITTERATURE

Ce chapitre présente une brève revue de littérature. La première partie se concentre sur les études impliquant l'imagerie optique pendant la marche, la seconde présente les algorithmes existants qui permettent de repérer et supprimer les artefacts de mouvement et la dernière se concentre plus particulièrement sur l'analyse par composantes indépendantes.

### 2.1 Activations hémodynamiques pendant la marche

La spectroscopie proche-infrarouge est une technique récente et pour cette raison il n'y a encore que très peu d'études qui se sont intéressées aux réponses hémodynamiques d'un sujet en mouvement. Pour autant, certains résultats notoires ont déjà été publiés. Nous pouvons citer notamment l'observation d'une augmentation bilatérale de la concentration en HbO<sub>2</sub> dans les cortex moteurs supplémentaire, somatosensoriel et primaire pendant la marche à 1km/h [10]. Si la tâche de marche est plus complexe, par exemple la marche à reculons, l'augmentation de concentration en HbO<sub>2</sub> est encore plus forte dans le cortex moteur supplémentaire et on observe par ailleurs une diminution de la concentration en HbR dans la même région [11].

D'autres études soulignent la variabilité de la réponse hémodynamique en fonction des conditions dans lesquelles la tâche est effectuée. Le travail présenté dans [12] montre que si une indication orale annonçant le début imminent de la tâche est donnée au sujet, les activations sont plus importantes dans les cortex préfrontal et prémoteur. Cette différence est visible à la fois pendant la période de préparation et pendant la marche (Figure 2.1 Cartes d'activation de la marche simple et marche avec préparation. Données acquises entre 10 secondes avant et après le début de la marche.

Bien que la NIRS soit une des méthodes de neuroimagerie les plus adaptées à des acquisitions en mouvement [13], les protocoles d'acquisitions permettant de réduire la quantité d'artefacts de mouvement pendant la marche sont variables d'une étude à l'autre. La plupart d'entre elles utilisent un tapis roulant pour éviter que les optodes ne se déplacent trop et ainsi minimiser les artefacts de mouvement [11]. D'autres utilisent une substance comme le collodion pour fixer les optodes directement sur le scalp [14].

Durant l'étude clinique présentée dans ce mémoire, les sujets commençaient à marcher après avoir entendu trois courts sons. Cette préparation à la marche sera donc à prendre en

compte lors de l'analyse des données. Par ailleurs, les sujets marchent librement dans un gymnase et l'usage de collodion n'est pas envisageable pour une étude de cette envergure puisque cela augmenterait considérablement le temps d'installation. Ainsi, la présence des artefacts de mouvement est quasi-systématique et leur suppression en aval des acquisitions devient obligatoire. La partie suivante se concentre sur ce point.

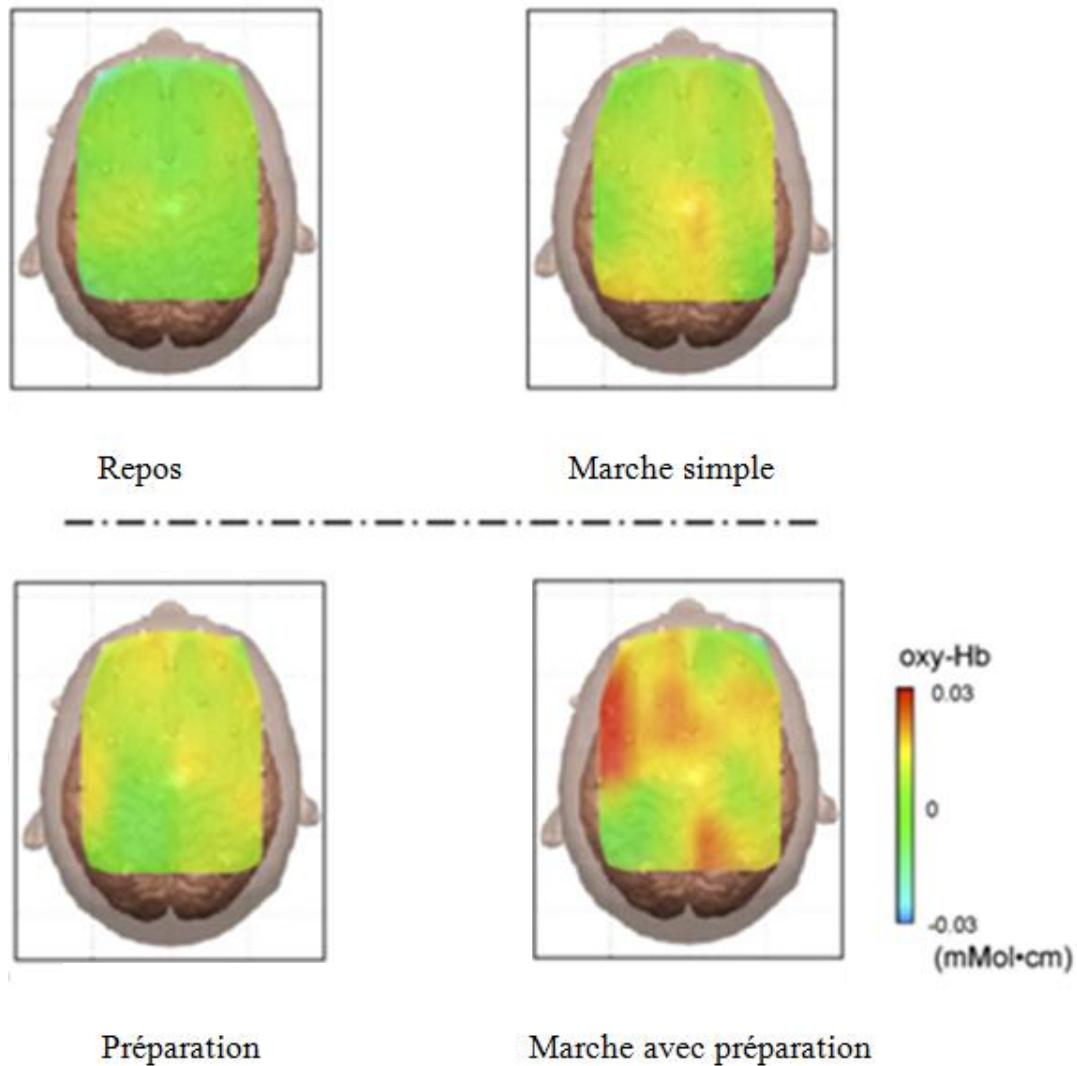


Figure 2.1 Cartes d'activation de la marche simple et marche avec préparation. Données acquises entre 10 secondes avant et après le début de la marche, adaptée de [12]

## 2.2 Algorithmes de suppression des artefacts de mouvement

Cette section présente les méthodes existantes qui permettent de supprimer les artefacts de mouvement. Avant de se concentrer sur les algorithmes existants appliqués à la spectroscopie proche-infrarouge (NIRS), une première partie évoque les méthodes utilisées en imagerie par résonance magnétique (IRM).

- Méthodes de suppression des artefacts de mouvement en IRM

Si l'IRM est une des techniques d'imagerie cérébrale les plus répandues, elle doit elle aussi affronter plusieurs problèmes dont les artefacts de mouvement [15] qui sont amplifiés par les battements cardiaques et la respiration [16][17]. Plusieurs travaux ont été effectués concernant leur suppression et il convient de les évoquer car les méthodes de traitement peuvent souvent être transférées d'une technique d'imagerie à une autre. Les ruptures spatiales de l'image peuvent être supprimées en réalignant les données mais cela ne suffit pas pour retirer les effets produits par les artefacts [18]. Il est généralement possible de supprimer une grande partie de ces effets [19] grâce notamment à des méthodes de régression [20]. L'analyse par composantes indépendantes (ACI), qui sera décrite en détails plus loin (Section 2.3), est elle aussi souvent utilisée pour trouver les composantes artefactées [21] [22]. Cependant, ces méthodes ne sont pas assez performantes et les mouvements du sujet ont toujours des effets sur le signal, même après traitement [18]. Certaines études proposent donc d'éviter les artefacts de mouvement en amont de l'acquisition en indiquant directement au sujet s'il bouge trop [23]. D'autres méthodes de traitement ont été proposées pour supprimer les artefacts de mouvement et réduire leurs effets. Nous pouvons citer entre autres l'utilisation d'un filtre coupe-bande centré autour de la fréquence à supprimer, e.g. battements cardiaques et respiration [24] ; les méthodes de co-registration et la comparaison post-hoc en utilisant une acquisition de référence [25][26] ; et la détection du mouvement en temps réel et l'ajustement des positions et orientations dans l'image suivante [27].

Certaines de ces méthodes, comme l'ACI, les méthodes de régression et l'utilisation de filtres ne sont pas spécifiques aux problèmes rencontrés en IRM. Elles ont donc déjà été utilisées pour le traitement de signaux NIRS [28][29][30], en plus d'autres méthodes présentées dans le paragraphes ci-après.

- Méthodes de suppression des artefacts de mouvement en NIRS

Certaines études ont été effectuées sur des sujets en déplacement libre sans fixer les optodes, comme le travail présenté dans [31] dans lequel les sujets font de la bicyclette. Cependant les canaux artefactés étaient simplement supprimés. Lorsqu'un maximum d'information doit être récupéré, il est nécessaire de développer un algorithme de détection et suppression des artefacts sans supprimer entièrement les canaux contenant potentiellement de l'information utile.

Les accéléromètres sont de plus en plus utilisés pour tenter de repérer les artefacts. Un travail présentant un algorithme nommé ABAMAR pour "Accelerometer BAsed Motion Artifacts Removal" a été publié en 2011 [32]. Cet algorithme se concentre sur la détection de ruptures dans la ligne de base et présente des résultats prometteurs. Pour chaque artefact repéré, la ligne de base est réajustée. Cependant, il n'est pas adapté lorsque les artefacts de mouvement présents sont nombreux, sur une période de temps étendu, et qu'ils ne représentent pas une rupture franche et claire de la ligne de base, comme c'est le cas dans notre étude.

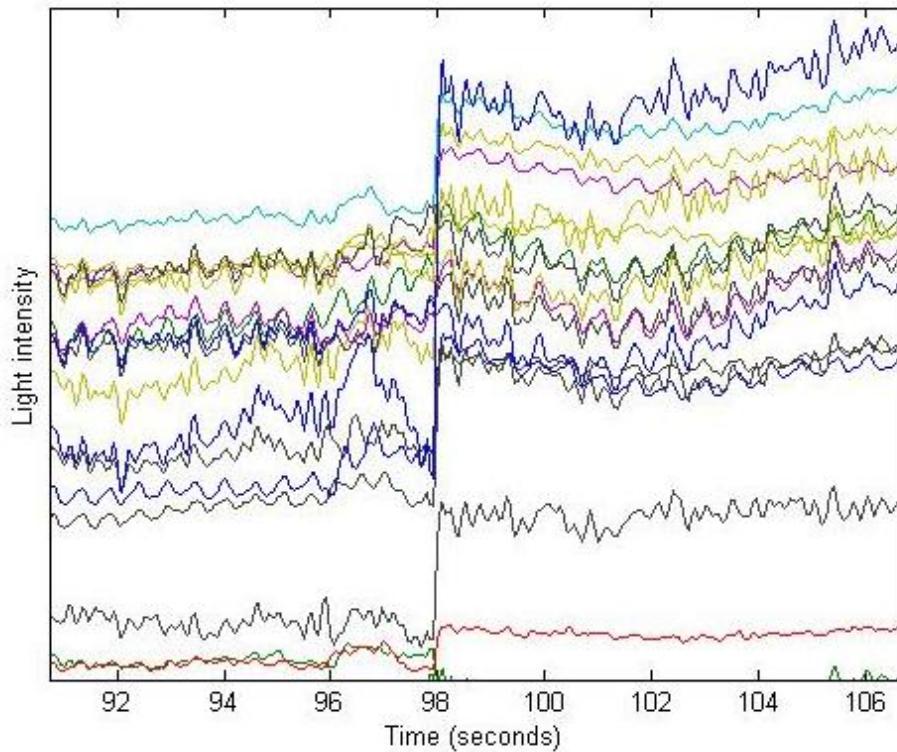


Figure 2.2 Rupture dans la ligne de base : Artefact unique et franc

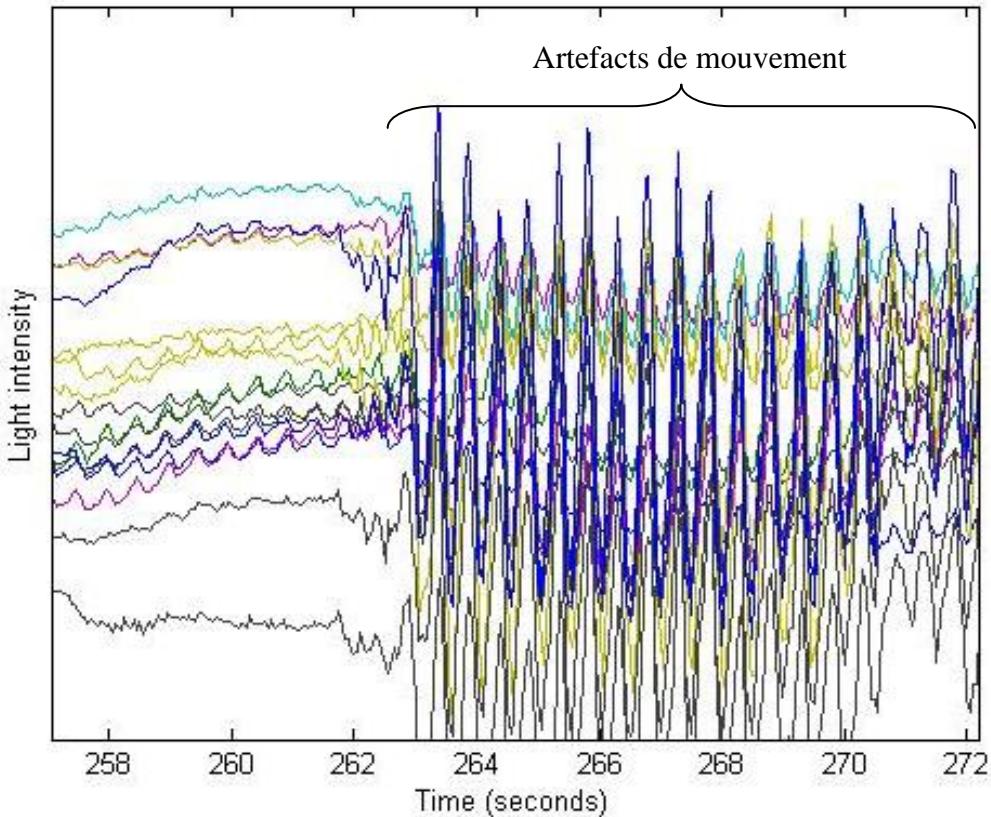


Figure 2.3 Période de repos suivie d'une période de marche : Artefacts de mouvement nombreux pendant la marche, non adaptés à ABAMAR

D'autres méthodes, plus adaptées au type d'artefacts rencontrés dans notre étude, ont été mises au point pour supprimer les artefacts de mouvement. L'une des plus utilisées est l'analyse en composantes principales (ACP ou PCA pour Principal Component Analysis). Cette méthode consiste à décomposer plusieurs signaux liés entre eux en composantes non corrélées, appelées composantes principales. Les composantes sont ensuite classées à partir de celle qui explique le plus de variance dans les signaux d'origine à celle qui en explique le moins. De façon générale, les premières composantes, considérées comme étant dues au mouvement, sont supprimées. Voici une description mathématique de cette analyse.

Soit la matrice de données  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$ . L'ACP est une transformation linéaire orthogonale [33] qui vise à trouver les composantes principales  $t_i = (t_1, t_2, \dots, t_n)_i$  telles que :

$$(t_k)_i = x_i * w_k, \quad (2.1)$$

avec  $w_k = (w_1, w_2, \dots, w_n)_k$  les vecteurs de pondérations et  $x_i$  les lignes de la matrice  $X$ . Pour la première composante principale,  $w_1$  doit satisfaire :

$$w_1 = \arg \max_{\|w\|=1} \{\sum_i (t_1)_i^2\}. \quad (2.2)$$

D'où :

$$w_1 = \arg \max_{\|w\|=1} \{\sum_i (x_i * w)^2\} = \arg \max_{\|w\|=1} \{\|Xw\|^2\} = \arg \max_{\|w\|=1} \{w^t X^t X w\}. \quad (2.3)$$

Comme  $w_1$  est de module 1, il doit finalement satisfaire :

$$w_1 = \arg \max_{\|w\|=1} \left\{ \frac{w^t X^t X w}{w^t w} \right\}. \quad (2.4)$$

L'expression à maximiser est le quotient de Rayleigh (2.5). Pour une matrice  $M$  de la forme  $A^t A$ , ce quotient admet un maximum lorsque  $z$  est égal au vecteur propre correspondant à la plus grande valeur propre de  $M$  [34].

$$R(M, z) = \frac{z^t M z}{z^t z} \quad (2.5)$$

Pour la  $k^{\text{ème}}$  composante, le même calcul est effectué mais en soustrayant à  $X$  les  $k-1$  premières composantes :

$$X_k = X - \sum_{j=1}^k X w_j w_j^{-1}. \quad (2.6)$$

Ainsi,

$$w_k = \arg \max_{\|w\|=1} \{\|X_{k-1} w\|^2\} = \arg \max_{\|w\|=1} \{w^t X_{k-1}^t X_{k-1} w\}. \quad (2.7)$$

Et encore,

$$w_k = \arg \max_{\|w\|=1} \left\{ \frac{w^t X_{k-1}^t X_{k-1} w}{w^t w} \right\}. \quad (2.8)$$

Enfin, une fois tous les poids  $w_k$  calculés, les  $n$  composantes principales sont calculées selon l'équation (2.1), et nous obtenons la décomposition en composantes principales :

$$T = XW, \quad (2.9)$$

avec  $W$  la matrice contenant les vecteurs propres de  $X^t X$ .

Les méthodes concurrentes de la PCA sont notamment la transformée en ondelettes (wavelet) [35], le filtre de Kalman discret [36] et l'interpolation cubique (spline) [37]. Les aspects théoriques de ces dernières ne sont pas détaillés dans ce mémoire. Une comparaison de toutes ces méthodes a été effectuée [38] et les résultats montrent que le filtre de Kalman est moins performant que les autres méthodes (Figure 2.4).

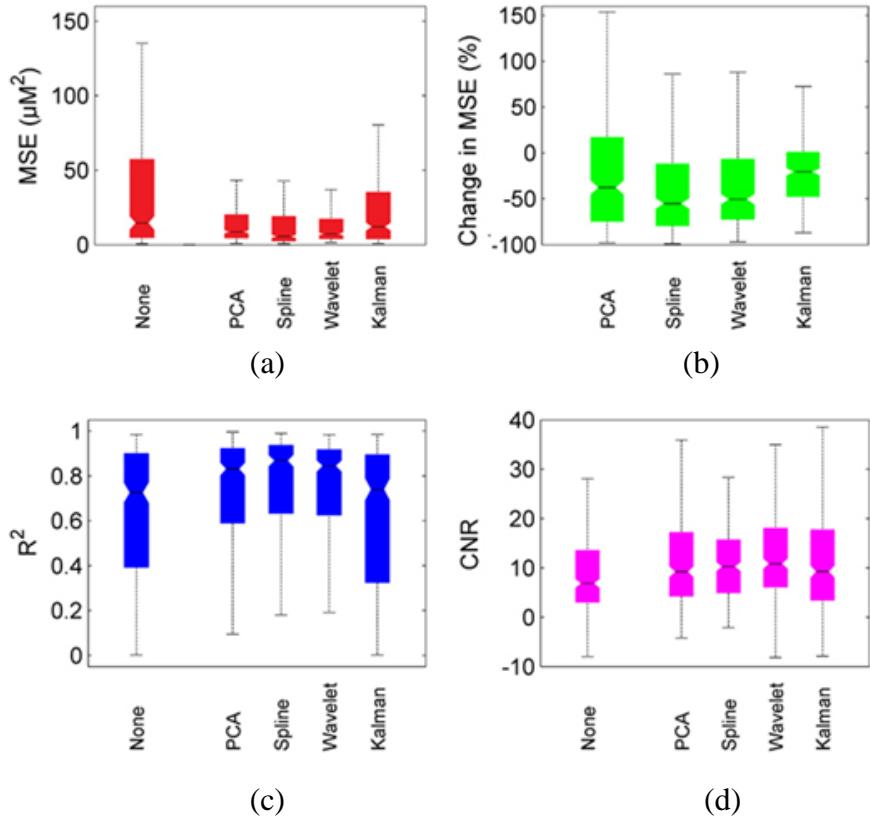


Figure 2.4 Comparaison de plusieurs algorithmes de suppression des artefacts de mouvement, adaptée de [38]. (a) MSE (Mean Square Error), l'erreur quadratique moyenne entre les réponses hémodynamiques réelle et reconstruite. (b) Pourcentage de changement de la MSE par rapport à aucune correction. (c)  $R^2$ , le coefficient de corrélation de Pearson entre les réponses hémodynamiques réelles et reconstruites. (d) CNR (Carrier-To-Noise), le rapport porteuse sur bruit.

Enfin, un récent travail présente un nouvel algorithme basé sur l'ACP, appelé analyse en composantes principales ciblée (tPCA pour targeted Principal Component Analysis) qui consiste à appliquer l'ACP seulement sur les périodes de mouvement [39]. Les résultats présentés montrent que la tPCA donne de meilleurs résultats que l'interpolation cubique et la transformée en ondelettes en ce qui concerne l'erreur quadratique moyenne et le coefficient de corrélation de Pearson entre réponses hémodynamiques réelle et reconstruite (Figure 2.5). La tPCA étant donc

l'un des algorithmes de suppression des artefacts de mouvement les plus performants, les méthodes présentées dans ce mémoire ont été comparées à cet algorithme.

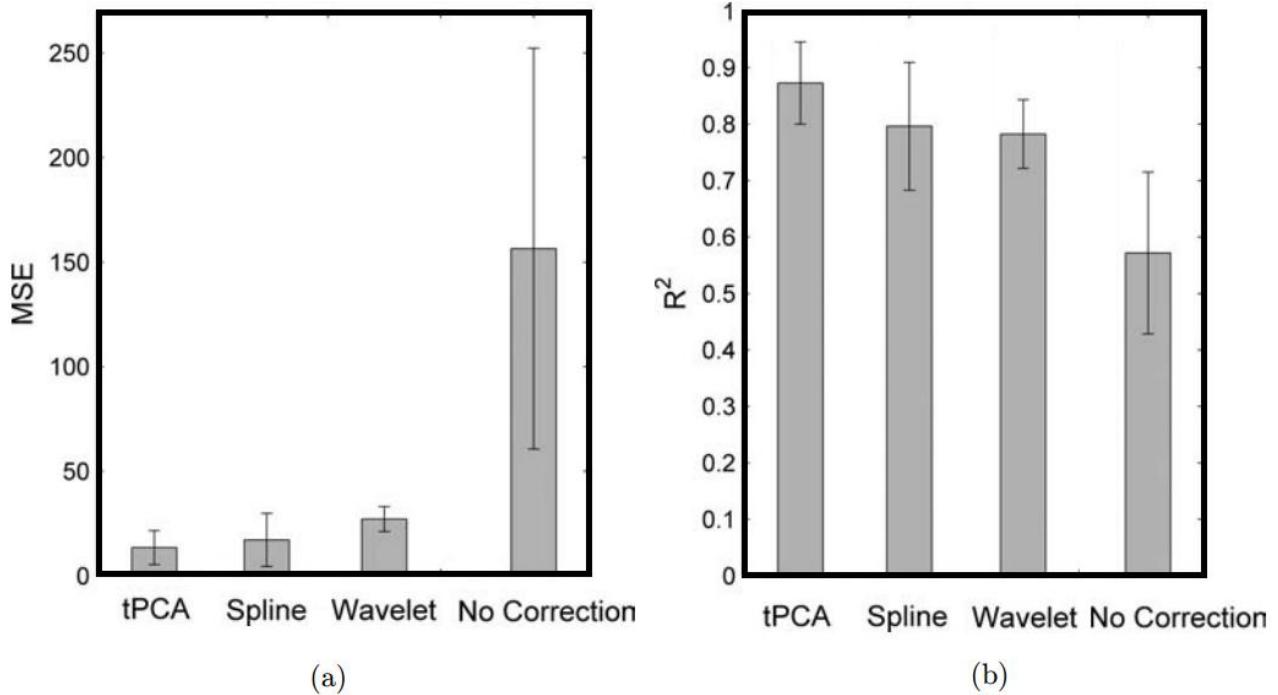


Figure 2.5 Comparaison de plusieurs algorithmes de suppression des artefacts de mouvement, adaptée de [39]. (a) Erreur quadratique moyenne et (b) coefficient de corrélation de Pearson entre les réponses hémodynamiques réelle et reconstruite pour la tPCA, l'interpolation cubique, la transformée en ondelettes et aucune correction.

## 2.3 L'analyse par composantes indépendantes

### 2.3.1 Principe théorique

Voisine de l'ACP, l'analyse par composantes indépendantes (ACI) est une méthode d'analyse de données qui consiste en une séparation aveugle de sources. Elle peut être simplement expliquée par le problème suivant : Plusieurs personnes discutent dans une salle dans

laquelle plusieurs microphones sont disposés. En partant du fait que chaque voix est indépendante, nous souhaitons retrouver, à partir des signaux acquis par les microphones, chacune des voix des personnes (Figure 2.6).

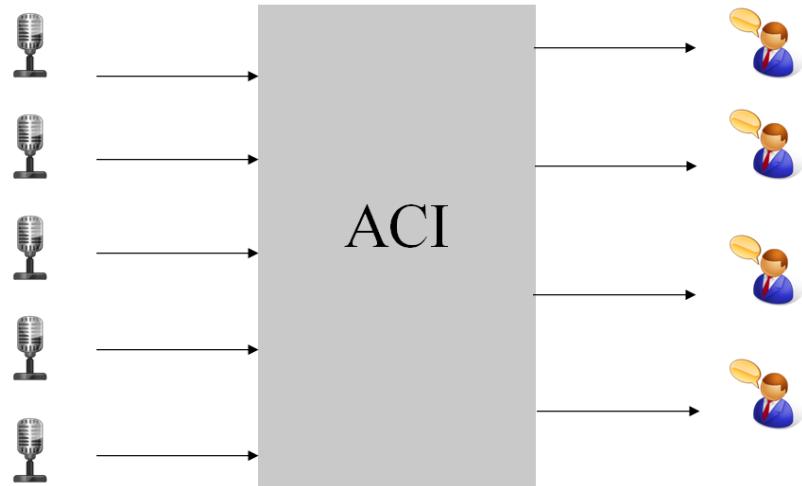


Figure 2.6 Principe de l'ACI : Exemple

Considérons un ensemble de signaux aléatoires  $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ . L'ACI vise à trouver la matrice  $S = (s_1, s_2, \dots, s_n)^t$  dont les composantes sont indépendantes, telle que

$$X = A * S, \quad (2.10)$$

avec  $A$  la matrice de mixage. Appliqué à l'exemple précédent,  $X$  correspond aux signaux reçus par les microphones et  $S$  correspond aux voix des personnes.

Chaque composante  $x_i$  du vecteur  $X$  peut s'exprimer comme une somme des composantes indépendantes  $s_j$  pondérées par les facteurs  $a_{i,j}$ :

$$x_i = a_{i,1}s_1 + a_{i,2}s_2 + \dots + a_{i,n}s_n \quad (2.11)$$

Ainsi, chaque colonne de la matrice de mixage  $A$  est composée des vecteurs  $a_j = (a_{1,j}, a_{2,j}, \dots, a_{m,j})^t$ .

L'objectif de l'ACI est donc de trouver une estimation de la matrice de mixage  $A$  et des sources  $s_j$ . Cela est fait en calculant la matrice de séparation  $W = A^{-1}$  et en maximisant la non-gaussianité des termes des sources estimées :

$$y_j = (w^t * x_i), \quad (2.12)$$

telles que :

$$Y = W * X, \quad (2.13)$$

Plusieurs algorithmes existent et permettent de trouver une estimation  $Y$  des sources indépendantes  $S$ . L'algorithme utilisé dans le travail présenté ici est FastICA, implémenté par Hyvärinen [40]. En voici, une description succincte.

- Les données sont centrées en retranchant à chaque vecteur d'observation sa moyenne :

$$X = X - \text{mean}(X). \quad (2.14)$$

- Une transformation linéaire est appliquée sur les données centrées de sorte que les composantes soient décorrélées et de variance égale à 1. Cette transformation est réalisée décomposant de la matrice de covariance en éléments propres.

$$E\{XX^t\} = EDE^t, \quad (2.15)$$

avec  $E$  la matrice de vecteurs propres et  $D$  la matrice diagonal des éléments propres.

Les nouvelles données sont :

$$X = ED^{-1/2}E^tX. \quad (2.16)$$

- Ensuite, l'algorithme d'extraction cherche un vecteur  $w$  telle que la non-gaussianité de l'expression 2.3 soit maximisée. Il se déroule comme suit :

- o Soit  $C$  le nombre de composantes désirées,  $X$  la matrice de dimension  $n * m$  où chaque colonne représente une observation avec  $C < n$ ,  $W$  la matrice de séparation de dimension  $C * n$  et  $S$  la matrice des sources indépendantes estimées de dimension  $C * m$ .
- o Pour  $k$  allant de 1 à  $C$  :
  - Vecteur  $w_k$  initial aléatoire
  - Tant que  $w_k$  change :

- $w_k = \frac{1}{m} X g(w_k^t x)^t - \frac{1}{m} g'(w_k^t x) w_k$ , avec  $g()$  la dérivée d'une fonction non linéaire et non quadratique.
- $w_k = w_k - \sum_{j=1}^{k-1} w_k^t w_j w_j$
- $w_k = \frac{w_k}{\|w_k\|}$
- $W = (w_1, w_2, \dots, w_c)$  et  $S = WX$

Il existe d'autres algorithmes qui exécutent l'ACI, comme Infomax et JADE, néanmoins ces derniers ne sont pas détaillés dans ce mémoire. FastICA est l'un des algorithmes les plus répandus.

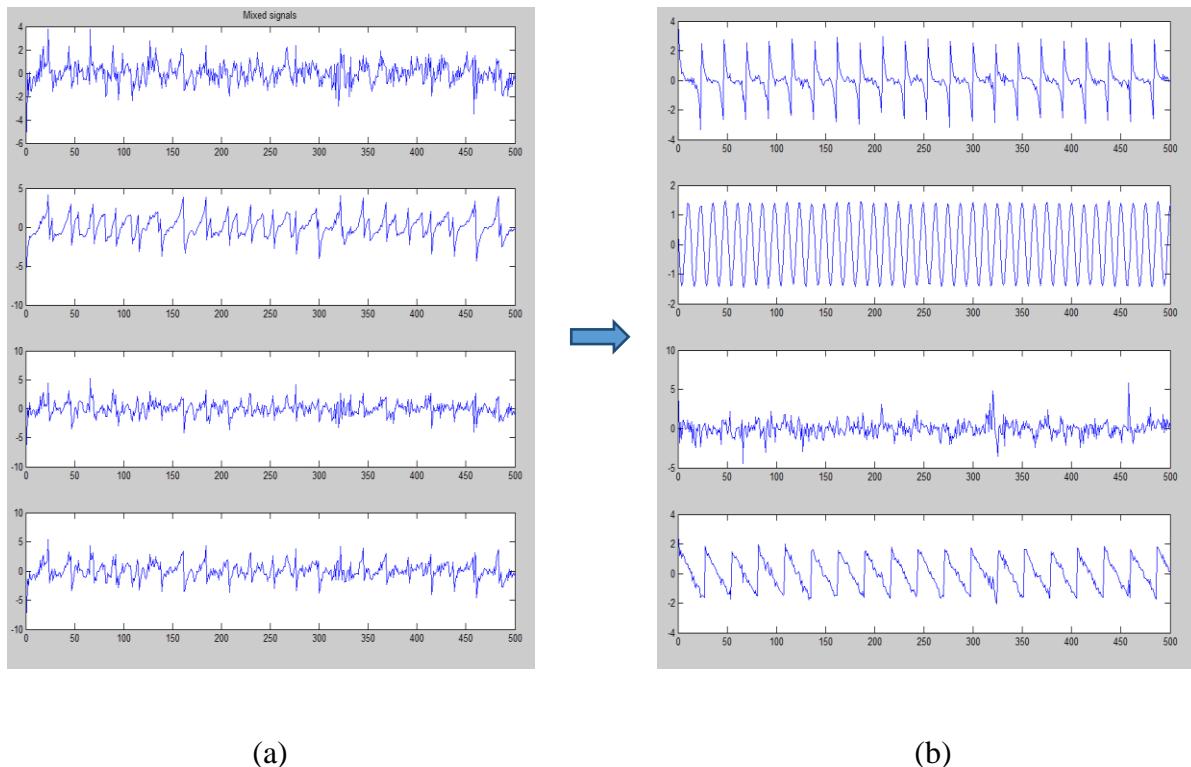


Figure 2.7 Illustration de FastICA : (a) Quatre mélanges de signaux ; (b) Les quatre sources retrouvées par Fast-ICA

### 2.3.2 Application au problème d'artefacts de mouvement dans les signaux de spectroscopie proche-infrarouge

Les signaux de spectroscopie proche-infrarouge sont complexes. Comme expliqué dans la section 1.2.3, ils contiennent, en plus des données hémodynamiques utiles, plusieurs types de bruits. En utilisant l'ACI sur ces données, nous souhaitons retrouver chacun des éléments qui les composent, dont la respiration, les battements cardiaques, la réponse hémodynamique et les artefacts de mouvement. Les artefacts de mouvement étant indépendants des autres composantes, on assume qu'une ou plusieurs composantes indépendantes décriront ces artefacts. En supprimant ces composantes, il serait alors possible de supprimer les artefacts de mouvements sans nuire aux informations hémodynamiques utiles. Le point critique de cette démarche est de savoir comment repérer les composantes artefactées. Ce point est décrit dans le Chapitre 3.

Dans la littérature, plusieurs travaux utilisent l'ACI pour retirer les composantes non désirées des signaux physiologiques. Elle est aujourd'hui considérée comme une des méthodes promettantes pour réduire les artefacts [41]. Le mouvement de la tête des sujets peut par exemple causer des modifications du flux sanguin qu'il est possible de confondre avec des activations cérébrales. Ces modifications de flux sanguin peuvent être détectées et supprimées grâce à un accéléromètre et l'ACI [28]. Ne se limitant pas à la NIRS, l'ACI est une technique de traitement de signaux qui peut être appliquée sur des signaux physiologiques variés. Ainsi, le travail présenté dans [42] utilise l'ACI pour retirer les artefacts liés aux clignement des yeux des sujets dans les signaux EEG. Les composantes indépendantes représentant les artefacts ont été repérées avec une précision de 99.54%. Dans [43], l'ACI est utilisée pour retirer les artefacts présents dans les signaux de photoplethysmographie.

## 2.4 Récapitulation

Cette revue de littérature a d'abord présenté les résultats attendus concernant la réponse hémodynamique à une tâche de marche. Il a été montré que ces résultats sont très variables dépendamment des conditions dans lesquelles la tâche a été effectuée.

Par la suite, certains algorithmes de suppression des artefacts de mouvement ont été évoqués, et l'un des plus utilisés, l'analyse par composantes principales, a été détaillé. Une

variante de cette dernière, la tPCA, a récemment été mise au point et a été comparée avec trois autres méthodes : l'interpolation cubique, le filtre de Kalman et la transformée en ondelettes. Les résultats ont montré que le tPCA est plus performante que ces méthodes. C'est donc avec la tPCA que seront comparés les algorithmes présentés dans ce mémoire de maîtrise.

Ces algorithmes sont basés sur l'analyse par composantes indépendantes, une méthode de traitement de données qui visent à décomposer un jeu de signaux en sources indépendantes. Appliquée aux signaux de spectroscopie proche-infrarouge, l'ACI est capable de séparer les données hémodynamiques des autres éléments qui les composent. Les artefacts de mouvement sont un de ces éléments qu'il est alors possible de supprimer. Pour ce faire, il faut, dans un premier temps, détecter les composantes indépendantes qui représentent effectivement les artefacts de mouvement. Cette étape est le point clé des méthodes de suppression des artefacts de mouvement basés sur l'ACI.

## **CHAPITRE 3    SUPPRESSION DES ARTEFACTS DE MOUVEMENT DUS A LA MARCHE DANS LES SIGNAUX DE SPECTROSCOPIE PROCHE INFRAROUGE**

### **3.1 Présentation de l'article**

Ce chapitre est la transcription de l'article soumis à NeuroImage le 12 Novembre 2014 sous le titre "Towards fNIRS in natural conditions: Removal of motion artifacts during walking-thinking paradigms". Les co-auteurs de l'article sont Nadia Arfaoui, Philippe Pouliot, Jérôme Le Lan, Philippe Brouillard, Olivier Dupuy, Anil Nigam, Louis Bherer, Sarah Fraser, Frédéric Lesage et Mohamad Sawan.

L'étude présentée dans cet article utilise la spectroscopie proche-infrarouge pour étudier l'influence de l'activité physique sur les capacités cognitives des aînés. Pour ce faire, il a été demandé aux participants d'effectuer trois tâches : une tâche de marche, une tâche cognitive lors de laquelle ils écoutaient une série de chiffres et devaient répéter le chiffre entendu deux chiffres avant, et une troisième tâche qui consistait à effectuer les deux précédentes tâches en même temps. Beaucoup d'artefacts de mouvement sont présents dans les signaux acquis lors de la marche. Ainsi, l'article décrit l'implémentation de trois algorithmes basés sur l'analyse par composantes indépendantes pour supprimer les artefacts de mouvement dus à la marche. Ces derniers ont été comparés à l'analyse par composantes principales ciblées (tPCA) et à une cinquième méthode basée sur la modification de l'écart-type pendant les périodes de marche. Les résultats montrent notamment que les méthodes basées sur l'ACI offrent une meilleure performance pour supprimer les artefacts de mouvement tout en préservant les données d'intérêt. Une partie de ces résultats a été présentée lors de la conférence fNIRS2014 [44].

L'article suit la structure suivante : Une introduction présente tout d'abord le problème étudié et les méthodes existantes. Par la suite, les méthodes d'acquisitions et de traitement sont présentées. Les résultats expérimentaux sont alors présentés et sont suivis d'une discussion. Enfin, une conclusion résume le travail effectué et les résultats obtenus.

## 3.2 Article 1 : Towards fNIRS in natural conditions: Removal of motion artifacts during walking-thinking paradigms

**Abstract** — The goal of this study was to investigate methods used to reduce walk related artifacts in near-infrared spectroscopy (NIRS) data acquired in realistic moving conditions. Independent Component Analysis (ICA) and accelerometer-based motion artifacts removal algorithms (MARAs) methods were examined for acquisitions during walking in 24 elderly subjects. Data were acquired with a custom made portable NIRS system composed of 16 light sources and 16 detectors. Subjects were asked to walk freely and perform a 2-back cognitive task simultaneously. The helmet was specially designed for this study to keep optodes fixed on the subject's head and consequently minimize motion artifacts (MA), however, some MA remained. ICA-based MARAs were compared to targeted Principal Component Analysis and to a method based on the analysis of the deviation. It was found that ICA based methods were more selective in removing artifacts while preserving brain physiology data in comparison to the other methods. Additionally, an increased number of activations during walk were visible thanks to the presented algorithms. These ICA-based algorithms are suitable for clinical neuroimaging studies in which subjects are walking freely.

**Highlights** — We implemented Independent Component Analysis and accelerometer based motion artifacts removal algorithms. We compared these new algorithms with targeted Principal Component Analysis. Increased activations were visible thanks to the presented algorithms. We verified that data of interest were preserved.

**Keywords** — Accelerometer, Independent Component Analysis (ICA), motion artifact, near-infrared spectroscopy, walk.

### 3.2.1 Introduction

Near-Infrared Spectroscopy (NIRS) has become a commonly used imaging technique in neuroscience research. This technique is based on the fact that both forms of hemoglobin, oxy-hemoglobin ( $\text{HbO}_2$ ) and deoxy-hemoglobin (HbR), have distinct absorption curves enabling their differentiation. Injecting near-infrared light into the scalp and retrieving it a few centimeters away allows, using the modified Beer-Lambert law [45], to detect the variation of oxygenation of the imaged area, and hence, the changes in brain activation through neurovascular coupling.

NIRS has been applied to the detection of hemodynamic responses during epileptic activity [46], monitoring during surgery [47], and clinical research [48]. One of the advantages of NIRS is that it can be used for long-term imaging and on young children. More recently, NIRS has been used in older adult populations to assess neurocognitive involvement in walking [49] and postural control [50]. With the emergence of fully portable systems new investigations of the brain in action are possible. However, while potential applications are increasing, motion artifacts become a problem that one cannot underestimate.

For brain imaging during walking, NIRS has found a niche when compared to other neuroimaging techniques [13]. NIRS, a non-invasive, and now portable technique, allows neurological research during movement and exercise. Due to the non-portability of most imaging techniques, the hemodynamic response to exercise is just beginning to be imaged [51]. Nevertheless, given the recent availability of portable systems, only a few findings have been published that image the brain of moving subjects in realistic clinical conditions [49]. Some results have emerged indicating an increase of HbO<sub>2</sub> in bilateral supplementary motor, somatosensory and primary motor areas during gait at a slow pace (1 km/h) [10]. During a more difficult walking task, e.g. walking backwards, a greater increase of HbO<sub>2</sub> in the supplementary motor area was observed, combined with a significant decrease of HbR in the same area [11]. The work presented in [12] shows that the observed hemodynamic response to gait varies depending on the subject's preparation. These works underline the variability of the hemodynamic response to gait depending on the difficulty of the task, speed, and preparation before gait. The influence of these factors on cerebral activity in studies involving movement highlights the importance of developing a standardized method for NIRS data processing and analysis in realistic movement conditions.

To collect data during exercise, most of the recent studies used a treadmill, thus motion artifacts were minimized with an overhead system supporting the optic cables [11]. In some studies, collodion, or a similar substance, was used to fix the optodes [14]. The first method cannot be applied for our study, as subjects are required to walk freely. Collodion fixation of optodes was shown to significantly reduce motion artifacts, but its use is not suitable for large-scale geriatric studies in which one tries to reduce the degree of arduousness for the subjects. One study has been done on freely moving subjects (biking), without fixed probes [31]. However, for data analysis, channels containing motion artifacts were removed and not processed. Thus,

considering a study whose purpose is to show as much hemodynamic information as possible, motion artifacts removal algorithms (MARAs) are essential for NIRS signal processing in order to assess relevant changes in cerebral oxygenation during walking more accurately.

Several methods have been proposed in literature to remove motion artifacts, including the Wiener filter [30] [52], Kalman filter [36], wavelet transform, spline interpolation and principal component analysis (PCA) [38]. More recently, a new approach based on PCA, named targeted Principal Component Analysis (tPCA), has been found to be more efficient than other methods [39]. Moreover, in order to use information on movement, accelerometers have emerged as a means for MARAs to include regressors. The work presented in [32] used an accelerometer to detect and correct baseline changes caused by motion artifacts. But this type of method is not suitable for removing motion artifacts that are not baseline changes [32], as in the present study. In this work, accelerometers are used not only to locate motion periods but also to remove artifacts from them.

To accomplish this, an Independent Component Analysis (ICA) based algorithm was implemented. ICA is a method which has been supported in the field of signal processing [53]. In the context of NIRS, some research has been conducted using ICA to remove artifacts [29]. When using ICA, data can be decomposed to select components which are closest to the modeled hemodynamic response regarding the t-value [54]. However, one cannot apply these methods if the hemodynamic response is unknown. ICA can also be used to remove changes in blood flow due to head motion [28]. Yet, to our knowledge, there are no ICA based MARAs that can be applied on freely walking subjects (with numerous artifacts) that do not require a modeled hemodynamic response.

The present study aimed to examine the effects of physical activity on the cognitive function of seniors. Each subject was assessed at three time points ( $T=0$ ,  $T=6$  months and  $T=1$  year). Assessments included cognitive tests, activity questionnaires and NIRS acquisitions during walking. The focus of the current paper was to examine motion artifacts in the NIRS data of the first 24 subjects at  $T=0$ . We propose that accelerometer and ICA based MARAs applied to NIRS data recorded during free walking will increase the quality of acquired data in comparison to other methodologies applied to remove motion artifacts during walking.

## 3.2.2 Materials and methods

### 3.2.2.1 Testing protocol

The NIRS testing consisted of three distinct tasks: a cognitive working memory task, free walking, and a dual-task condition combining walking and the working memory task. The cognitive (cog) task was a 2-back working memory test in which the participant had to repeat a number he/she heard 2 numbers back in a standing position with no walking. The motor task (walk) was free walking on a gym track at a self-selected pace. Cog and walk were also performed concurrently (dual). In the dual condition, the participant had to walk while responding to the cognitive task. Ten runs were recorded, with each run lasting 30 seconds, in the following order: Cog–cog–walk–dual–dual–dual–dual–walk–cog–cog.

### 3.2.2.2 Data acquisitions and processing

The NIRS system used was a custom-made fully portable system that can include up to 32 sources and 32 detectors, in addition to 32 EEG channels (for simultaneous EEG and NIRS measures), which is an improved version of the one presented in [55]. In this study, the system was configured with 16 sources and 16 detectors in order to capture changes in oxygenation in the prefrontal cortex [56] and motor areas [57].

The optodes configuration is shown on Figure 3.1a. The helmet was designed to keep optodes as still as possible on subject's head. Furthermore, the design of the optodes featured a spring that provides more contact with the scalp, Figure 3.1b. One triaxial accelerometer was placed on the helmet and another on the right ankle. Data from both accelerometers and the 16 detectors were sent in real time by Bluetooth to a computer. A LabView user interface was used to calibrate the system, start and stop acquisitions, manage tasks triggers, and visualize data.

Once data were acquired, low or saturated channels were removed and a distinction was made between motion and rest periods through the accelerometers signals. Then ICA based MARAs were applied. Considering that significant differences exist between motion and rest periods in these precise conditions of free walking, ICA based MARAs were compared with two MARAs that modify only motion periods, tPCA and standard deviation analysis.

T-statistics ( $p < 0.05$ ) topographic maps, Euler-characteristic corrected for spatial multiple comparisons and Bonferroni corrected for 3 experimental conditions were generated at the subject and group levels following [58][59][60].

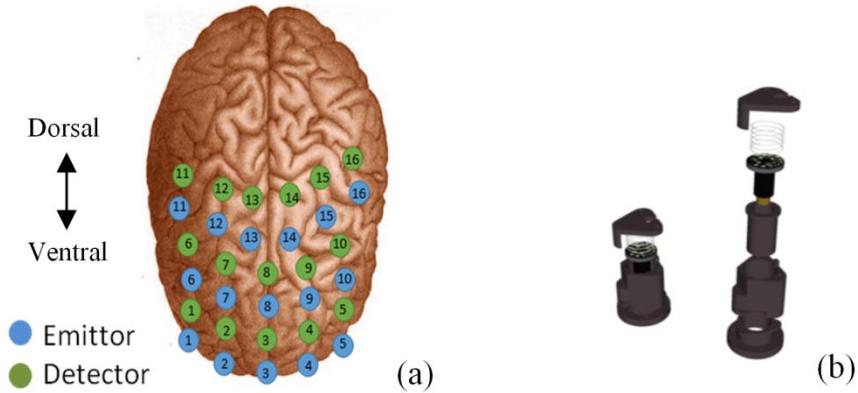


Figure 3.1 Optodes configuration: (a) Emitters and Detectors placements, and (b) optodes constitution

### 3.2.2.3 Metrics

To evaluate the quality of these algorithms and compare them, two metrics were used:

- The coherence ( $\gamma$ ) between the rebuild data and the original data,
- The difference ( $\kappa$ ) between the standard deviation of the rebuild data during rest periods ( $\sigma_r$ ) and the standard deviation during motion periods ( $\sigma_w$ ):

$$\kappa = \frac{|\sigma_r - \sigma_w|}{\sigma_r}. \quad (3.1)$$

where the metric  $\kappa$  evaluate the homogeneity of the data.

An algorithm should have the smallest  $\kappa$  possible. Indeed, it is considered that the standard deviation of a NIRS signal does not depend on the task. If  $\kappa$  is large, the algorithm may have removed the motion artifacts but at the same time induce a difference that could affect the activation maps. Also,  $\gamma$  evaluate the ability of the method to remove artifacts (at a precise bandwidth) without having an impact on potential hemodynamic information.

Furthermore, to analyze the impact of the presented MARAs on the visibility of brain activations, an SPM8 toolbox implemented in-house was used to generate activation (T-statistics) maps for each MARAs and for the untreated data.

### 3.2.2.4 Motion artifact removal algorithms

#### 3.2.2.4.1 The Independent Component Analysis

This is a signal processing method, which aims to separate a multivariate signal into additive components, assuming that these components are statistically independent and non-Gaussian. NIRS data contains different noise components among which are motion artifacts. Hence, NIRS signals can be written:

$$X = AS, \quad (3.2)$$

where  $A$  is the mixing matrix and  $S$  is the independent components among which brain activations and noise. The different sources are written:

$$S = WS, \quad (3.3)$$

where  $W$  is the separation matrix.

The main purpose of ICA is to determine  $W$  that would decomposes NIRS signals into sources with spatial and temporal independency. In this work, a goal is to suppress the components that are most correlated with the accelerometer signals, assuming that they are related to motion artifacts. The most delicate step was defining what these components are. For the ICA, the FastICA Algorithm was used in Matlab.

#### 3.2.2.4.2 ICA based MARAs

Three ways to find and manage the noisy components after ICA decomposition were developed: Correlation and suppression of components, frequency analysis and suppression of components, and frequency analysis and filtration of components.

##### • Correlation and suppression of components

Each component was correlated with the accelerometer signals, producing a matrix  $Corr$  of coefficients. Establishing the following threshold,

$$Threshold = mean(Corr) + 3 * std(Corr), \quad (3.4)$$

components  $i$  satisfying equation (3.5), were suppressed.

$$Corr(i) > Threshold. \quad (3.5)$$

Then the data was reconstructed. To overcome the randomness of ICA, this previous step was executed 20 times. As ICA is a blind source separation method, some decompositions may show no component truly matching the motion, which in turn can affect the quality of the rebuilt data. The second step was to find the optimal rebuilt signal amongst the 20. The mean square error (Err) between the original data and the reconstructed one was calculated for each decomposition separately during moving intervals and the rest time. To choose the decomposition for optimal MA removal, the criterion used was to maximize Err during moving intervals ( $Err_{walk}$ ) and minimize Err during the rest time ( $Err_{rest}$ ). The quotient  $Q_{opt}$  (3.6) was calculated and  $\alpha$  was chosen so that the value of  $Q_{opt}$  is at the corner of the L-curve. Indeed, it is assumed that it is with this value of  $\alpha$  that  $Q$  (3.7) is the most sensitive. Then  $Q$  was calculated for each decomposition and the one that maximized  $Q$  was selected. This procedure is named ICACorSup later in this paper.

$$Q_{opt}(\alpha) = \frac{\max(Err_{walk})}{(\min(Err_{rest}))^\alpha} \quad (3.6)$$

$$Q(Err_{walk}, Err_{rest}) = \frac{Err_{walk}}{(Err_{rest})^\alpha} \quad (3.7)$$

#### • Frequency analysis and suppression of components

The second method, named ICAFaSup, was identical to ICACorSup with the exception of the identification of noisy components. Here, the frequency spectrum of the accelerometer signal was compared with those of independent components. The Fourier transform of each component was analyzed. Considering  $f_{acc}$  the frequency of maximal amplitude in the accelerometer signal spectrum, suppressed components were the one that have a spike between  $f_{acc} - \varepsilon$  and  $f_{acc} + \varepsilon$ .

#### • Frequency analysis and filtration of components

The third method differed from ICAFaSup in respect that selected artifactual components were filtered and not suppressed. The filter was a band-pass between  $f_{acc} - \varepsilon$  and  $f_{acc} + \varepsilon$ . This method is called ICAFaFil.

### 3.2.2.4.3 PCA based MARA

Principal Component Analysis is a mathematical transformation that can decompose a set of signals, which may be correlated into uncorrelated components. The principal components range from one that explains the greatest variance in the original data to one that explains the least variance [61]. As for ICA based methods, the key point is to know how and which components to suppress.

The work presented in [39] showed a new way to manage motion artifacts in NIRS signals using PCA, the Targeted PCA (tPCA). This method consists of applying PCA on one matrix containing all the motion periods concatenated. Then, the  $N$  first components are removed, assuming that components having a great variance represent motion artifacts. The  $N$  components are chosen to remove 97% of the variance during motion period [39]. Finally, each treated period is re-injected into the data. This algorithm was implemented as described in [39], applying PCA on walk periods.

### 3.2.2.4.4 Standard deviation Analysis

A third intuitive method, named DevAn, was developed. NIRS data are first filtered with a band-pass filter between  $f_{acc} - \epsilon$  and  $f_{acc} + \epsilon$ . The filtered signal features mainly motion artifacts caused by walking. For each motion period  $i$ , let us consider the standard deviation of the filtered signal  $\sigma_{MA}(i)$ . And for each rest period, let's consider the standard deviation of the filter signal  $\sigma_{Rest}(i)$ . Also, let us consider  $\beta(i) = \sigma_{MA}(i) / \sigma_{Rest}(i)$ . Then, each motion period  $i$  of original NIRS Data is multiplied by  $\beta(i)$  to reduce the impact of motion. Finally, motion and rest periods are reassembled by shifting the mean value of adjacent intervals to align them.

## 3.2.3 Experimental Results

### 3.2.3.1 NIRS Data

The protocol can be easily identified in the NIRS data. The first period, in which there are no or very few motion artifacts corresponds to the two first sessions (Cog) in which the subject was standing and responding to the cognitive task. The second period, in which there are walk-related motion artifacts, represents the third session (Walk) and so on (Figure 3.2a). For all subjects during rest periods, NIRS data contained cardiac artifacts that are typically considered as

noise in optical imaging, but also demonstrate the quality of acquisitions. Nevertheless during walking, hemodynamic information and cardiac artifacts were embedded in motion artifacts, as shown in Figure 3.3.

Considering the signal of the accelerometer, shown in Figure 3.2b, it is clear that the motion artifacts to be removed are directly related to the accelerometer movement. Thus, we aimed to use the accelerometer not just for tracking noisy periods, but also to correct them.

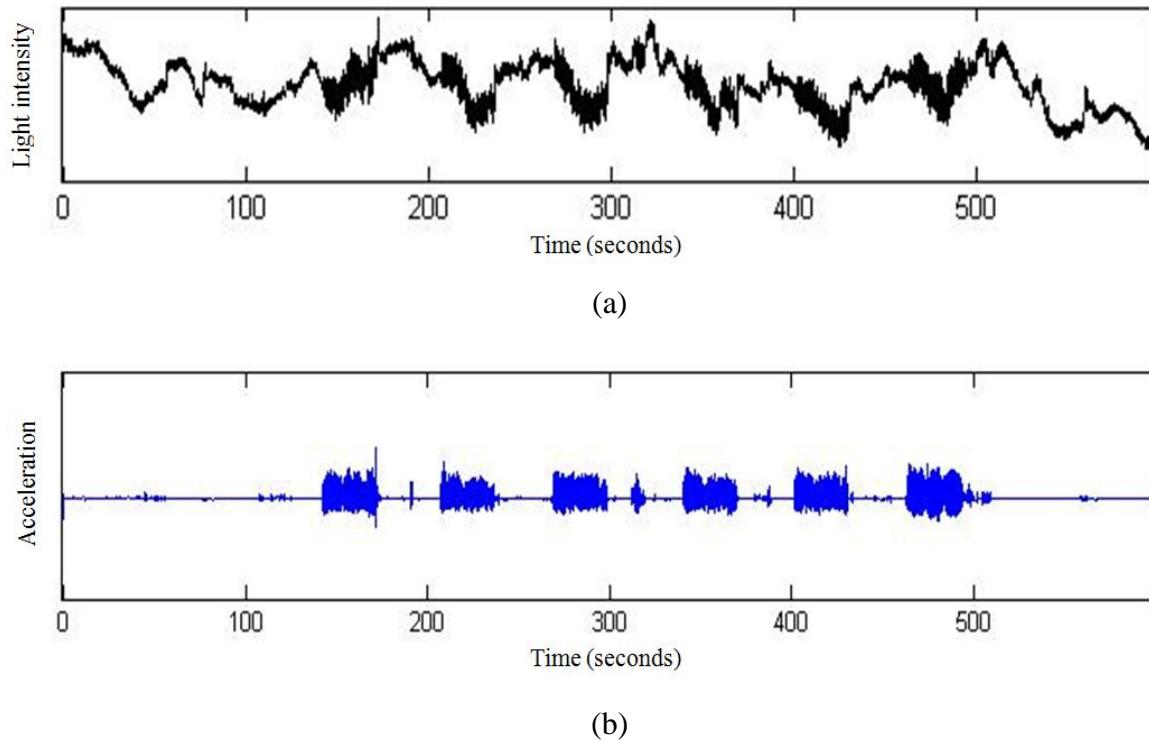


Figure 3.2 (a) NIRS data for subject 7 Motion periods are clearly identifiable, (b) Helmet accelerometer signal for subject 7.

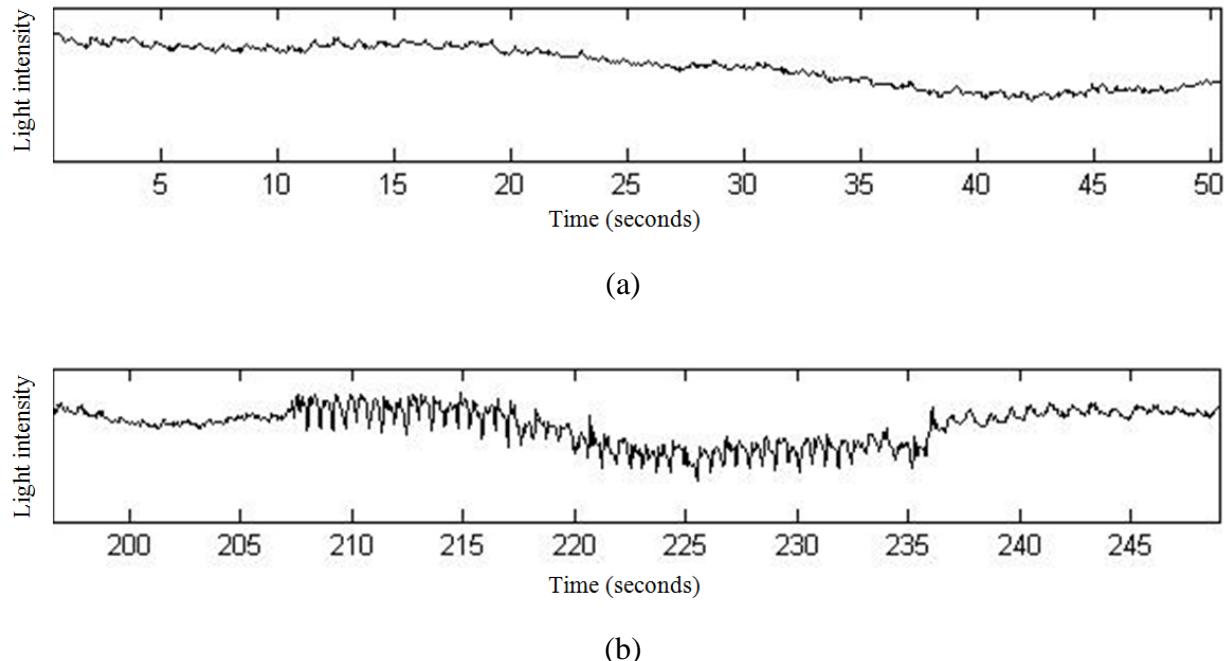


Figure 3.3 Zoom-in : a rest period (a), and a motion period (b)

### 3.2.3.2 Selected components by ICA based methods

This section shows components selected by ICA based methods for subject 7. Selected components by ICACorSup are shown on Figure 3.4. By comparing these components with the accelerometer signal (Figure 3.2b), it appears that they are strongly related to the movement of the subject.

Selected components by ICAFaSup and ICAFaFil are shown on Figure 3.5. For this subject the motion frequency was  $f_{acc} = 2.1$  Hz and selected components presented a spike around this frequency.

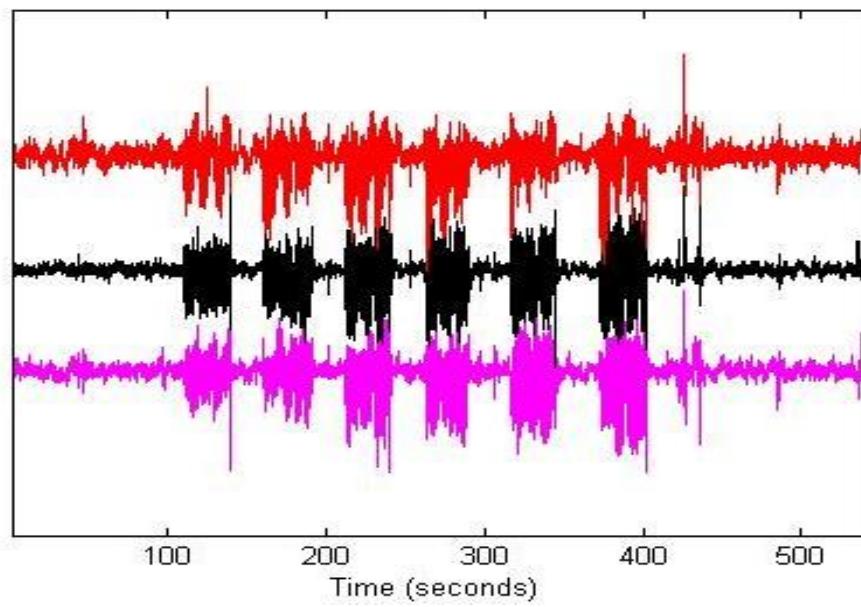


Figure 3.4 Selected components by ICACorSup

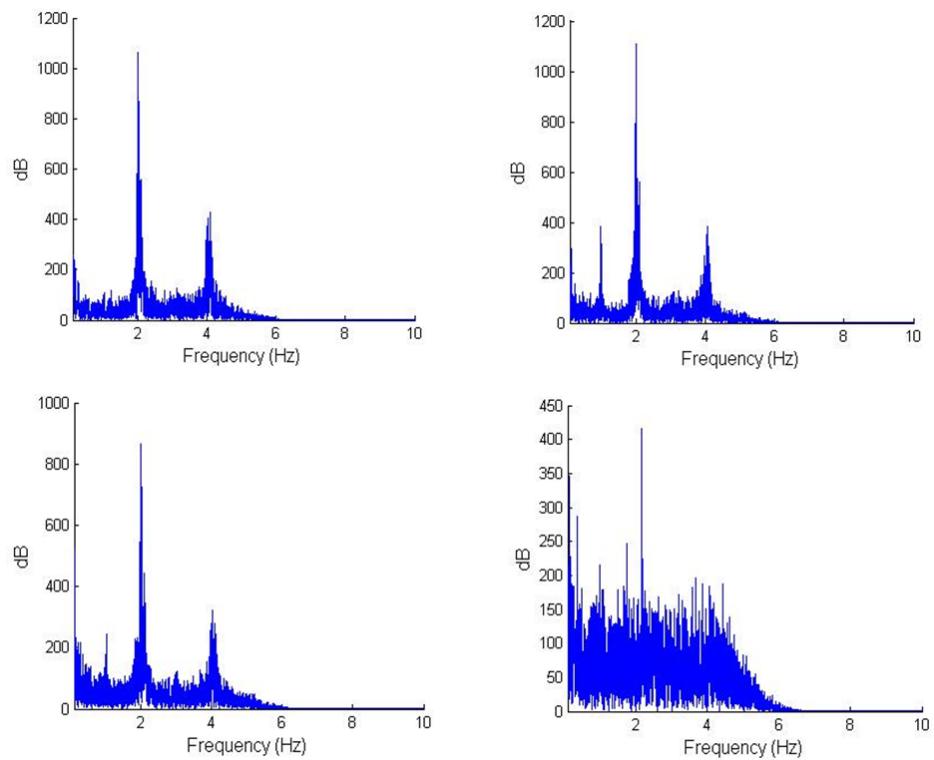


Figure 3.5 Selected components by ICAFaSup and ICAFaFil

### 3.2.3.3 Comparison of methods

As a first investigation, processed data were compared visually for the different processing methods. In Figure 3.6, one channel of subject 1 is shown during a rest period (110 sec to 142 sec) and a motion period (143 sec to 170 sec), for raw and processed data for each method. It appears that tPCA and DevAn suppressed more artifacts than ICA-based methods but non-artifactual information may have been removed as well. As a result, the overall curved shape was lost. On the contrary, the three ICA-based algorithms provided processed data that were more in agreement with the raw data despite the fact that some visible motion artifacts remained.

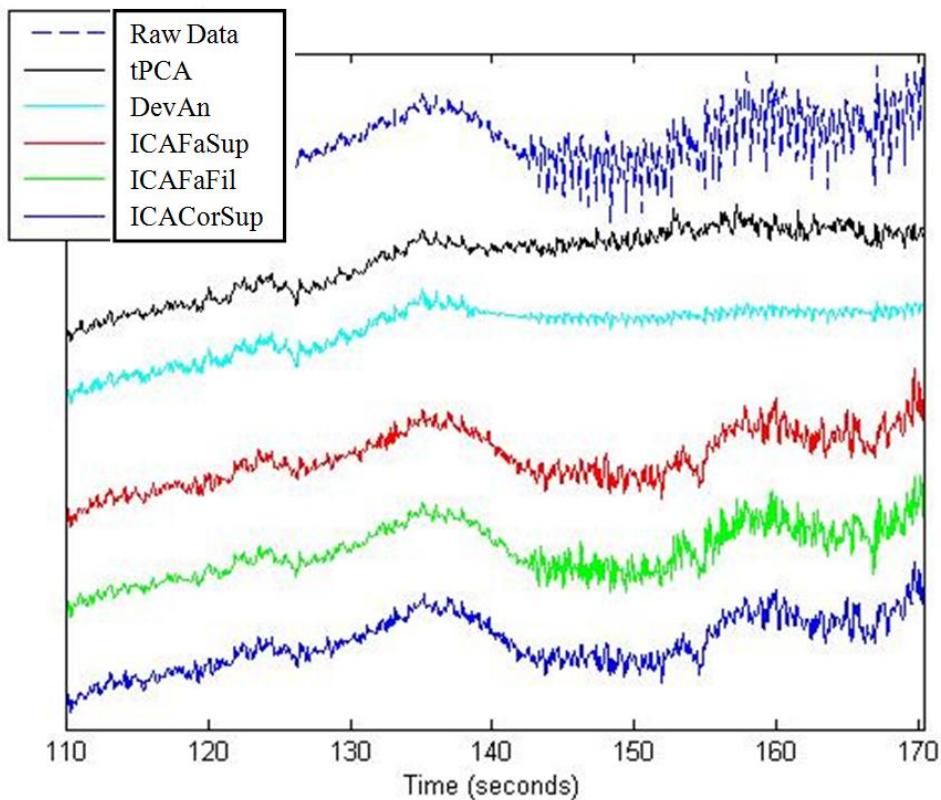


Figure 3.6 Raw channel and processed channels for each method, for subject 1

To preserve the overall shape, the purpose was to make the motion periods as close as possible to rest periods. That is why  $\kappa$  was to be the smallest possible. ICA-based methods provide a  $\kappa$  around 35%, whereas other methods provide a  $\kappa$  twice as large, around 70% (Tableau 3-2). Tableau 3-1 shows the values of  $\kappa$  for each subject and method. These results were calculated for the 24 subjects, with 256 channels for each one of them.

Tableau 3-1  
 $\kappa$  for each subject and each method

Subject	ICACorSup	ICAFaSup	ICAFaFil	tPCA	DevAn
1	0.3944	0.3935	0.3891	0.8077	0.5640
2	0.4052	0.4162	0.4240	0.7656	0.6090
3	0.3826	0.3778	0.3774	0.8109	0.3022
4	0.3040	0.3044	0.2942	0.7969	0.4279
5	0.0324	0.0334	0.0022	0.7476	0.3937
6	0.3152	0.3204	0.3148	0.8246	0.5039
7	0.4879	0.4872	0.4193	0.8266	0.7419
8	0.2939	0.2974	0.2982	0.7710	0.4944
9	0.3303	0.3449	0.3452	0.7506	0.6792
10	0.4999	0.5010	0.4876	0.8362	0.7387
11	0.4846	0.4879	0.4775	0.8440	0.6952
12	0.3398	0.3317	0.3239	0.7910	0.6729
13	0.0299	0.0122	0.1619	0.5847	0.6719
14	0.2541	0.2603	0.2522	0.7270	0.3670
15	0.5031	0.4935	0.4933	0.7959	0.7909
16	0.4600	0.4498	0.4426	0.8158	0.7100
17	0.2212	0.2182	0.2081	0.7676	0.5390
18	0.4333	0.4421	0.4435	0.8054	0.6358
19	0.0774	0.0927	0.0989	0.3295	0.3799
20	0.0054	0.0064	0.0037	0.6347	0.6532
21	0.3770	0.3778	0.3500	0.6818	0.6178
22	0.2733	0.2526	0.2613	0.7836	0.7154
23	0.2796	0.2730	0.2744	0.6646	0.6359
24	1.1096	1.2552	1.1295	0.0860	0.6780

Tableau 3-2  
Minimum, maximum, standard deviation and mean of  $\kappa$  for each subject and each method

	ICACorSup	ICAFaSup	ICAFaFil	tPCA	DevAn
Min	0.0054	0.0064	0.0022	0.0860	0.3022
Max	1.1096	1.2552	1.1295	0.8440	0.7909
Std	0.2212	0.2443	0.2170	0.1741	0.1362
Mean	0.3456	0.3512	0.3447	0.7187	0.5924

The coherence between two signals  $x$  and  $y$  is a metric between 0 and 1 which examines their relation. The closer it is to 1, the stronger the signal  $y$  can be explained by the signal  $x$ . Analysis of coherence between original and processed data (Figure 3.7) showed that ICAFaFil was the method which preserved the most the data outside the bandwidth containing the artifacts. tPCA and ICA based MARAs presented a minimal coherence value in this bandwidth, which demonstrate that they removed some of the motion artifacts. Nevertheless tPCA removed not only artifacts but also information that was not in the motion artifacts bandwidth thus potentially removing useful hemodynamic information.

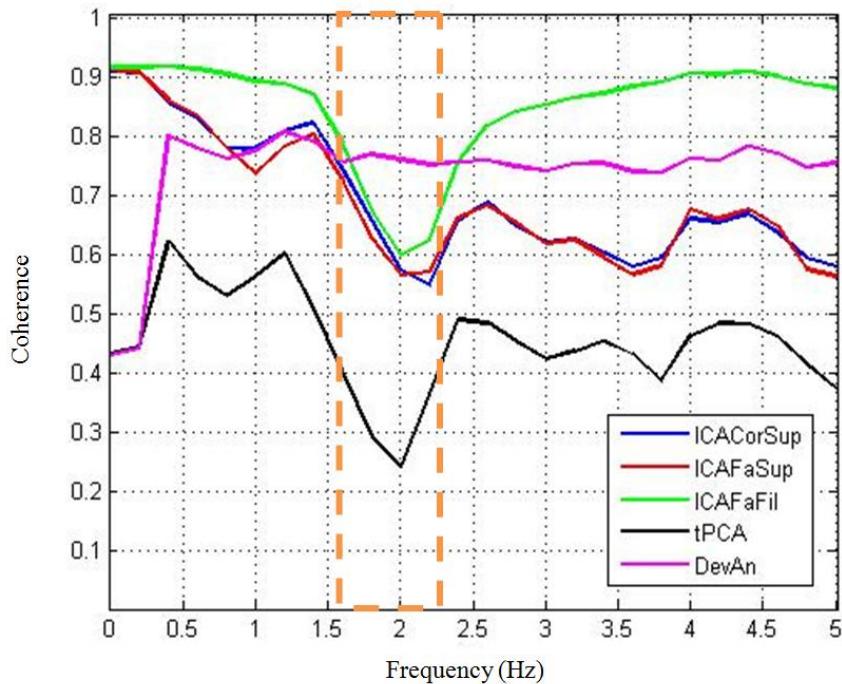


Figure 3.7 Coherence between original and processed data with ICACorSup (blue), ICAFaSup (red), ICAFaFil (green), tPCA (black) and DevAn (magenta). This is the mean coherence overall the 24 subjects for one channel. The orange dotted rectangle shows the motion bandwidth.

To analyze the impact of the presented MARAs on the hemodynamic activations, six groups of activation (T-statistics) maps were generated for each subject: One group using raw data and five others using processed data. For each subject inside a group, six maps were generated ( $\text{HbO}_2$ ,  $\text{HbR}$ , and total hemoglobin  $\text{HbT}$  for each Cog, Walk and Dual tasks). As shown in Figure 3.8, ICA-based MARAs allowed for the identification of more hemodynamic activations, whereas tPCA and DevAn removed hemodynamic information since fewer activations were visible using these MARAs than with the raw data.

In order to demonstrate that the presented ICA-based MARAs did not add false activations, we compared activation (T-statistics) maps of the same subject for Walk, Cog and Dual tasks for processed data by ICA based MARAs. As shown in Figure 3.9, Walk and Dual responses were significantly different which demonstrates that the specific hemodynamic response to the Dual task (combined walking and cognitive task) can be retrieved despite motion artifacts. The similarities between the responses to Dual and Cog tasks show that ICA based MARAs removed motion artifacts without removing the data of interest.

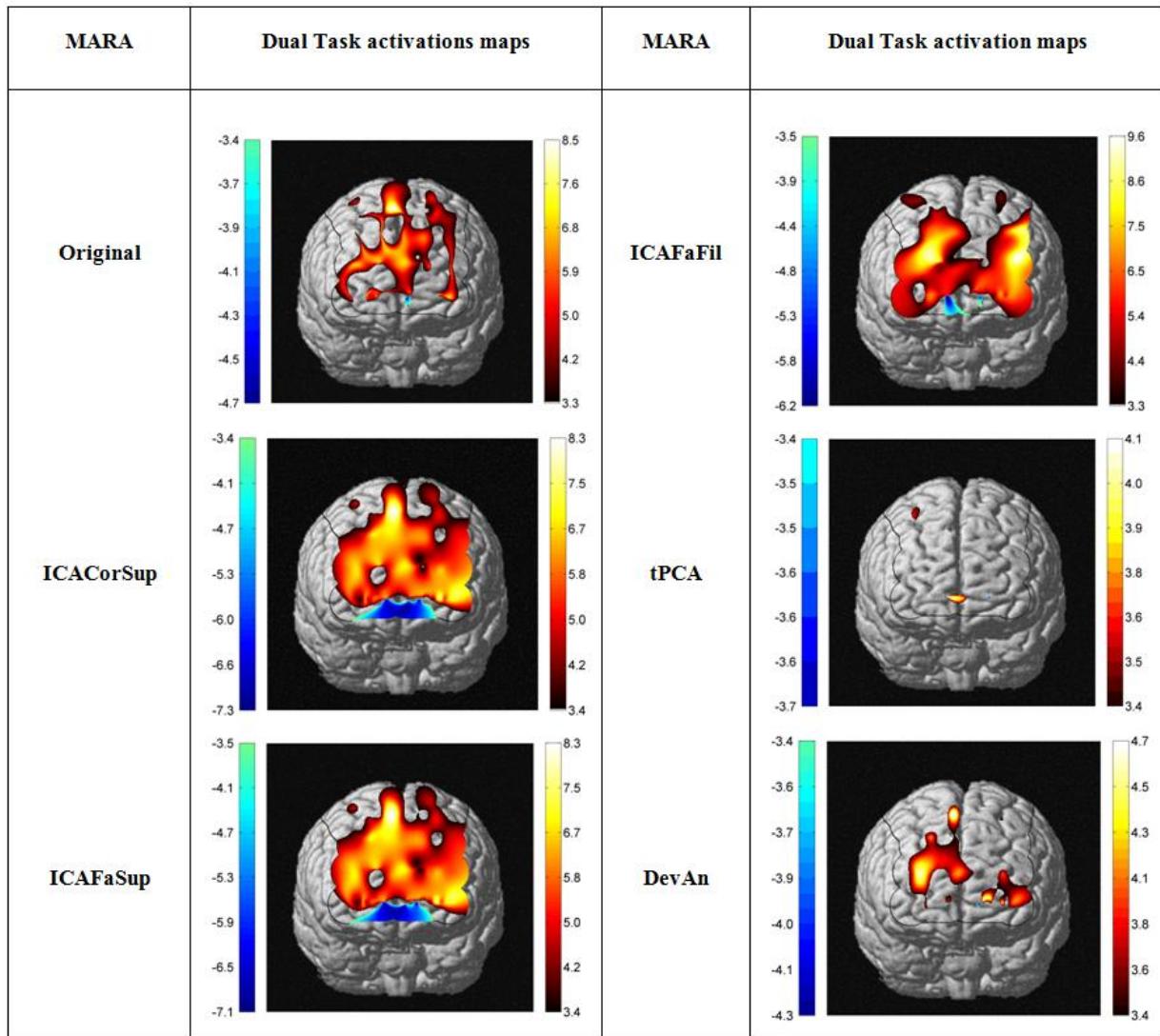
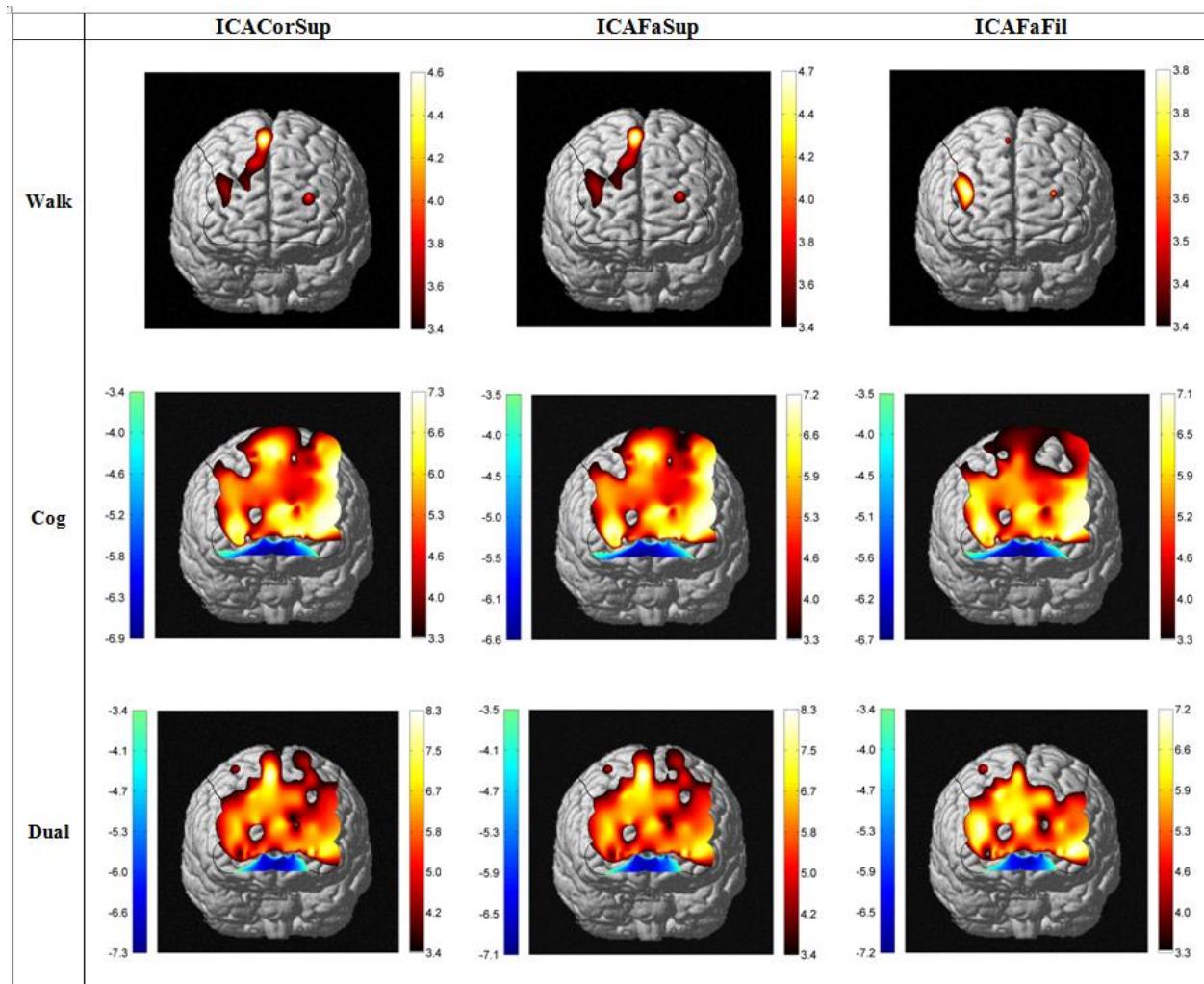


Figure 3.8 T-statistics maps, Euler-characteristic and Bonferroni corrected ( $p<0.05$ ) for HbT for subject 1 for each MARA and for the original data, Dual Task



Walk and Dual tasks show significantly different activations, which means that ICA based MARAs did not induce false activation while removing walk related motion artifacts. Similarities between hemodynamic responses to Cog and Dual tasks show that ICA based MARAs permitted the retrieval of the hemodynamic response despite motion artifacts.

Figure 3.9 T-statistics maps, Euler-characteristic and Bonferroni corrected ( $p<0.05$ ) for HbT for subject 1, for each task and each ICA-based MARA

### 3.2.4 Discussion

In this study, three ICA based MARAs were used for walk related motion artifact removal. The advantage of these MARAs is that they compensate for the fact that ICA is a blind source separation method by using an accelerometer signal to select specific walk-related components to suppress.

The hemodynamic response being unknown, the chosen processing method had the goal to preserve as much data as possible. Also, processed motion and rest periods should be indistinguishable. Considering these two specifications, ICAFaFil best met the purpose. Coherence between data processed by ICAFaFil and original data was above 0.8 for all frequencies except around the motion bandwidth. Moreover, for ICA based MARAs, the difference between standard deviation during rest and motion periods varied by about 35%, whereas it varied by 70% for tPCA.

tPCA removed more artifacts than other methods with a minimal coherence value of 0.25 in the artifact bandwidth. Nevertheless, for other frequencies, the coherence did not exceed 0.65. Hence, even if tPCA seems to remove artifacts more effectively (Figure 3.6), it is possible that it distorts the hemodynamic response, removing true activations or inducing false ones (Tableau 3-1).

DevAn is not an efficient method to remove walk related artifacts. The coherence between rebuilt and raw data was about 0.78 for all frequencies.

Finally, regarding the activation maps, ICA-based methods made visible an increased number of hemodynamic activations than raw data. ICAFaFil removed fewer artifacts than ICACorSup and ICAFaSup (Figure 3.6). The difference between activation maps during Walk task and Dual task indicate that these ICA-based MARAs did not induce false activation due to walk related artifact removal.

For a protocol in which the hemodynamic response is unknown and thus in which data preservation is fore grounded, ICA based MARAs should be used to remove numerous and weighty walk related motion artifacts. ICAFaFil should be chosen if data preservation takes priority over artifact suppression and ICAFaSup or ICACorSup if not.

### 3.2.5 Conclusion

In this work, we proposed a new method to remove motion artifacts from near-infrared spectroscopy signals. NIRS signals were acquired during a protocol that featured walking tasks and therefore artifacts were mainly related to walking. The presented methods, based on independent component analysis, featured especially accelerometers to select artifactual components.

Existing algorithms were not as successful at preserving the data. The presented algorithms allowed removing motion artifacts while preserving data of interest. They are suitable for processing NIRS signals for which the theoretical hemodynamic response is unknown.

Results demonstrate that the presented algorithms allowed for the identification of activations that were not visible with raw data. We also showed that these activations were not induced by the proposed algorithms.

## **Acknowledgement**

This work was supported by an operating grant from the Canadian Institutes of Health Research (120304 and 203422) and the Heart and Stroke Foundation (PG-10-0449).

## CHAPITRE 4 ANALYSE APPROFONDIE

Nous donnons dans ce chapitre quelques précisions sur les méthodes et résultats présentés dans le chapitre précédent.

### 4.1 Résumé des différentes méthodes proposées

Cette section fait une rapide revue des algorithmes basés sur l'ACI présentés dans le chapitre précédent. Tous utilisent l'hypothèse qu'une ou plusieurs composantes indépendantes représentent majoritairement le bruit physique lié au mouvement. Cependant, ils diffèrent concernant leur façon de repérer et de traiter ces composantes.

#### - ICACorSup

Cette méthode consiste à calculer le coefficient de corrélation de chacune des composantes indépendantes avec le signal de l'accéléromètre placé sur la tête. Les composantes ayant un coefficient de corrélation significativement plus grand que les autres sont supprimées. Un coefficient de corrélation est considéré significativement plus grand que les autres lorsqu'il est plus grand que la moyenne de tous les coefficients de corrélation ajoutée à trois fois l'écart-type.

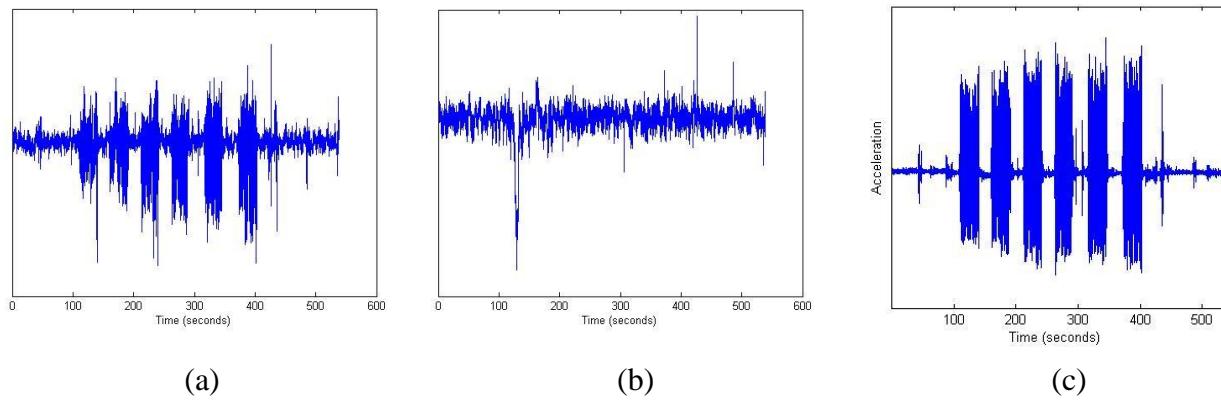


Figure 4.1 Pour le sujet 7 : (a) Composante supprimée par ICACorSup ; (b) Composante gardée par ICACorSup ; (c) Signal de l'accéléromètre

### - ICAFaSup

Cette variante permet de choisir les composantes artefactées en analysant leur spectre fréquentiel. En effet, après être passé dans le domaine fréquentiel, il est possible de déterminer la bande de fréquence du signal de l'accéléromètre (c'est-à-dire du mouvement). Par exemple, pour le sujet 6, le spectre de l'accéléromètre montre un pic fréquentiel autour de 2,1 Hz (Figure 4.2c). Soit  $facc$  la fréquence d'amplitude maximale du signal de l'accéléromètre, les composantes supprimées sont celles qui présentent un pic de fréquence dans la bande de fréquence du mouvement, soit entre  $facc - \varepsilon$  et  $facc + \varepsilon$ .

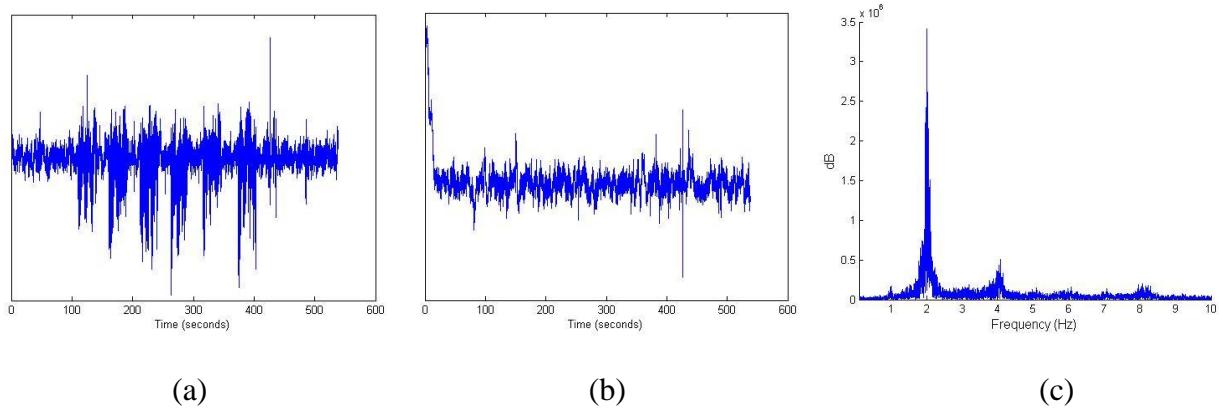


Figure 4.2 Pour le sujet 7 : (a) Composante supprimée par ICACorSup ; (b) Composante gardée par ICACorSup ; (c) Spectre fréquentiel du signal de l'accéléromètre

### - ICAFaFil

Enfin, cette dernière méthode diffère de la seconde de par le fait qu'aucune composante indépendante n'est supprimée. Les composantes qui présentent un pic de fréquence dans la bande de fréquence du mouvement sont filtrées à l'aide un filtre coupe-bande entre  $facc - \varepsilon$  et  $facc + \varepsilon$ . Comme montré dans le Chapitre 3, c'est la méthode qui assure la plus grande préservation des données utiles.

## 4.2 Choix de la meilleure décomposition

Concernant les méthodes présentées, les deux points clés sont la sélection des composantes à supprimer et le choix de la décomposition optimale. Le premier point a été détaillé dans la section précédente ; nous avons procédé soit en utilisant les coefficients de corrélation entre chaque composante indépendante et l'accéléromètre, soit en passant dans le domaine fréquentiel et en sélectionnant les composantes ayant un pic de fréquence dans la bande fréquentielle du mouvement. Le second point n'a pas été qu'évoqué. Cette section le présente plus en détail.

L'ACI étant une méthode de séparation aveugle des sources, il convient de l'appliquer plusieurs fois pour trouver la décomposition optimale. En effet, d'une décomposition à l'autre, l'ACI peut trouver des sources différentes et plus ou moins fidèles aux sources véritables. Pour certaines décompositions, aucune composante indépendante ne représente les artefacts de mouvement ; ces derniers sont noyés dans les autres composantes indépendantes, dont certaines contiennent des informations hémodynamiques. Dans les algorithmes présentés, l'ACI est donc exécutée 20 fois, et une solution est proposée pour sélectionner la décomposition optimale. En voici la description :

Nous effectuons 20 fois les étapes suivantes :

- Chargement du signal original DataRaw.
- Décomposition en composantes indépendantes.
- Sélection des composantes qui représentent les artefacts de mouvement.
- Suppression ou filtrage des composantes sélectionnées.
- Reconstruction du signal DataICA.
- Calcul de l'erreur entre DataRaw et DataICA pendant les périodes de marche Error\_walk.
- Calcul de l'erreur entre DataRaw et DataICA pendant les périodes de repos Error\_rest.

Puis, nous choisissons le traitement optimal de la façon suivante :

- Sélection de Max(Error\_walk) et de Min(Error\_rest).
- Calcul de  $Q_{opt} = \frac{\text{Max}(Error_{walk})}{(\text{Min}(Error_{rest}))^\alpha}$  en faisant varier  $\alpha$  par pas de 0,02.
- Tracé de  $Q_{opt}(\alpha)$  (Figure 4.3).
- Sélection de  $\alpha$  tel que  $Q_{opt}$  soit dans le coin de la courbe en L. En effet, on assume que c'est en ce point que  $Q_{opt}$  est le plus sensible.
- Calcul de  $Q = \frac{Error_{walk}}{(Error_{rest})^\alpha}$  pour chacun des traitements, avec  $\alpha$  fixé.
- Choix du traitement qui maximise  $Q$ .

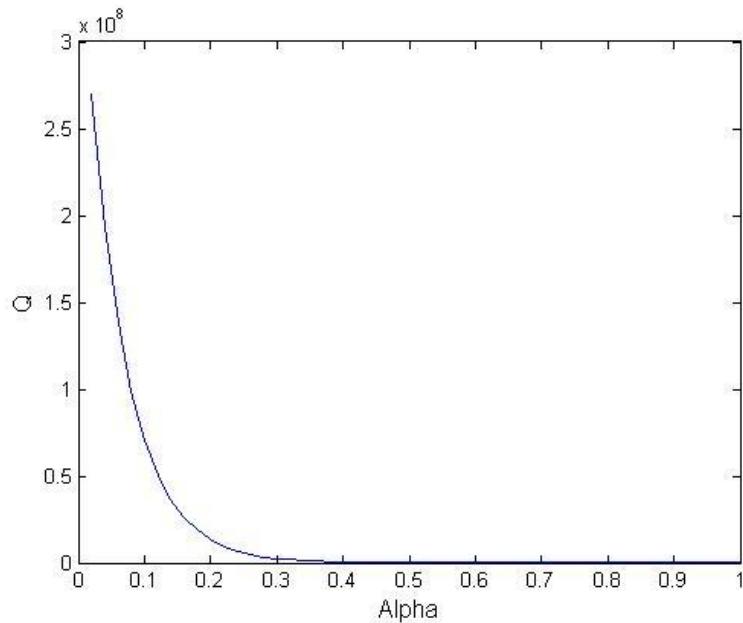


Figure 4.3  $Q_{opt}$  en fonction de  $\alpha$  pour le sujet 7

Cette méthode permet de s'assurer que le traitement a modifié les périodes de marche sans pour autant apporter de changement dans les périodes de repos. Autrement dit, les composantes supprimées n'avaient un impact que sur les périodes de marche, elles sont donc très probablement liées aux artefacts de mouvement.

Nous observons que  $\alpha$  est sensiblement le même pour tous les sujets (Tableau 4-1). Il varie en effet entre 0,16 et 0,26. Ceci indique d'une part que la maximalisation de Erreur\_walk a plus d'importance que la minimalisation de Erreur\_rest. D'autre part, la constance d' $\alpha$  est un résultat appréciable étant donnée l'hétérogénéité des signaux NIRS d'un patient à un autre.

Tableau 4-1 Valeurs de  $\alpha$  pour chaque sujet

Sujet	$\alpha$	Sujet	$\alpha$
1	0,20	13	0,20
2	0,18	14	0,18
3	0,18	15	0,18
4	0,20	16	0,20
5	0,18	17	0,18
6	0,26	18	0,18
7	0,18	19	0,18
8	0,18	20	0,22
9	0,20	21	0,18
10	0,20	22	0,22
11	0,20	23	0,22
12	0,18	24	0,22

## 4.3 Implémentation de l'algorithme

### 4.3.1 Choix de la méthode

L'algorithme présenté, sous la forme d'un script Matlab, n'est pas automatisé et l'utilisateur a plusieurs réglages à effectuer avant de traiter les données acquises. Les deux variables ChoixCorrelation et SuppressComp permettent de choisir le traitement à appliquer entre ICACorSup, ICAFaSup et ICAFaFil selon les cas suivants (Tableau 4-2).

Tableau 4-2 Valeurs de ChoixCorrelation et SuppressComp pour chaque algorithme présenté

ChoixCorrelation	SuppressComp	Algorithme
1	#	ICACorSup
2	0	ICAFaSup
2	1	ICAFaFil

Dans le cas général, on utilisera ICACorSup si le type de mouvement n'est pas sur une plage de fréquence précise (artefacts aléatoires), et ICAFaSup s'il l'est (marche, course, etc..). Quant à ICAFaFil, son utilisation sera préférée dans le cas où la préservation des données est prépondérante par rapport à la suppression des artefacts.

Avant le traitement des données de chaque patient, l'utilisateur doit sélectionner les périodes de mouvement et de repos. Cette sélection est automatiquement enregistrée dans un dossier dans lequel sont ajoutées par la suite les données brutes et les données traitées.

### 4.3.2 Description du script Matlab

Cette section détaille les fonctions principales utilisées dans le script.

#### - **FastICAnirs.m**

C'est le script principal. Après avoir précisé certaines options comme le nombre de sujets à traiter, la fréquence d'échantillonnage et les dossiers source et cible, l'utilisateur peut exécuter ce script pour procéder au traitement. Il est structuré comme suit :

- Initialisation
- Filtre passe-bas de Butterworth à 5 Hz
- Choix des intervalles de marche et de repos
- ACI
- Détermination des composantes à supprimer ou filtrer
- Suppression ou filtration des composantes
- Reconstruction du signal
- Calcul des erreurs quadratiques
- Choix de la meilleure décomposition
- Sauvegarde des résultats

La Figure 4.4 montre un diagramme expliquant l'algorithme.

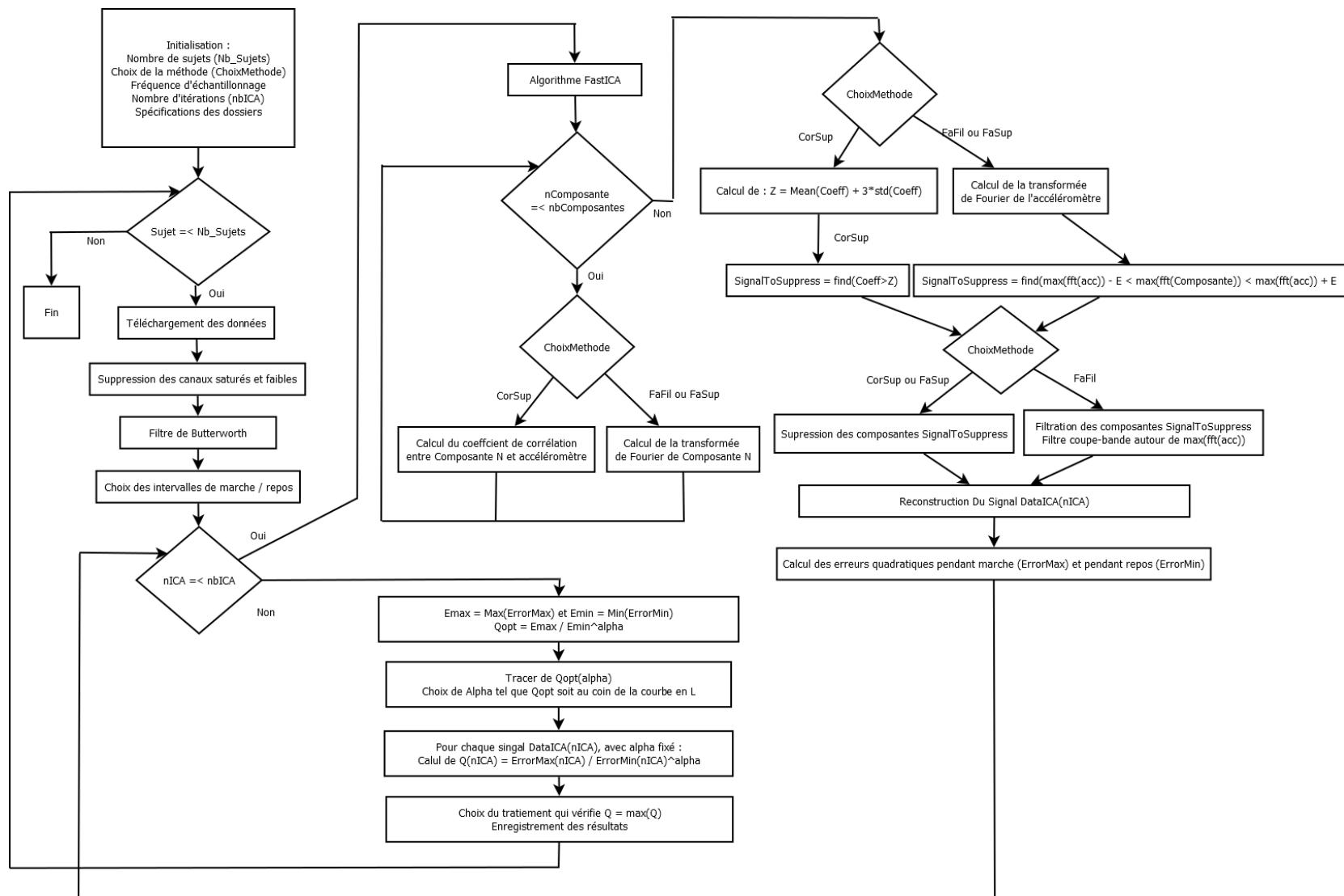


Figure 4.4 Diagramme de l'algorithme exécutant les traitements basés sur l'ACI

### **- SupprimerCanaux.m**

Permet de supprimer les canaux trop faibles ou saturés. Les canaux considérés trop faibles sont ceux dont au moins 10% des points sont situés en deçà d'une valeur limite arbitraire, fixée dans ce travail à 50. Les canaux considérés saturés sont ceux dont au moins 10% des points sont égaux à la valeur maximale du canal en question.

### **- SelectIntervals.m**

Ce script demande à l'utilisateur d'indiquer quels sont les intervalles de mouvement. Les informations relatives aux intervalles (nombre d'intervalles de mouvement, nombre d'intervalles de repos, début et fin de chaque intervalle) sont stockées dans une structure *Interval*.

### **- fastica.m**

C'est ce code qui exécute l'analyse par composantes indépendantes en elle-même. Il est la propriété d'Hugo Gavert, Jarmo Hurri, Jakko Sarela et Aapo Hyvarinen, et est disponible en téléchargement libre sur Internet. La méthode implémentée utilise un algorithme en points fixes décrit dans [62].

### **- Correlation.m**

C'est la fonction appelée lors de l'algorithme ICACorSup. Elle calcule les coefficients de corrélation de chacune des composantes indépendantes avec le signal de l'accéléromètre. Les numéros des composantes qui ont un coefficient de corrélation supérieur à la moyenne de tous les coefficients de corrélation plus trois fois l'écart-type sont stockés dans un vecteur *SignalToSuppress*.

### **- TestFreq.m**

Appelée dans le cas ICAFaSup et ICAFaFil, cette fonction est l'analogue de Correlation.m. Les transformées de Fourier de l'accéléromètre et de chacune des composantes indépendantes y sont calculées. Les numéros des composantes qui présentent un pic fréquentiel autour du pic de fréquence du mouvement sont stockés dans un vecteur *SignalToSuppress*.

### - CalculErreur.m

Ce script calcule l'erreur quadratique moyenne, MSE (pour Mean Square Error), entre les données originales et les données traitées, pendant les périodes de marche, *ErreurMax* et pendant les périodes de repos, *ErreurMin*.

$$MSE = (DonnéesOriginales - DonnéesTraitées)^2$$

## 4.4 Système utilisé

### 4.4.1 Prototype Imaginc

Le prototype utilisé lors du travail présenté est la version du système de 32 sources et 32 détecteurs présentée dans la référence [1]. C'est un prototype développé par l'équipe Imaginc du laboratoire Polystim. Une première version avait été mise au point par Etienne Lareau [55], et une seconde, celle utilisée ici, par Jérôme Le Lan. Le prototype Imaginc est un système portable capable d'acquérir simultanément des signaux NIRS et EEG sur tout le cortex et pendant de longues périodes de temps. Le Tableau 4-3 présente les caractéristiques de ce système, et la Figure 4.5 présente son architecture globale.

Tableau 4-3 Caractéristiques du prototype Imaginc

Prototype Imaginc [1]	
Transmission des données	USB ou Bluetooth
Aires du cortex pouvant être imagées	Toutes
NIRS	
Type de source	Diode Électroluminescente (DEL)
Detector type	Photodiode avalanche (PDA)
Nombre d'émetteurs	32
Nombre de détecteurs	32
Nombre de canaux	128
Longueurs d'onde (nm)	735, 850

Fréquence d'échantillonnage (Hz)	20
Résolutions de l'ADC (bits)	16
<b>EEG</b>	
Nombre de canaux	32
Fréquence d'échantillonnage (Hz)	320
Résolutions de l'ADC (bits)	16

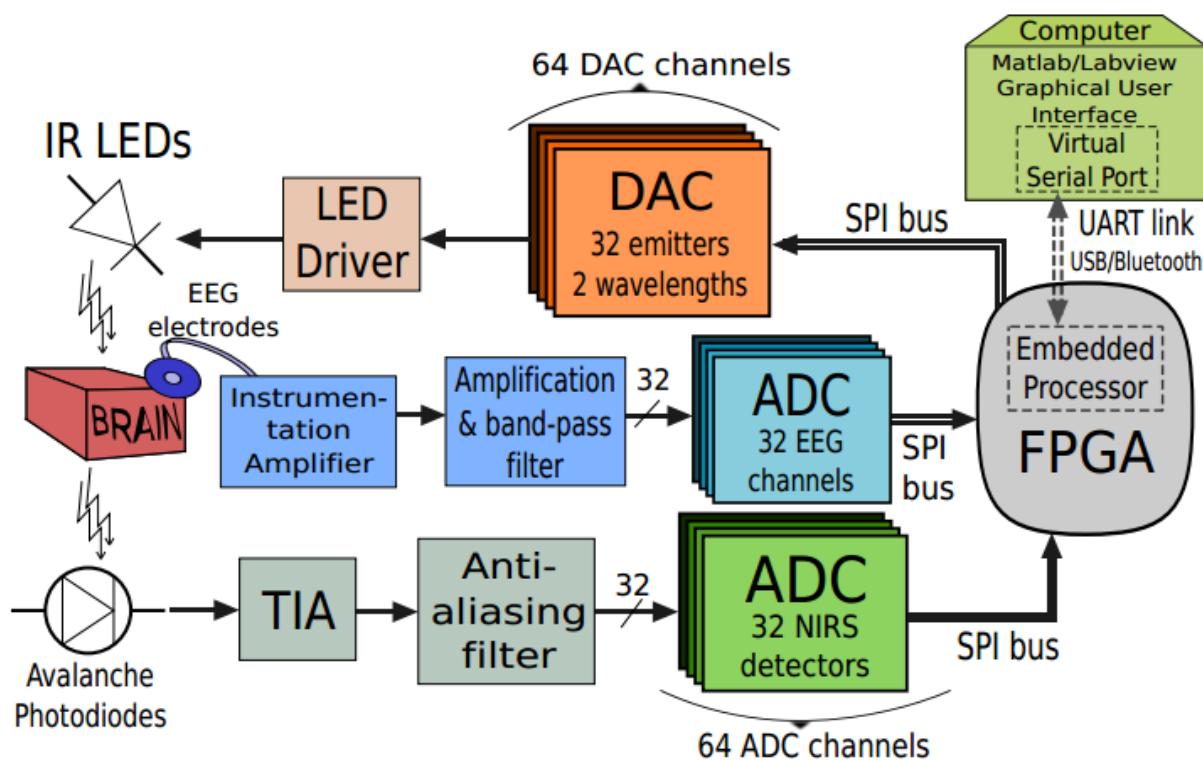


Figure 4.5 Architecture globale du système Imaginc, tirée de [1]

## 4.4.2 Contribution au développement

Avant de pouvoir faire des acquisitions, quelques améliorations ont été apportées au prototype dans le cadre de ce projet de recherche. En effet, il manquait certains éléments pour rendre le prototype tout à fait fonctionnel.

### 4.4.2.1 Circuits EEG

Un des premiers travaux accomplis lors de ce projet de maîtrise a été de diminuer le bruit instrumental contenu dans les signaux EEG. Ces derniers étaient tellement bruités qu'ils n'étaient pas interprétables par les cliniciens. Le prototype Imaginc étant utilisé par plusieurs organismes partenaires, dont l'hôpital Sainte-Justine, il était important de remédier à ce problème au plus vite.

L'analyse des circuits EEG a révélé que les 32 canaux EEG étaient alimentés par seulement 2 circuits d'alimentation. Autrement dit, un seul circuit d'alimentation était utilisé par 16 canaux EEG. La solution proposée a donc été notamment de découpler les alimentations EEG en créant un circuit d'alimentation pour chaque canal, c'est-à-dire en multipliant par 16 le nombre de circuits d'alimentation. La difficulté de cette procédure est qu'il ne fallait pas augmenter la taille du prototype, sa miniaturisation étant un des objectifs principaux du groupe de recherche.

Cette solution s'est avérée efficace et l'EEG a pu être utilisée de façon fonctionnelle. Il faut noter cependant que lors d'une utilisation simultanée NIRS-EEG, un léger bruit d'une fréquence de 20 Hz, soit celle de la NIRS, se trouve dans les signaux EEG.

### 4.4.2.2 Luminosité des sources

Concernant encore les circuits électroniques, une amélioration a été apportée aux sources de lumière. Elle consistait en la modification des connexions de la diode électroluminescente (DEL), et a permis de doubler la luminosité des sources. Grâce à cette optimisation, des zones du cerveau difficiles à imager, comme la région occipitale, ont pu être imagées avec succès à l'aide du prototype Imaginc.

### 4.4.2.3 Couplage des sources-détecteurs

Afin d'imager le cerveau de la façon la plus homogène possible, il est intéressant de coupler chaque source à un maximum de détecteurs. Le prototype Imaginc permettait de coupler

chaque source à 4 détecteurs. Pour chaque couple source-détecteurs, 8 échantillons étaient acquis et leur moyenne représentait l'intensité lumineuse perçue par le détecteur en question.

En partant du fait que le nombre d'échantillons prélevés était supérieur au nombre d'échantillons nécessaires [1] pour obtenir une valeur représentative de l'intensité lumineuse, ce nombre a été divisé par deux. Au lieu d'acquérir, pour chaque source, 8 échantillons provenant de 4 détecteurs (donc 32 échantillons), il est alors possible d'acquérir 4 échantillons provenant de 8 détecteurs (toujours 32 échantillons). La fréquence d'échantillonnage ne se voit pas augmentée, et le prototype fonctionne à la même vitesse. Ainsi, les cartes d'activations du cerveau sont plus homogènes.

#### 4.4.2.4 Ajout de deux accéléromètres externes

Enfin, en vue de repérer et supprimer les artefacts de mouvement, deux accéléromètres externes ont été ajoutés au prototype. La liaison est une liaison SPI (pour Serial Port Interface) et assure ainsi une communication synchrone. Les circuits électriques des accéléromètres peuvent être construits de sorte qu'ils soient encapsulés dans le même boîtier que celui des optodes et ainsi décrire un mouvement plus fidèle à celui des détecteurs de lumière (Figure 4.6). Cependant cette optimisation ayant été faite après le début de l'étude, elle n'a pas été utilisée dans le travail présenté. Lors de cette étude, une première version des accéléromètres, plus grande, était attachée directement sur le casque.

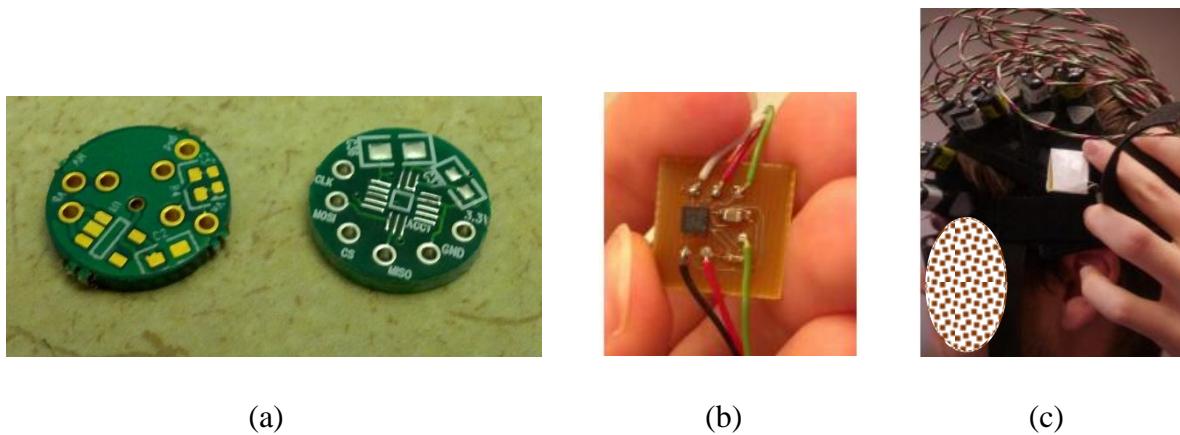


Figure 4.6 (a) Circuit imprimé d'un détecteur de lumière (à gauche) et d'un accéléromètre (à droite) ; (b) Première version de l'accéléromètre utilisé dans l'étude clinique ; (c) Placement de l'accéléromètre sur le casque

## CHAPITRE 5 DISCUSSION GÉNÉRALE

### 5.1 Retour sur le choix des mesures

Pour juger de la qualité des algorithmes utilisés, deux mesures sont utilisées (Chapitre 3) :

- La cohérence  $\gamma$  entre les données brutes et les données traitées. La cohérence entre deux signaux  $x$  et  $y$  peut s'exprimer sous la forme mathématique suivante :

$$C_{xy} = \frac{|G_{xy}|^2}{G_{xx}G_{yy}}, \quad (5.1)$$

avec  $G_{xy}$  la densité spectrale croisée entre  $x$  et  $y$  ; et  $G_{xx}$  et  $G_{yy}$  les densités spectrales de puissance de  $x$  et  $y$  respectivement. Comprise entre 0 et 1, plus elle est élevée, plus le signal  $x$  peut s'expliquer avec le signal  $y$  et vice versa. Ainsi, pour évaluer la qualité d'un algorithme de suppression des artefacts de mouvement, il est possible de calculer la cohérence entre les données brutes et les données reconstruites. Plus l'algorithme est performant, plus la courbe obtenue doit être proche de 1 pour toutes les fréquences (ie les données utiles sont préservées) sauf dans la bande de fréquence du mouvement, où sa valeur devrait être minimum (ie les artefacts de mouvement ont été supprimés).

- La différence normalisée  $\kappa$  entre l'écart-type pendant les périodes de marche et l'écart-type pendant les périodes de repos. Cette mesure s'explique par le fait que la réponse hémodynamique à une tâche n'est pas censée modifier l'écart-type du signal NIRS mesuré. Autrement dit, pendant la tâche cognitive seule, pendant la marche seule et pendant la tâche marche + cognition, l'écart-type du signal NIRS devrait être sensiblement le même. Si ce n'est pas le cas, c'est à cause des modifications apportées par le déplacement des optodes.

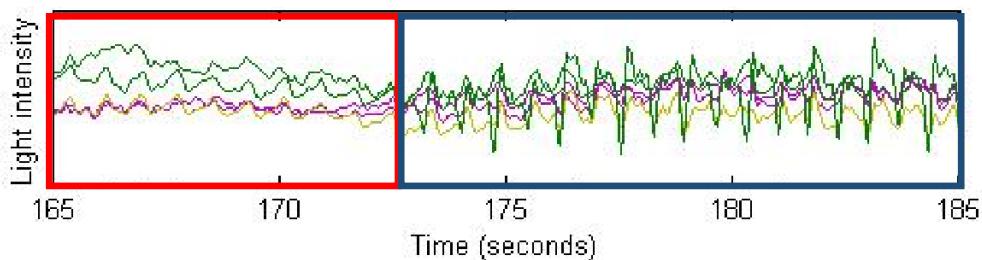


Figure 5.1 Modification de l'écart-type du signal entre une période de repos (rectangle rouge) et une période de marche (rectangle bleu)

## 5.2 Suppression des artefacts et préservation des données

L'une des principales difficultés lorsqu'il s'agit de suppression des artefacts de mouvements dans les signaux NIRS est la préservation des données. En effet, il est complexe de savoir exactement ce qui a été supprimé lors du traitement. Les algorithmes qui enlèvent le plus d'artefacts, comme la tPCA, ne sont pas forcément ceux qu'il convient d'utiliser lorsque nous désirons garder le plus d'informations hémodynamiques possible. C'est pourquoi l'inspection visuelle des signaux traités n'est pas suffisante pour juger de la qualité d'un algorithme de suppression des artefacts. Sur la Figure 5.2, nous observons que la tPCA semble être l'algorithme le plus performant. En effet, cet algorithme supprime tellement d'éléments qu'il ne reste plus de résidus d'artefacts visibles durant les périodes de marche, contrairement aux autres algorithmes. Cependant, lorsque l'on utilise les deux mesures présentées dans la section précédente,  $\kappa$  et  $\gamma$ , il est possible de faire un choix plus éclairé concernant les algorithmes présentés.

Comme montré au Chapitre 3, en considérant ces deux mesures, il apparaît que les méthodes basées sur l'ACI présentées dans ce travail offrent une bonne préservation des données tout en supprimant les artefacts qui empêchaient la visualisation d'activations cérébrales.

Un bon témoin de la préservation des données est la présence des artefacts cardiaques. En effet, plus un algorithme de suppression des artefacts de mouvement préserve les données, moins il apportera de modifications aux composantes qui ne représentent pas le mouvement, comme les battements cardiaques. Ces derniers, considérés en spectroscopie proche-infrarouge comme étant un bruit physiologique, deviennent un véritable marqueur de la préservation des données utiles.

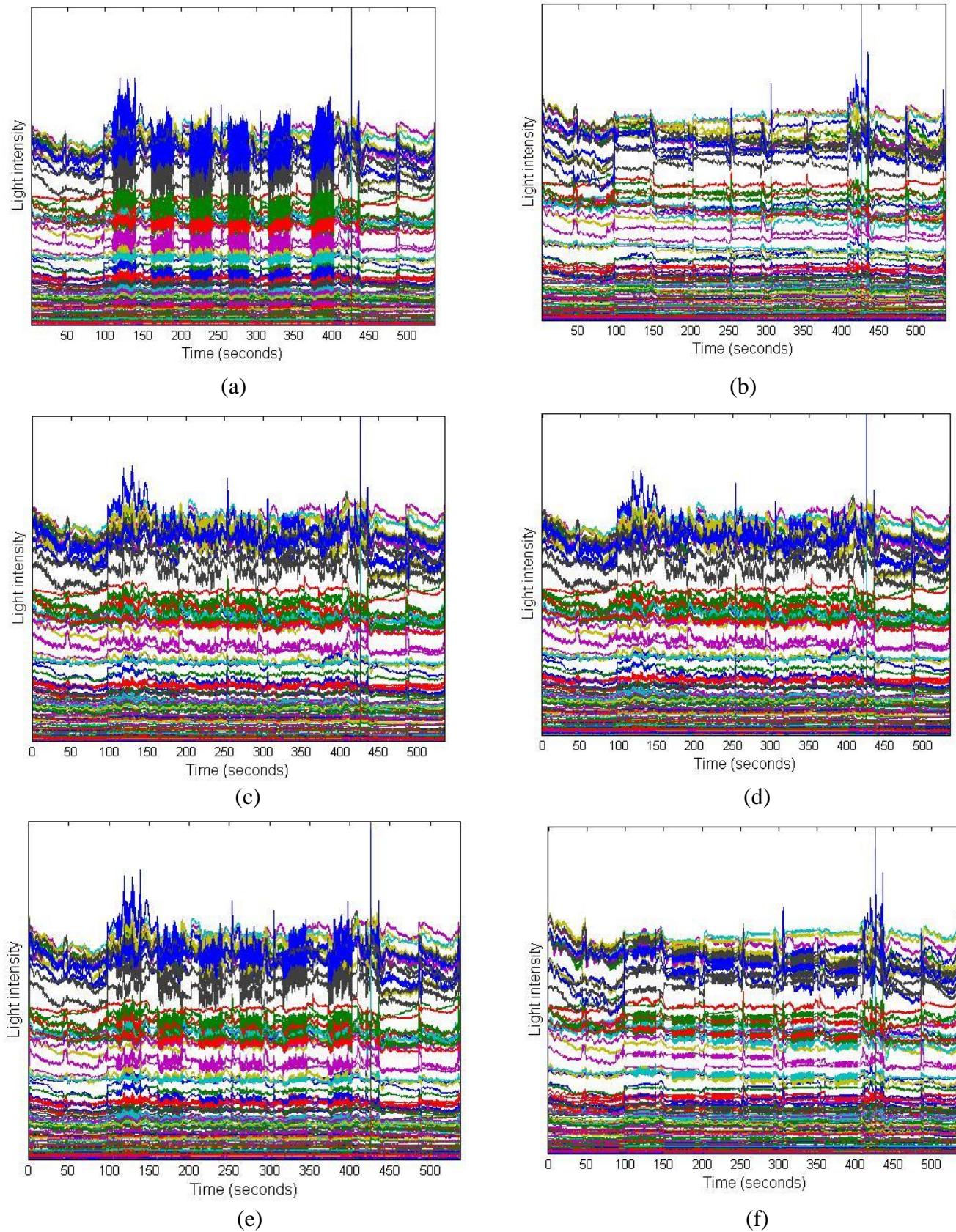


Figure 5.2 Données du sujet 7 brutes (a) et traitées par tPCA (b) ; ICACorSup (c) ; ICAFaSup (d) ; ICAFaFil (e) et DevAn (f)

### 5.3 Données traitées et cartes d'activations

Les cartes d'activations cérébrales ont été générées à partir des données brutes ou traitées par une boîte à outils Matlab développée à l'École Polytechnique, NIRS10. Elle permet de générer des cartes pour chaque patient et chaque tâche, pour HbO<sub>2</sub>, HbR et HbT, l'hémoglobine totale.

Lorsqu'une activation, c'est-à-dire un changement de concentration en HbR ou en HbO<sub>2</sub> est décelée, elle est indiquée sur les cartes par une couleur variant du rouge foncé au blanc pour une augmentation de concentration et du bleu clair au bleu foncé pour une diminution. Plus l'échelle de couleur présente des valeurs élevées, plus l'activation est importante.

Si le signal analysé est trop bruité, moins d'activations sont visibles sur les cartes, même si elles étaient effectivement présentes lors de l'acquisition. Après le traitement des signaux, plus d'activations sont donc généralement visibles. Cependant, comme vu à la section 4.1, un algorithme de traitement peut aussi supprimer des informations hémodynamiques en plus du bruit. Dans ce cas, moins d'activations cérébrales sont visibles avec les données traitées qu'avec les données brutes.

Dans le Chapitre 3, des cartes d'activations ont été présentées et corroborent le fait que les algorithmes implémentés basés sur l'ACI retirent les artefacts de mouvement sans supprimer les informations utiles car plus d'activations sont visibles grâce à ces traitements. Il est par ailleurs précisé que ces activations ne sont pas induites par les traitements puisqu'elles sont significativement différentes pendant les tâches de marche seule et pendant les tâches de marche + cognition. En effet, si les algorithmes de traitement, qui visent les artefacts dus à la marche, induisaient une fausse activation, celle-ci serait visible dans toutes les tâches impliquant la marche.

L'étude des cartes d'activations générées à partir des données traitées nous donne plusieurs informations qui ne sont pas évoquées dans le Chapitre 3. L'une d'entre elles est exposée dans la section suivante. L'algorithme ICAFaFil a été utilisé puisque c'est celui qui préserve le plus les données.

## 5.4 Augmentation de HbR et diminution de HbO2

En analysant les cartes d'activations des 24 sujets, il apparaît que les tâches demandées provoquent une diminution de HbO<sub>2</sub> et une augmentation de HbR (Figure 5.3) dans les zones d'intérêts, contrairement à ce qui est communément attendu [10]. Il est plausible que l'âge des sujets soit responsable de cette inversion. En effet, avec l'âge, le flux sanguin dans le cerveau est moins important [63]. Nous pourrions émettre l'hypothèse que le sang frais contenant l'oxyhémoglobine (Section 1.2.3) circulerait plus difficilement dans le cerveau des personnes âgées. Ce phénomène pourrait être amplifié chez des personnes qui souffrent de problèmes cardiovasculaires, comme celles présentées dans cette étude.

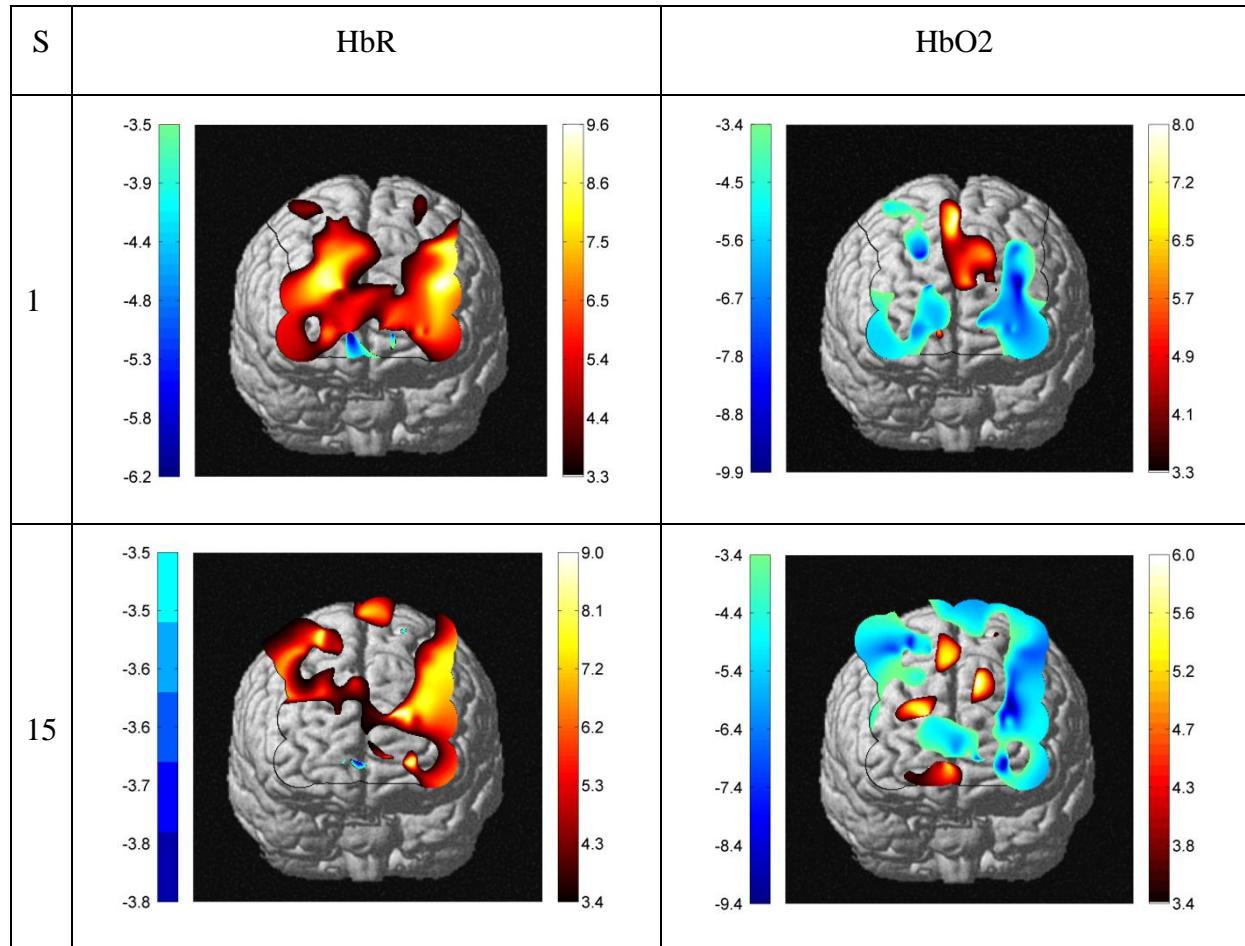


Figure 5.3 Cartes d'activations des sujets 1 et 15 pour la tâche marche + cognition, générées avec les données traitées par ICAFaFil

Néanmoins, cette observation étant relativement surprenante, nous pouvons nous demander si elle n'a pas été provoquée par le traitement des artefacts qui ne serait, dans cette éventualité, pas efficace. Pour ôter tout doute de l'implication des algorithmes présentés dans l'observation d'activations éventuellement fausses, les cartes d'activations à partir des données brutes des participants ont été analysées. Ces dernières montrent la même anomalie (Figure 5.4). Ceci montre que l'inversion des variations de concentrations de HbO<sub>2</sub> et HbR observée n'est pas un effet provoqué par les méthodes de suppression d'artefacts de mouvement présentées. Ce phénomène serait à étudier de façon plus poussée dans une étude future.

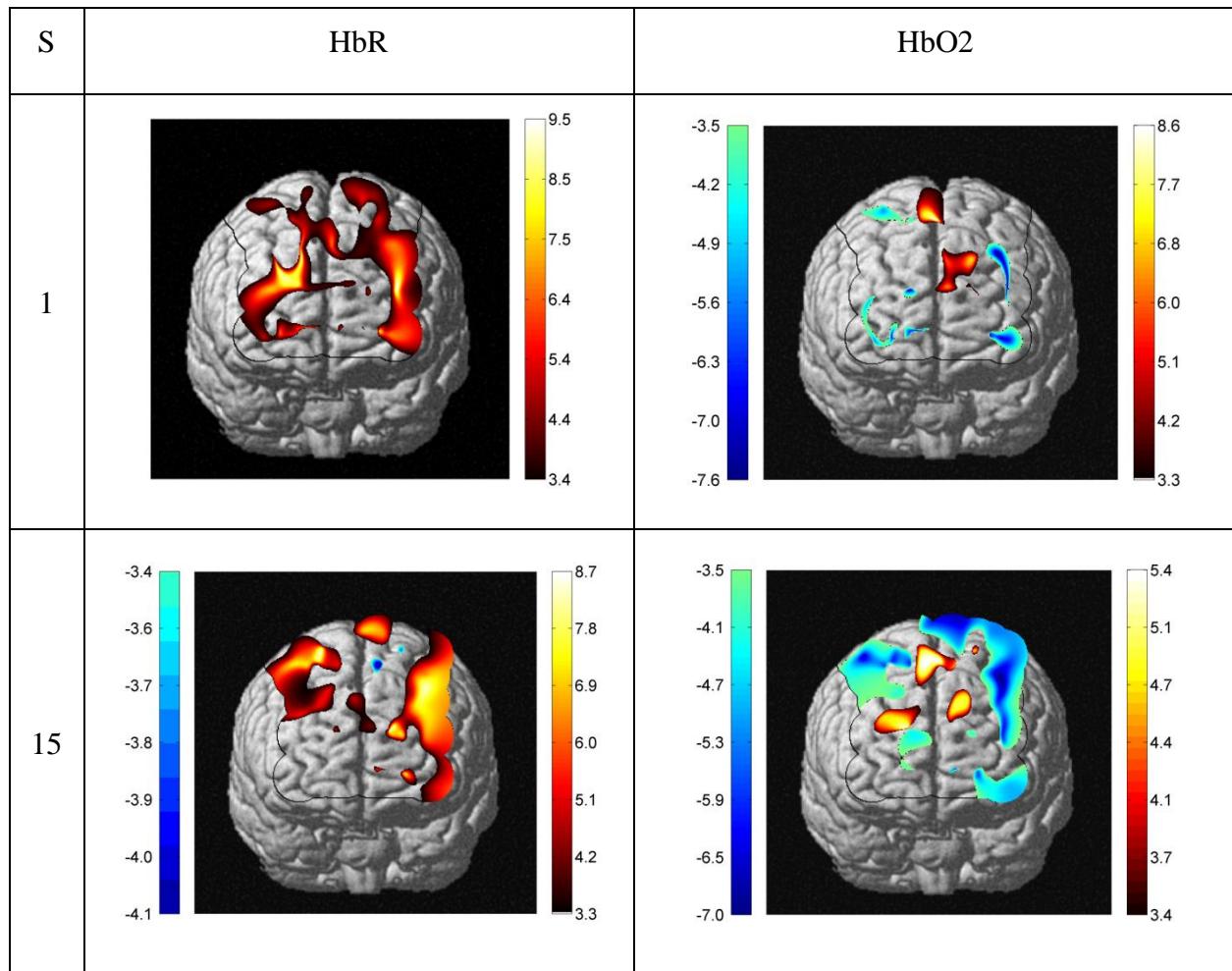


Figure 5.4 Cartes d'activations des sujets 1 et 15 pour la tâche marche + cognition, générées avec les données brutes

## 5.5 Modifications du flux sanguin

Mis à part le déplacement des détecteurs, un autre phénomène lié au mouvement du sujet devrait être étudié. Il s'agit de la modification du flux sanguin dans les couches superficielles. Lorsque le sujet bouge la tête, le sang présent dans sa peau subit la pesanteur et modifie ainsi sa circulation. Cela peut avoir un impact sur les acquisitions et être confondu avec une activation cérébrale.

Une solution proposée est d'ajouter au système des canaux proches, c'est-à-dire une source et un détecteur distant de 1 cm, qui permettraient d'obtenir de l'information sur le flux sanguin de la peau [64]. Il serait alors possible de faire une régression afin de retrouver la véritable activation. Il est prévu que des canaux proches soient implémentés dans une prochaine version du prototype Imaginc (Figure 5.5). Cela permettrait d'aboutir à un système complet, disposant de tous les outils utiles au traitement des signaux.



Figure 5.5 Canal proche conçu pour le système Imaginc

## 5.6 Sauts dans la ligne de base

Les algorithmes présentés ne sont pas adaptés à des artefacts sous forme de saut dans la ligne de base (Section 2.2). En effet ce type de sauts se répercute généralement sur plusieurs composantes indépendantes qui ne décrivent pas pour autant seulement le mouvement. Les algorithmes basés sur l'ACI présentés dans ce travail ne les corrigent donc pas (Figure 5.6). Pour un traitement optimal des artefacts, nous conseillons l'utilisation d'un algorithme qui se concentre sur les sauts dans la ligne de base, comme ABAMAR [32], en plus des algorithmes présentés dans ce travail.

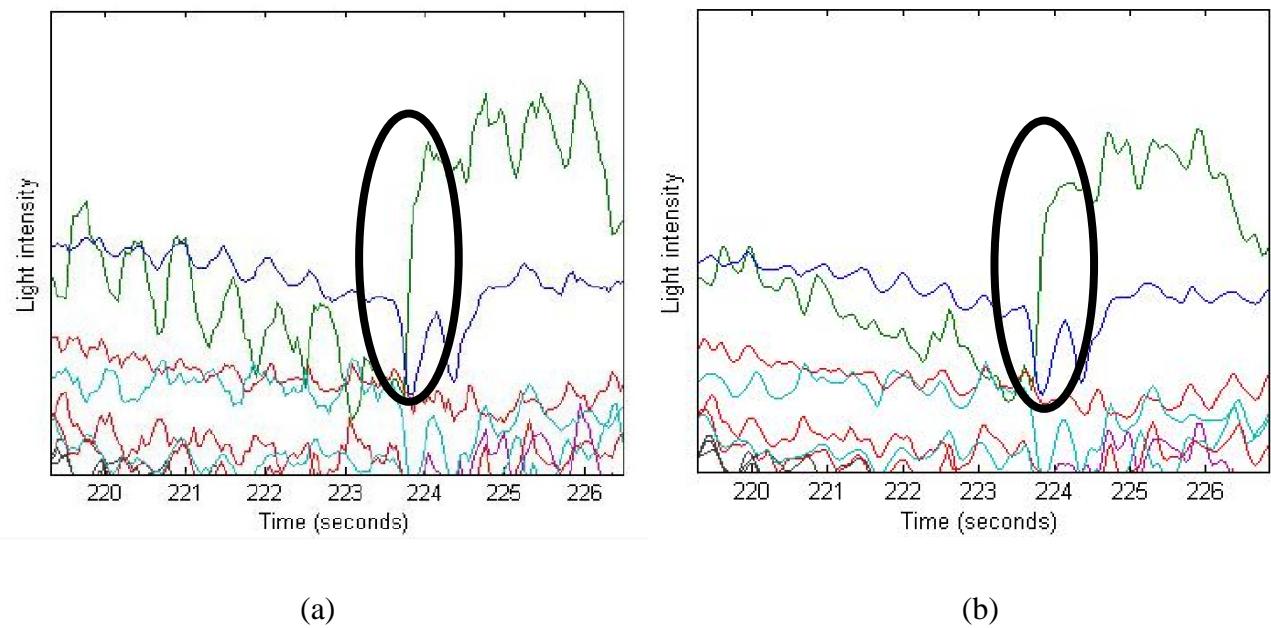


Figure 5.6 Saut dans la ligne de base non corrigé. (a) Signal original et (b) Signal traité par ICAFaFil

## CHAPITRE 6 CONCLUSION

### 6.1 Synthèse des travaux

Dans ce mémoire, l'implémentation d'un algorithme de suppression des artefacts de mouvement présents dans les signaux de spectroscopie proche-infrarouge basé sur l'analyse par composantes indépendantes et un accéléromètre a été détaillée. Le défi principal du travail réalisé a été de supprimer les artefacts de mouvement sans perdre de données utiles. Les points importants de cette réalisation sont résumés ici.

#### 6.1.1 Amélioration du prototype

L'amélioration du prototype a été une étape importante dans la réalisation de ce travail de maîtrise bien qu'elle ne fasse pas partie des objectifs de ce projet. En effet, une étude clinique de cette ampleur n'aurait pas été envisageable avant la mise au point d'un prototype totalement fonctionnel. Si l'amélioration des circuits de l'électroencéphalographie n'a pas servi pour ce projet, elle est particulièrement utile pour les partenaires du groupe de recherche Imaginc, comme l'hôpital Sainte-Justine et l'hôpital Notre-Dame, qui proposent encore aujourd'hui d'intéressantes améliorations possibles et parfois nécessaires.

De son côté, les changements apportés à la spectroscopie proche-infrarouge ont porté leurs fruits. D'une part, l'augmentation de la puissance lumineuse des sources a permis d'imager des zones du cerveau autres que frontales avec une très bonne qualité de signal. D'autre part, la possibilité de coupler chaque émetteur avec 8 détecteurs dans le cas d'un prototype de 16 sources et 16 détecteurs a permis d'obtenir des cartes d'activations plus homogènes.

Enfin, l'implémentation de deux accéléromètres externes a offert un outil de plus aux cliniciens pour mener leurs études. Dans ce projet, leur utilisation s'est concentrée autour du développement d'un algorithme de suppression des artefacts de mouvement. Cependant, d'autres utilisations sont envisageables, comme l'obtention d'informations relatives aux convulsions d'un sujet épileptique, ou encore la détection du début et de la fin d'une tâche impliquant un mouvement.

Notons que le développement réalisé sur le prototype Imaginc a permis une familiarisation avec son architecture et son utilisation fut donc plus aisée par la suite de ce projet.

## 6.1.2 Contexte clinique

Ce projet a été réalisé dans le cadre de la première étude neuroscientifique utilisant le prototype de spectroscopie proche-infrarouge portable Imaginc, avec 16 sources et 16 détecteurs. Les acquisitions en mouvement libre ont été possibles grâce à la portabilité du système, développé depuis les 6 dernières années, dans les locaux du laboratoire Polystim de Polytechnique.

La qualité du casque et le design des optodes, montées sur ressort et développées par Amal Kassab, ont permis une installation simple et rapide du système avant chaque acquisition. L'étude clinique continuera après la remise de ce mémoire, pour atteindre 100 participants évalués à trois reprises ( $T=0$ ,  $T=6$ mois et  $T=1$ an). Elle compte à ce jour une cinquantaine de participants.

Si cette première application clinique du système est le témoin de la réussite du projet Imaginc, elle a par ailleurs permis de mettre à jour l'une des plus importantes problématiques de la spectroscopie proche-infrarouge, les artefacts de mouvement. C'est ainsi que l'objectif du projet qui constitue ce mémoire a été mis à jour : Supprimer ces artefacts de mouvement.

## 6.1.3 Suppression des artefacts de mouvement et préservation des données

Le contexte clinique évoqué précédemment a eu plusieurs conséquences sur le développement de l'algorithme. La réponse hémodynamique n'étant pas connue, il n'était pas possible d'évaluer l'efficacité de l'algorithme en comparant les données reconstruites avec la réponse hémodynamique théorique, comme cela est communément fait dans la littérature. Inversement, il n'était pas concevable de développer un algorithme se basant sur une réponse hémodynamique théorique pour retirer les différents types de bruit.

Le travail présenté dans ce mémoire a mis en valeur un nouveau type d'algorithmes de suppression d'artefacts de mouvement, basé sur l'analyse par composantes indépendantes. Le caractère aveugle de cette analyse a été compensé par l'utilisation d'accéléromètres, éléments clés de l'implémentation de ces algorithmes.

Enfin, la préservation des données a été mise en avant tout au long du développement de la méthode présentée. Cette dernière présente trois options qui permettent plus de flexibilité en

fonction des types de mouvement. L'une d'entre elles a été recommandée pour une préservation maximale des données.

#### 6.1.4 Conclusion

Ce mémoire de maîtrise a pour objectif de décrire l'implémentation d'un algorithme de suppression des artefacts de mouvement présents dans les signaux de spectroscopie proche-infrarouge. Les signaux utilisés ont été acquis lors d'un protocole clinique impliquant la marche des sujets et présentaient donc des artefacts majoritairement dus à la marche. Les algorithmes présentés, basés sur l'analyse par composantes indépendantes, utilisent notamment des accéléromètres pour sélectionner les composantes artefactées.

Les traitements existants qui permettent de supprimer les artefacts de mouvement ne mettent pas toujours en avant la préservation des données. Ces traitements retirent effectivement les artefacts, mais il arrive souvent que des informations hémodynamiques soient perdues. Les algorithmes présentés offrent une nouvelle approche, dans laquelle la réponse hémodynamique théorique n'est pas connue et qui a donc pour objectif principal la préservation des données. Les résultats montrent que ces algorithmes permettent de mettre à jour des activations cérébrales non visibles avec les données brutes. Par ailleurs, trois options sont proposées en fonction du type d'artefacts à retirer pour apporter plus de flexibilité aux cliniciens.

Grâce aux méthodes proposées dans ce mémoire, la portabilité des systèmes de spectroscopie proche-infrarouge peut être mieux exploitée. Nous pouvons espérer que les analyses des données recueillies lors de l'étude CardioCogNIRS soient fructueuses grâce aux méthodes de traitement de signaux présentées. D'autres applications lors desquelles le sujet est en mouvement, comme l'étude de patients épileptiques, pourraient elles aussi utiliser les algorithmes présentés.

### 6.2 Limitations et travaux futurs

Cette section résume les limitations de la méthode proposée et évoque quelques améliorations possibles.

### 6.2.1 Puissance d'illumination des sources

Si la puissance d'illumination des sources a été multipliée par deux, elle reste insuffisante pour imager les régions occipitales des sujets qui ont la peau foncée ou l'ossature épaisse. Avec les composants actuels, il n'est pas possible d'améliorer cette puissance d'illumination. Si une étude future nécessite une forte illumination, il faudra donc envisager de repenser les circuits électriques des sources de lumière. Le design des boîtiers pourrait aussi être modifié afin d'émettre un faisceau de lumière plus localisé et plus intense.

### 6.2.2 Implémentation de canaux proches

Comme évoqué dans ce mémoire, des canaux proches ont été construits pour analyser les fluctuations hémodynamiques dans le scalp. Un canal proche prend la place d'un détecteur et d'un émetteur, qui sont regroupés dans le même boîtier (double-optode).

Après leur ajout au système, il faudra implémenter un algorithme permettant de déduire une réponse hémodynamique plus fidèle, en soustrayant les modifications hémodynamiques observées dans le scalp au signal acquis par les autres optodes. Ce travail ne sera pas aisé puisqu'un canal proche ne donne de l'information que sur une zone précise du scalp. L'emplacement des double-optodes a donc une forte importance et doit être choisi de façon optimale pour pouvoir traiter un maximum de canaux.

### 6.2.3 Encapsulation des accéléromètres dans des boîtiers d'optodes

Pour l'algorithme de suppression des artefacts de mouvement présenté, l'accéléromètre placé sur le casque doit retranscrire le plus fidèlement possible le mouvement des optodes. Dans cette étude, il était simplement attaché au casque par l'intermédiaire d'une bande autoagrippante.

Comme évoqué à la section 4.4.2.4, le design des accéléromètres a été modifié pour qu'ils puissent être encapsulés dans les mêmes boîtiers que les optodes. Nous pouvons penser qu'ils décriront alors plus fidèlement le déplacement des optodes. Il serait intéressant d'étudier l'impact qu'aurait cette amélioration sur l'efficacité des algorithmes présentés.

A ce jour, deux accéléromètres encapsulés dans des boîtiers d'optodes ont été construits et sont utilisés par deux des partenaires du groupe Imaginc, l'hôpital Sainte-Justine et l'hôpital Notre-Dame.

#### **6.2.4 Artefacts issus d'un mouvement aléatoire**

Pour chaque sujet, le choix du meilleur traitement est basé sur la maximalisation de l'erreur quadratique moyenne entre les données brutes et traitées pendant les périodes de marche et la minimalisation de l'erreur quadratique moyenne entre les données brutes et traitées pendant les périodes de repos. L'algorithme n'a pas été testé sur d'autres données que celles recueillies lors de l'étude CardioCogNIRS. Ainsi, sa performance est inconnue lorsqu'appliqué à un jeu de données qui contient des artefacts aléatoires, non localisés et sur de courtes périodes de temps. Néanmoins, pour une utilisation optimale dans un cas comme celui-ci, nous conseillons d'ajouter un module de détection des périodes de mouvement qui aurait le fonctionnement suivant : Pour chaque sujet, un seuil devrait être indiqué par l'utilisateur ; Toutes les périodes de temps durant lequel le signal de l'accéléromètre est inférieur à ce seuil seraient considérées comme des périodes de repos et les autres seraient considérées comme des périodes de mouvement.

## RÉFÉRENCES

- [1] J. Le Lan, “Prototype d'imagerie cérébrale multicanal portable par spectroscopie proche-infrarouge et électroencéphalographie,” Ecole Polytechnique, Montréal, 2013.
- [2] E. Okada and D. T. Delpy, “Near-Infrared Light Propagation in an Adult Head Model. II. Effect of Superficial Tissue Thickness on the Sensitivity of the Near-Infrared Spectroscopy Signal,” *Appl. Opt.*, vol. 42, no. 16, p. 2915, 2003.
- [3] F. Jobsis-Vander Vliet, “Non-Invasive, Near Infrared Monitoring of Cellular Oxygen Sufficiency in Vivo,” in *Oxygen Transport to Tissue VII*, vol. 191, .
- [4] M. Hiraoka, M. Firbank, M. Essenpreis, M. Cope, S. R. Arridge, P. van der Zee, and D. T. Delpy, “A Monte Carlo investigation of optical pathlength in inhomogeneous tissue and its application to near-infrared spectroscopy,” *Phys. Med. Biol.*, vol. 38, no. 12, pp. 1859–1876, Dec. 1993.
- [5] F. Chénier, “Mise en oeuvre d'un système d'imagerie cérébrale fonctionnelle basé sur laspectrométrie infrarouge,” Ecole Polytechnique, Montréal, 2008.
- [6] G. Taga, F. Homae, and H. Watanabe, “Effects of source-detector distance of near infrared spectroscopy on the measurement of the cortical hemodynamic response in infants,” *NeuroImage*, vol. 38, no. 3, pp. 452–460, Nov. 2007.
- [7] S. Coyle, T. Ward, and C. Markham, “Physiological noise in near-infrared spectroscopy: implications for optical brain computer interfacing,” 2004, vol. 4, pp. 4540–4543.
- [8] D. K. Nguyen, J. Tremblay, P. Pouliot, P. Vannasing, O. Florea, L. Carmant, F. Lepore, M. Sawan, F. Lesage, and M. Lassonde, “Non-invasive continuous EEG-fNIRS recording of temporal lobe seizures,” *Epilepsy Res.*, vol. 99, no. 1–2, pp. 112–126, Mar. 2012.
- [9] Z. Li, M. Zhang, Q. Xin, G. Chen, F. Liu, and J. Li, “Spectral analysis of near-infrared spectroscopy signals measured from prefrontal lobe in subjects at risk for stroke,” *Med. Phys.*, vol. 39, no. 4, p. 2179, 2012.
- [10] I. Miyai, H. C. Tanabe, I. Sase, H. Eda, I. Oda, I. Konishi, Y. Tsunazawa, T. Suzuki, T. Yanagida, and K. Kubota, “Cortical Mapping of Gait in Humans: A Near-Infrared Spectroscopic Topography Study,” *NeuroImage*, vol. 14, no. 5, pp. 1186–1192, Nov. 2001.
- [11] M. J. Kurz, T. W. Wilson, and D. J. Arpin, “Stride-time variability and sensorimotor cortical activation during walking,” *NeuroImage*, vol. 59, no. 2, pp. 1602–1607, Jan. 2012.

- [12] M. Suzuki, I. Miyai, T. Ono, and K. Kubota, “Activities in the frontal cortex and gait performance are modulated by preparation. An fNIRS study,” *NeuroImage*, vol. 39, no. 2, pp. 600–607, Jan. 2008.
- [13] S. Perrey, “Non-invasive NIR spectroscopy of human brain function during exercise,” *Methods*, vol. 45, no. 4, pp. 289–299, Aug. 2008.
- [14] M. A. Yücel, J. Selb, D. A. Boas, S. S. Cash, and R. J. Cooper, “Reducing motion artifacts for long-term clinical NIRS monitoring using collodion-fixed prism-based optical fibers,” *NeuroImage*, vol. 85, pp. 192–201, Jan. 2014.
- [15] R. A. Zoroofi, Y. Sato, S. Tamura, H. Naito, and Li Tang, “An improved method for MRI artifact correction due to translational motion in the imaging plane,” *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 14, no. 3, pp. 471–479, Sep. 1995.
- [16] R. M. Birn, K. Murphy, and P. A. Bandettini, “The effect of respiration variations on independent component analysis results of resting state functional connectivity,” *Hum. Brain Mapp.*, vol. 29, no. 7, pp. 740–750, Jul. 2008.
- [17] G. H. Glover, T.-Q. Li, and D. Ress, “Image-based method for retrospective correction of physiological motion effects in fMRI: RETROICOR,” *Magn. Reson. Med.*, vol. 44, no. 1, pp. 162–167, Jul. 2000.
- [18] J. D. Power, K. A. Barnes, A. Z. Snyder, B. L. Schlaggar, and S. E. Petersen, “Spurious but systematic correlations in functional connectivity MRI networks arise from subject motion,” *NeuroImage*, vol. 59, no. 3, pp. 2142–2154, Feb. 2012.
- [19] K. J. Friston, S. Williams, R. Howard, R. S. J. Frackowiak, and R. Turner, “Movement-Related effects in fMRI time-series,” *Magn. Reson. Med.*, vol. 35, no. 3, pp. 346–355, Mar. 1996.
- [20] A. Weissenbacher, C. Kasess, F. Gerstl, R. Lanzenberger, E. Moser, and C. Windischberger, “Correlations and anticorrelations in resting-state functional connectivity MRI: A quantitative comparison of preprocessing strategies,” *NeuroImage*, vol. 47, no. 4, pp. 1408–1416, Oct. 2009.
- [21] E. B. Erhardt, S. Rachakonda, E. J. Bedrick, E. A. Allen, T. Adali, and V. D. Calhoun, “Comparison of multi-subject ICA methods for analysis of fMRI data,” *Hum. Brain Mapp.*, vol. 32, no. 12, pp. 2075–2095, Dec. 2011.

- [22] M. McKeown, “Independent component analysis of functional MRI: what is signal and what is noise?,” *Curr. Opin. Neurobiol.*, vol. 13, no. 5, pp. 620–629, Oct. 2003.
- [23] S. Yang, T. J. Ross, Y. Zhang, E. A. Stein, and Y. Yang, “Head motion suppression using real-time feedback of motion information and its effects on task performance in fMRI,” *NeuroImage*, vol. 27, no. 1, pp. 153–162, Aug. 2005.
- [24] B. Biswal, E. A. Deyoe, and J. S. Hyde, “Reduction of physiological fluctuations in fMRI using digital filters,” *Magn. Reson. Med.*, vol. 35, no. 1, pp. 107–113, Jan. 1996.
- [25] M. Jenkinson and S. Smith, “A global optimisation method for robust affine registration of brain images,” *Med. Image Anal.*, vol. 5, no. 2, pp. 143–156, Jun. 2001.
- [26] N. A. Thacker, E. Burton, A. J. Lacey, and A. Jackson, “The effects of motion on parametric fMRI analysis techniques,” *Physiol. Meas.*, vol. 20, no. 3, pp. 251–263, Aug. 1999.
- [27] S. Thesen, O. Heid, E. Mueller, and L. R. Schad, “Prospective acquisition correction for head motion with image-based tracking for real-time fMRI,” *Magn. Reson. Med.*, vol. 44, no. 3, pp. 457–465, Sep. 2000.
- [28] T. Hiroyasu, Y. Nakamura, and H. Yokouchi, “Method for removing motion artifacts from fNIRS data using ICA and an acceleration sensor,” *Conf. Proc. Annu. Int. Conf. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. Conf.*, vol. 2013, pp. 6800–6803, 2013.
- [29] F. C. Robertson, T. S. Douglas, and E. M. Meintjes, “Motion Artifact Removal for Functional Near Infrared Spectroscopy: A Comparison of Methods,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 6, pp. 1377–1387, Jun. 2010.
- [30] M. Izzetoglu, A. Devaraj, S. Bunce, and B. Onaral, “Motion artifact cancellation in NIR spectroscopy using Wiener filtering,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 52, no. 5, pp. 934–938, May 2005.
- [31] S. K. Piper, A. Krueger, S. P. Koch, J. Mehnert, C. Habermehl, J. Steinbrink, H. Obrig, and C. H. Schmitz, “A wearable multi-channel fNIRS system for brain imaging in freely moving subjects,” *NeuroImage*, vol. 85, pp. 64–71, Jan. 2014.
- [32] J. Virtanen, T. Noponen, K. Kotilahti, J. Virtanen, and R. J. Ilmoniemi, “Accelerometer-based method for correcting signal baseline changes caused by motion artifacts in medical near-infrared spectroscopy,” *J. Biomed. Opt.*, vol. 16, no. 8, p. 087005, Aug. 2011.
- [33] I. T. Jolliffe, *Principal component analysis*, 2nd ed. New York: Springer, 2002.

- [34] Y. Rao and J. Prinipe, “A fast, on-line algorithm for PCA and its convergence characteristics,” *Neural Netw. Signal Process. X 2000*, vol. 1, pp. 299–307, 2000.
- [35] B. Molavi and G. A. Dumont, “Wavelet-based motion artifact removal for functional near-infrared spectroscopy,” *Physiol. Meas.*, vol. 33, no. 2, pp. 259–270, Feb. 2012.
- [36] M. Izzetoglu, P. Chitrapu, S. Bunce, and B. Onaral, “Motion artifact cancellation in NIR spectroscopy using discrete Kalman filtering,” *Biomed. Eng. OnLine*, vol. 9, no. 1, p. 16, 2010.
- [37] F. Scholkmann, S. Spichtig, T. Muehlemann, and M. Wolf, “How to detect and reduce movement artifacts in near-infrared imaging using moving standard deviation and spline interpolation,” *Physiol. Meas.*, vol. 31, no. 5, pp. 649–662, May 2010.
- [38] R. J. Cooper, J. Selb, L. Gagnon, D. Phillip, H. W. Schytz, H. K. Iversen, M. Ashina, and D. A. Boas, “A Systematic Comparison of Motion Artifact Correction Techniques for Functional Near-Infrared Spectroscopy,” *Front. Neurosci.*, vol. 6, 2012.
- [39] M. A. Yücel, J. Selb, R. J. Cooper, and D. A. Boas, “Targeted principle component analysis: A new motion artifact correction approach for near-infrared spectroscopy,” *J. Innov. Opt. Health Sci.*, vol. 07, no. 02, p. 1350066, Mar. 2014.
- [40] A. Hyvärinen, J. Karhunen, and E. Oja, *Independent Component Analysis*. John Wiley and son, 2001.
- [41] F. C. Robertson, T. S. Douglas, and E. M. Meintjes, “Motion Artifact Removal for Functional Near Infrared Spectroscopy: A Comparison of Methods,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 57, no. 6, pp. 1377–1387, Jun. 2010.
- [42] E. Bou Assi and S. Rihana, “Kmeans-ICA based Automatic Method for EOG Denoising in Multichannel EEG Recordings,” *Biomed. Eng. 817 Robot. Appl. BioMed 2014*, 2014.
- [43] B. S. Kim and S. K. Yoo, “Motion Artifact Reduction in Photoplethysmography Using Independent Component Analysis,” *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 53, no. 3, pp. 566–568, Mar. 2006.
- [44] N. Arfaoui, P. Pouliot, J. Le Lan, V. Simard, E. Charlebois-Cloutier, S. Fraser, L. Bherer, F. Lesage, and M. Sawan, “Removal of Motion Artifacts from Recorded NIRS Data During Walking,” presented at the fNIRS2014, Montréal, 2014.
- [45] L. Kocsis, P. Herman, and A. Eke, “The modified Beer–Lambert law revisited,” *Phys. Med. Biol.*, vol. 51, no. 5, pp. N91–N98, Mar. 2006.

- [46] A. Machado, J. M. Lina, J. Tremblay, M. Lassonde, D. K. Nguyen, F. Lesage, and C. Grova, “Detection of hemodynamic responses to epileptic activity using simultaneous Electro-EncephaloGraphy (EEG)/Near Infra Red Spectroscopy (NIRS) acquisitions,” *NeuroImage*, vol. 56, no. 1, pp. 114–125, May 2011.
- [47] J. M. Murkin, S. J. Adams, R. J. Novick, M. Quantz, D. Bainbridge, I. Iglesias, A. Cleland, B. Schaefer, B. Irwin, and S. Fox, “Monitoring brain oxygen saturation during coronary bypass surgery: a randomized, prospective study,” *Anesth. Analg.*, vol. 104, no. 1, pp. 51–58, Jan. 2007.
- [48] A. J. Metz, F. Pugin, R. Huber, P. Achermann, and M. Wolf, “Brain tissue oxygen saturation increases during the night in adolescents,” *Adv. Exp. Med. Biol.*, vol. 789, pp. 113–119, 2013.
- [49] R. Holtzer, J. R. Mahoney, M. Izzetoglu, K. Izzetoglu, B. Onaral, and J. Verghese, “fNIRS study of walking and walking while talking in young and old individuals,” *J. Gerontol. A. Biol. Sci. Med. Sci.*, vol. 66, no. 8, pp. 879–887, Aug. 2011.
- [50] P. Caliandro, M. Masciullo, L. Padua, C. Simbolotti, G. Di Sante, G. Russo, C. Garattini, G. Silvestri, and P. M. Rossini, “Prefrontal cortex controls human balance during overground ataxic gait,” *Restor. Neurol. Neurosci.*, no. 5, pp. 397–405, 2012.
- [51] S. Perrey, “Possibilities for examining the neural control of gait in humans with fNIRS,” *Front. Physiol.*, vol. 5, May 2014.
- [52] A. Devaraj, M. Izzetoglu, K. Izzetoglu, S. C. Bunce, C. Y. Li, and B. Onaral, “Motion artifact removal in FNIR spectroscopy for real-world applications,” 2004, pp. 224–229.
- [53] J. Karhunen, A. Hyvarinen, R. Vigario, J. Hurri, and E. Oja, “Applications of neural blind separation to signal and image processing,” 1997, vol. 1, pp. 131–134.
- [54] H. Santosa, M. J. Hong, S.-P. Kim, and K.-S. Hong, “Noise reduction in functional near-infrared spectroscopy signals by independent component analysis,” *Rev. Sci. Instrum.*, vol. 84, no. 7, p. 073106, Jul. 2013.
- [55] E. Lareau, F. Lesage, P. Pouliot, D. Nguyen, J. Le Lan, and M. Sawan, “Multichannel wearable system dedicated for simultaneous electroencephalography/near-infrared spectroscopy real-time data acquisitions,” *J. Biomed. Opt.*, vol. 16, no. 9, p. 096014, 2011.

- [56] M. Laguë-Beauvais, J. Brunet, L. Gagnon, F. Lesage, and L. Bherer, “A fNIRS investigation of switching and inhibition during the modified Stroop task in younger and older adults,” *NeuroImage*, vol. 64, pp. 485–495, Jan. 2013.
- [57] T. Harada, I. Miyai, M. Suzuki, and K. Kubota, “Gait capacity affects cortical activation patterns related to speed control in the elderly,” *Exp. Brain Res.*, vol. 193, no. 3, pp. 445–454, Mar. 2009.
- [58] J. Ye, S. Tak, K. Jang, J. Jung, and J. Jang, “NIRS-SPM: Statistical parametric mapping for near-infrared spectroscopy,” *NeuroImage*, vol. 44, no. 2, pp. 428–447, Jan. 2009.
- [59] H. Li, S. Tak, and J. C. Ye, “Lipschitz-Killing curvature based expected Euler characteristics for p-value correction in fNIRS,” *J. Neurosci. Methods*, vol. 204, no. 1, pp. 61–67, Feb. 2012.
- [60] P. Pouliot, J. Tremblay, M. Robert, P. Vannasing, F. Lepore, M. Lassonde, M. Sawan, D. K. Nguyen, and F. Lesage, “Nonlinear hemodynamic responses in human epilepsy: A multimodal analysis with fNIRS-EEG and fMRI-EEG,” *J. Neurosci. Methods*, vol. 204, no. 2, pp. 326–340, Mar. 2012.
- [61] T. Davies and T. Fearn, “Back to basics: the principles of principal component analysis,” *Spectrosc. Eur.*, vol. 16, no. 6, p. 20, 2004.
- [62] A. Hyvarinen, “Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 10, no. 3, pp. 626–634, May 1999.
- [63] K. L. Leenders, D. Perani, A. A. Lammertsma, J. D. Heather, P. Buckingham, T. Jones, M. J. R. Healy, J. M. Gibbs, R. J. S. Wise, J. Hatazawa, S. Herold, R. P. Beaney, D. J. Brooks, T. Spinks, C. Rhodes, and R. S. J. Frackowiak, “Cerebral blood flow, blood volume and oxygen utilization: Normal values and effect of age,” *Brain*, vol. 113, no. 1, pp. 27–47, 1990.
- [64] L. Gagnon, R. J. Cooper, M. A. Yücel, K. L. Perdue, D. N. Greve, and D. A. Boas, “Short separation channel location impacts the performance of short channel regression in NIRS,” *NeuroImage*, vol. 59, no. 3, pp. 2518–2528, Feb. 2012.