



**HAL**  
open science

# Séparation de signaux électromyographiques de surface à haute densité pour la réduction de la diaphonie.

Abilé Magbonde

## ► To cite this version:

Abilé Magbonde. Séparation de signaux électromyographiques de surface à haute densité pour la réduction de la diaphonie.. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Université Grenoble Alpes [2020-..], 2024. Français. NNT : 2024GRALT008 . tel-04585457

**HAL Id: tel-04585457**

**<https://theses.hal.science/tel-04585457>**

Submitted on 23 May 2024

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

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

THÈSE

Pour obtenir le grade de

**DOCTEUR DE L'UNIVERSITÉ GRENOBLE ALPES**

École doctorale : EEATS - Electronique, Electrotechnique, Automatique, Traitement du Signal (EEATS)

Spécialité : Signal Image Parole Télécoms

Unité de recherche : Grenoble Images Parole Signal Automatique

**Séparation de signaux électromyographiques de surface à haute densité pour la réduction de la diaphonie.**

**Separation of high density surface electromyographic signals to reduce cross-talk.**

Présentée par :

**Abilé MAGBONDE**

Direction de thèse :

**Bertrand RIVET**

MAITRE DE CONFERENCES HDR, GRENOBLE INP

Directeur de thèse

**Franck QUAINÉ**

MAITRE DE CONFERENCES HDR, UGA

Co-directeur de thèse

Rapporteurs :

**Sebastian MIRON**

MAITRE DE CONFERENCE HDR, Université de Lorraine

**Pierre PORTERO**

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, Université Paris Est Créteil

Thèse soutenue publiquement le **15 février 2024**, devant le jury composé de :

**Eric LE CARPENTIER**

MAITRE DE CONFERENCE HDR, École Centrale de Nantes

Examineur

**Anne HUMEAU-HEURTIER**

PROFESSEURE DES UNIVERSITES, Université d'Angers

Examinatrice

**Sebastian MIRON**

MAITRE DE CONFERENCE HDR, Université de Lorraine

Rapporteur

**Jérôme MARS**

PROFESSEUR DES UNIVERSITES, GRENOBLE INP

Président





# Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde reconnaissance à ma famille. A ma feuë mère, décédée une année après mon arrivée en France, je te dédie ces lignes pour exprimer ma gratitude pour les nombreux sacrifices que tu as consentis pour moi. Chaque jour, je pense à toi, et je me force de devenir l'homme que tu as toujours rêvé que je sois. Je te souhaite un repos éternel. A mon père qui s'est toujours battu pour que nous ne manquions de rien, j'admire ton courage et ta rigueur au travail. À mes frères et sœurs, je tiens à dire combien je suis fier de vous. Vous avez été des modèles de réussite dans les études pour moi, en particulier mes grands frères qui ont ouvert la voie.

Je tiens à remercier particulièrement mes Directeurs de thèse Bertrand Rivet et Franck Quaine pour leurs précieuses aides et disponibilités durant ces trois années de thèse. Ils ont été d'un grand soutien scientifique dans le déroulement de cette thèse. J'admire leur patience et leur pédagogie qui m'ont permis d'effectuer ces travaux de recherches dans les meilleures conditions. Je suis profondément reconnaissant d'avoir eu la chance de travailler sous leur direction. J'ai appris énormément de choses ces trois années qui m'aideront sans doute dans ma future carrière, mais bien au-delà.

Je voudrais également remercier tous les membres de mon jury : Jérôme Mars pour m'avoir fait l'honneur de présider ce jury avec une grande expertise; Pierre Portero et Sebastian Miron, pour avoir accepté de rapporter rigoureusement mon travail; Eric Le Carpentier et Anne Humeau-Heurtier, pour l'examen minutieux que vous avez apporté à mon travail. Vos remarques précieuses et vos conseils avisés ont été d'une inestimable utilité dans l'amélioration et l'enrichissement de ce manuscrit. Je vous suis infiniment reconnaissant pour le temps que vous avez consacré à sa lecture, pour vos compétences mises à ma disposition et votre soutien inestimable tout au long de ce processus.

Je tiens à avoir une pensée pour Christine Servièrë qui avait initialement accepté de superviser ma thèse, mais qui, en raison de problème de santé, n'a pas pu le faire. Je lui souhaite sincèrement une bonne santé.

Je remercie Jeanne Assogba pour son amour et son soutien moral constants durant ces trois années. Nos échanges ont été souvent une bouffée d'oxygène pour moi. Je me souviens de nos agréables vacances à Lomé puis à Cotonou. Mes pensées vont également à l'endroit de Yessan et Irawo, votre présence a été une source de motivation quand les défis semblaient insupportables. J'espère vous retrouver bientôt.

Je m'en voudrais de ne pas remercier Juliette Lenouvel, ma première rencontre amicale au GIPSA-LAB. Ta présence et ton soutien spontané ont été inestimables pour moi. Merci aussi pour le bouquin que tu m'as offert pour améliorer mon anglais. C'est vrai que ces derniers mois nous, nous voyons de moins en moins, mais sache que tu es une très bonne personne.

Un grand merci à tous les stagiaires Gemma, Matilde, Elena, Constantin, Ryan et bien

d'autres qui m'ont aidé dans les différentes tâches expérimentales de cette thèse. Vos contributions ont été précieuses pour la réussite de ces travaux. Je remercie aussi chaleureusement Xavier, Arthur et Clémentine, membres du laboratoire, pour leur soutien inestimable tout au long de mes diverses acquisitions de signaux.

# Publications

Les résultats de ces travaux de thèse ont été publiés dans ces trois conférences :

## Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society

- Magbonde, A., Quaine, F., & Rivet, B. (2022, July). Comparison of blind source separation methods to surface electromyogram for extensor muscles of the index and little fingers. In 2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC) (pp. 3615-3618). IEEE.

## International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing

- Magbonde, A., Quaine, F., & Rivet, B. (2023, June). Constrained non-negative PARAFAC2 for electromyogram separation. In ICASSP 2023-2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP) (pp. 1-5). IEEE.

## Groupement de Recherche en Traitement du Signal et de l'Image

- Magbonde, A., Quaine, F., & Rivet, B. Décomposition tensorielle PARAFAC2 contrainte pour l'estimation du niveau de force à partir de signaux EMG de surface.

Nous envisageons publier bientôt dans deux revues : une première revue basée sur l'aspect traitement du signal de notre thèse et une autre revue basée sur l'aspect expérimental en mettant à la disposition de la communauté scientifique notre base de données de signaux électromyogrammes matriciels.



# Table des matières

Table des sigles et acronymes	xxiii
<b>I Introduction générale</b>	<b>1</b>
1 Introduction	3
2 Physiologie du muscle	5
2.1 Structure d'un muscle . . . . .	5
2.2 Muscle squelettique . . . . .	6
2.3 Du motoneurone au muscle . . . . .	7
2.4 Potentiel d'action de fibre et potentiel d'action d'unité motrices . . . . .	10
3 Enregistrement du signal électromyogramme	13
3.1 Modélisation de l'EMG global . . . . .	13
3.2 Types de circuit . . . . .	14
3.3 Électrodes de détection de mesure . . . . .	16
3.4 Relation entre EMG et force . . . . .	19
<b>II Etat de l'art sur la Séparation Aveugle de Sources</b>	<b>23</b>
4 Séparation Aveugle de Sources (SAS)	25
4.1 Présentation générale de la séparation de sources . . . . .	25
4.2 Séparation par analyse en composantes indépendantes . . . . .	27
4.3 Séparation de sources non-négatives . . . . .	31
4.4 Méthodes de séparation relatives au cross-talk en EMG . . . . .	33



---

<b>III</b>	<b>Bases de données</b>	<b>37</b>
<b>5</b>	<b>Description du protocole expérimental</b>	<b>39</b>
5.1	Choix des muscles . . . . .	39
5.2	Protocole préexistant au GIPSA-LAB . . . . .	40
5.3	Les différentes tâches expérimentales . . . . .	42
5.4	Dispositif expérimental . . . . .	45
<b>6</b>	<b>Analyse de la base de données</b>	<b>53</b>
6.1	Illustration des signaux acquis . . . . .	53
6.2	Analyse qualitative de la base de données . . . . .	64
6.3	Mélanges artificiels . . . . .	78
6.4	Conclusion . . . . .	80
<b>IV</b>	<b>Méthodologies</b>	<b>81</b>
<b>7</b>	<b>Approches de type Séparation Aveugle de Source (SAS)</b>	<b>83</b>
7.1	FASTICA . . . . .	83
7.2	Diagonalisation Conjointe . . . . .	85
7.3	Filtre optimal . . . . .	86
7.4	Résultats et discussion . . . . .	87
<b>8</b>	<b>Réduction de la diaphonie basée sur des méthodes tensorielles</b>	<b>107</b>
8.1	Méthodes proposées . . . . .	107
8.2	Résolution des méthodes par AO-ADMM . . . . .	114
8.3	Résultats et discussion . . . . .	119
	<b>Conclusions et perspectives</b>	<b>159</b>
<b>A</b>	<b>Annexes : Mise à jour de la décomposition tensorielle</b>	<b>161</b>

---

A.1	ADMM pour le mode $\mathbf{A}$	161
A.2	ADMM pour le mode $\mathbf{B}_k$	164
A.3	ADMM pour le mode $\mathbf{D}_k$	166



# Table des figures

2.1	Structure d'une fibre musculaire [1]. . . . .	6
2.2	Organisation d'un muscle squelettique [2]. . . . .	7
2.3	Classification des muscles squelettiques selon l'organisation des fibres musculaires. En A, a, type fusiforme; b,c,d, types penniformes (b, unipenné; c, bipenné; d, multipenné). En B, effet de l'angle de pennation sur le raccourcissement et la section du muscle [1] . . . . .	8
2.4	Schéma d'une unité motrice [1]. . . . .	8
2.5	Potentiel d'axone moteur. A, représentation schématique d'un moto-neurone. B, propagation des courants ionique dans un axone myélinisé. C, la brève variation du potentiel de la membrane [1]. . . . .	9
2.6	Génération du potentiel d'action d'une unité motrice [3]. . . . .	11
2.7	Courants traversant la membrane d'une fibre musculaire dans les régions dépolarisées. Les signes + et - indiquent la polarité locale de la tension de membrane et les bandes grises indiquent les régions où le courant entre ou sort. Adaptée de [5] . . . . .	11
3.1	Représentation schématique de la production du signal sEMG [6]. . . . .	14
3.2	Spectre de puissance moyen d'un signal EMG obtenu par la méthode de Welch [7]. . . . .	15
3.3	Mesure d'un signal EMG. a) Monopolaire. b) Bipolaire. . . . .	15
3.4	Différents types d'électrodes EMG. La détection non-invasive donne accès au comportement global du muscle alors que les électrodes invasives permettent l'analyse de l'activité de la cellule musculaire. A noter que les matrices d'EMG permettent une caractérisation de l'activité des unités motrices. D'après Hogrel (1995). . . . .	16
3.5	Acquisition bipolaire des signaux EMG à partir de deux dérivations bipolaires. . . . .	17
3.6	Différence de signal EMG entre les électrodes à aiguille et les électrodes de surface. A) Signal EMG à aiguille. B) Signal EMG détecté par une électrode de surface. Muscle : <i>L'abductor pollicis brevis</i> [8]. . . . .	17
3.7	Illustration de la diaphonie [12]. . . . .	18

3.8	Relation entre l'EMG et la force chez l'humain [19]. . . . .	20
4.1	Principe de séparation par analyse en composantes indépendantes. . . . .	27
4.2	Profils de force simulés et les signaux EMG de surface correspondants accompagnés des densités spectrales de puissance [33]. . . . .	34
4.3	Signal enregistré sur le muscle <i>pronator teres</i> lors de la rotation du poignet (ligne noire) et le signal de force lié à la rotation (ligne en pointillés). Les intervalles définis par le signal de force correspondent aux moments de contraction du muscle <i>pronator teres</i> [33]. . . . .	34
5.1	Muscles extenseurs [45]. A) Muscle extenseur de l'index. B) Muscle extenseur du petit doigt. . . . .	40
5.2	Niveau de force en Newton mesuré sur chaque doigt au cours de l'extension individuelle et au cours de l'extension simultanée. En haut : essai de l'index et de l'index plus petit doigt. En bas : essai du petit doigt et du petit doigt plus index. . . . .	41
5.3	Dispositif pour la mesure des forces au bout des doigts. A) Acquisition bipolaire d'EMG des extenseurs de l'index et du petit doigt [7]. B) Acquisition matricielle d'EMG des extenseurs de l'index et du petit doigt [12]. . . . .	42
5.4	Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de la contraction individuelle maximale. Sur la figure du haut seul le petit doigt est en contraction et l'index au repos et sur la figure du bas l'index est en contraction et le petit doigt au repos. Profil de force de l'index (—), profil de force du petit doigt (—). . . . .	43
5.5	Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de la contraction simultanée maximale. Extension de l'index seul au départ, puis de l'index et du petit doigt et du petit doigt seul à la fin. Profil de force de l'index (—), profil de force du petit doigt (—). . . . .	44
5.6	Niveau de force exercé par l'index et le petit doigt lors de la seule contraction du petit doigt ou de la seule contraction de l'index (A) et de la contraction simultanée petit doigt plus index (B et C). A) Niveau de force exercé au cours de l'extension individuelle de l'index ou du petit doigt. B) Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de l'extension simultanée. Extension de l'index seul au départ puis de l'index et du petit doigt et du petit doigt seul à la fin. C) Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de l'extension simultanée. Extension du petit doigt seul au départ puis du petit doigt et de l'index et de l'index seul à la fin. Profil de force de l'index (—), profil de force du petit doigt (—). . . . .	46
5.7	Matrice d'électrodes de 64 capteurs (de OT Bioelettronica, Torino-Italie). . . . .	47

5.8	Configuration pour l'acquisition d'enregistrements HDsEMG. Positionnement de la matrice d'électrodes et des électrodes de référence à droite de l'avant-bras du sujet (Fig. de droite). Représentation des repères anatomiques utilisés pour positionner la matrice (Fig. de gauche). . . . .	47
5.9	Amplificateur quattroceto (de OT Bioelettronica, Torino-Italie). . . . .	48
5.10	Exemple de disposition des caméras infrarouges utilisées. (2 sur des les 3 caméras sont ici visibles). . . . .	49
5.11	Marqueurs de capture de mouvement placés au bout des doigts et sur les repères. 50	
5.12	Le système de masses permettant un empilement simplifié avec un capteur de compression sous la plaque de base. . . . .	50
5.13	Système avec support élévateur pour atteindre les différents niveaux de force. . . . .	51
5.14	Configuration pour la mesure de la pression de la main et des doigts grâce aux jauges de contraintes. (cf. image de gauche). . . . .	51
6.1	Exemple de signaux HD-sEMG enregistrés à partir d'une matrice à 64 électrodes lors de la seule extension de l'index. . . . .	55
6.2	Exemple de signaux HD-sEMG enregistrés à partir d'une matrice à 64 électrodes lors de la seule extension du petit doigt. . . . .	56
6.3	Signal HD-sEMG de l'électrode 17 associé au signal de la jauge de contrainte sous la masse suspendue au bout du doigt et la position du doigt obtenue par la caméra qualisys lors de la seule extension de l'index. . . . .	57
6.4	RMS des signaux HD-sEMG lors de la seule extension de l'index calculée sur des fenêtres glissantes de durée $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . .	57
6.5	Signal HD-sEMG de l'électrode 35 associé au signal de la jauge de contrainte sous la masse suspendue au bout du doigt et la position du doigt obtenue par la caméra qualisys lors de la seule extension du petit doigt. . . . .	58
6.6	RMS des signaux HD-sEMG lors de la seule extension du petit doigt du petit doigt calculée sur des fenêtres glissantes de durée $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . .	58
6.7	Exemple de signaux HD-sEMG lors de l'extension simultanée index-petit doigt enregistrés à partir d'une matrice à 64 électrodes. . . . .	60

6.8	Exemple de signaux HD-sEMG lors de l'extension simultanée petit doigt-index enregistrés à partir d'une matrice à 64 électrodes. . . . .	61
6.9	Signal HD-sEMG lors de l'extension simultanée index-petit doigt de l'électrode 36 associé aux signaux des jauges de contrainte sous les masses suspendues au bout de chaque doigt et la position des doigts obtenue par la caméra qualisys. . . . .	62
6.10	RMS des signaux HD-sEMG lors de l'extension simultanée IP calculée sur des fenêtres glissantes de durée $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . .	62
6.11	Signal HD-sEMG lors de l'extension simultanée petit doigt-index de l'électrode 36 associé aux signaux des jauges de contrainte sous les masses suspendues au bout de chaque doigt et la position des doigts obtenue par la caméra qualisys. . . . .	63
6.12	RMS des signaux HD-sEMG lors de l'extension simultanée PI calculée sur des fenêtres glissantes de durée $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . .	63
6.13	Exemple de signaux HD-sEMG lors de la seule extension de l'index enregistrés à partir d'une matrice à 64 électrodes mettant en exergue quelques électrodes défectueuses (les électrodes 40 et 63 par exemple). . . . .	65
6.14	Tableau récapitulatif de la base de données n°2. . . . .	68
6.15	Nombre total d'électrodes défectueuses au cours de l'extension de chaque doigt et des extensions simultanées par sujet. Chaque boîte à moustaches montre la médiane en tant que ligne centrale en rouge, les bords inférieurs et supérieurs correspondent respectivement aux 25e et 75e percentiles. . . . .	69
6.16	Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension de l'index sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze premiers sujets. . . . .	70
6.17	Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension de l'index sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze derniers sujets. . . . .	71

- 6.18 Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension du petit doigt sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze premiers sujets. . . . . 72
- 6.19 Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension du petit doigt sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze derniers sujets. . . . . 73
- 6.20 Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension simultanée index-petit doigt (IP) sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze premiers sujets. . . . . 74
- 6.21 Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension simultanée index-petit doigt (IP) sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze premiers sujets. Cas des douze derniers sujets. . . . . 75
- 6.22 Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension simultanée petit doigt-index (PI) sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze premiers sujets sauf le sujet 3 qui n'a pas d'essais PI. . . . . 76



6.23	Histogramme représentant le nombre de fois un capteur est défectueux au cours de l'extension simultanée petit doigt-index (PI) sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale. Cas des douze derniers sujets. . . . .	77
6.24	Exemple de signaux HD-sEMG d'un mélange artificiel entre les 64 signaux simulant l'extension simultanée de l'index et du petit doigt. . . . .	79
6.25	Signal HD-sEMG du mélange artificiel simulant l'extension simultanée index plus petit doigt de l'électrode 29 associé aux signaux des jauges de contrainte sous les masses suspendues au bout de chaque doigt et la position des doigts obtenue par la caméra qualisys. . . . .	80
7.1	Présentation des profils de puissance des signaux de l'index (—) considérés comme référence dans le mélange artificiel créé (6.1) et leurs profils de puissance binarisés (—). . . . .	90
7.2	Estimation des composantes de l'index à partir du mélange artificiel créé (6.1) en utilisant le filtre optimal. (—) Profils de puissance des composantes estimées de l'index et leurs profils de puissance binarisés (—). . . . .	91
7.3	Présentation des profils de puissance binarisés des composantes estimées de l'index (—) obtenues par filtrage optimal appliqué au mélange artificiel créé (6.1) et les profils de puissance binarisés des signaux de l'index (—) considéré comme référence dans le mélange créé. . . . .	92
7.4	Erreur (7.24) entre les profils binarisés de puissance des composantes estimées et ceux des signaux de référence. . . . .	93
7.5	Estimation des composantes de l'index et du petit doigt (—) à partir des mélanges artificiels (6.1) par la méthode FASTICA et leurs profils de puissance respectifs (—). . . . .	95
7.6	Estimation des composantes de l'index et du petit doigt (—) à partir des mélanges artificiels (6.1) par la méthode de diagonalisation conjointe et leurs profils de puissance respectifs (—). . . . .	96
7.7	Évolution des valeurs propres estimées par la méthode du filtre optimal en maximisant le rapport SNR (7.21) entre les signaux de l'index et les signaux du mélange artificiel (I+PD). . . . .	97
7.8	Estimation des composantes de l'index (—) à partir des mélanges artificiels (6.1) par la méthode du filtre optimal et leurs profils de puissance respectifs (—). . . . .	98

7.9	Performances de séparation angles min (7.22a) et max (7.22b) liées à l'estimation du petit doigt. Chaque boîte à moustaches montre la médiane en tant que ligne centrale en rouge, les bords inférieurs et supérieurs correspondent respectivement aux 25e et 75e percentiles. Les moustaches s'étendent aux valeurs extrêmes et les outliers sont représentés par des croix rouges. . . . .	100
7.10	Performances de séparation angles min (7.22a) et max (7.22b) liées à l'estimation de l'index. Chaque boîte à moustaches montre la médiane en tant que ligne centrale en rouge, les bords inférieurs et supérieurs correspondent respectivement aux 25e et 75e percentiles. Les moustaches s'étendent aux valeurs extrêmes et les outliers sont représentés par des croix rouges. . . . .	100
7.11	Nombre de composantes sélectionnées. A) Lorsque le PD est le muscle cible, B) lorsque l'index est le muscle cible. . . . .	101
7.12	Évolution des valeurs propres estimées par la méthode du filtre optimal en maximisant le rapport SNR (7.21) entre les signaux de l'index et les signaux du mélange réel (IP). . . . .	102
7.13	Composantes estimées par la méthode FASTICA (–) à partir des mélanges réels index-petit doigt (IP) et leurs profils de puissance respectifs (–). . . . .	103
7.14	Composantes estimées par la méthode de la diagonalisation conjointe (–) à partir des mélanges réels index-petit doigt (IP) et leurs profils de puissance respectifs (–). . . . .	104
7.15	Composantes estimées par la méthode du filtre optimal (–) à partir des mélanges réels index-petit doigt (IP) et leurs profils de puissance respectifs (–). . . . .	105
8.1	Carte d'activation RMS lors de l'extension du petit doigt sur une fenêtre d'une seconde de signal. . . . .	111
8.2	Niveau de force exercé par un doigt (orange) pendant que l'autre doigt est au repos (bleu) (cf. figure 5.6). . . . .	113
8.3	Estimation des composantes temporelles de l'index et du petit doigt à partir du premier mélange artificiel en utilisant la NMF. (– profil temporel des doigts, – position de l'index capturée par la caméra, – position du petit doigt capturée par la caméra). . . . .	122
8.4	Estimation des profils spatiaux par la méthode NMF appliquée au premier mélange artificiel. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . .	122

- 
- 8.5 Estimation des composantes temporelles de l'index et du petit doigt à partir du second mélange artificiel en utilisant la NMF. (— profil temporel des doigts, — position de l'index capturée par la caméra, — position du petit doigt capturée par la caméra). . . . . 123
- 8.6 Profils spatiaux estimés par la méthode NMF appliquée au second mélange artificiel. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 123
- 8.7 Profils spatiaux estimés par la méthode NN-PARAFAC2 appliquée au tenseur contenant les profils de puissance des signaux de chaque muscle en extension individuelle et ceux des mélanges artificiels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 124
- 8.8 Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et ceux des deux types des mélanges artificiels (I+PD, PD+I). . . . . 126
- 8.9 Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges artificiels (I+PD, PD+I).
- : contribution des composantes liées à l'index.
  - : contribution des composantes liées au petit doigt.
  - : contribution de la composante liée au bruit. . . . . 126

- 8.10 Contribution globale des composantes sélectionnées par essai pour chacun des doigts (index ou petit doigt).  
 A) Contribution globale (8.25) des différentes composantes sélectionnées de l'index parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais de la contraction individuelle de l'index.  
 B) Contribution globale (8.25) des différentes composantes sélectionnées du petit doigt parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais de la contraction individuelle du petit doigt.  
 C) Contribution globale (8.25) des différentes composantes sélectionnées par doigt parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais des mélanges artificiels index plus petit doigt.  
 D) Contribution globale de l'ensemble des composantes sélectionnées (8.26) de l'index et du petit doigt parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais des mélanges artificiels index plus petit doigt.  
 ● : contribution globale des composantes liées à l'index.  
 ● : contribution globale des composantes liées au petit doigt.  
 ● : contribution globale de l'ensemble des composantes sélectionnées de l'index et du petit doigt. . . . . 128
- 8.11 Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et à ceux des mélanges artificiels. (— Profils temporels de l'index, — profils temporels du petit doigt). . . . . 129
- 8.12 Séparation à partir de mélanges artificiels par PARAFAC2. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, — position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 131
- 8.13 Profils spatiaux estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée au tenseur contenant les profils de puissance des signaux de chaque muscle en extension individuelle et ceux des mélanges artificiels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 133
- 8.14 Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 contrainte pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et ceux des deux types des mélanges artificiels (I+PD, PD+I). . . . . 134

- 8.15 Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 contrainte pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges artificiels.
- : contribution de la composante liée à l'index.
  - : contribution de la composante liée au petit doigt.
  - : contribution des composantes liées au bruit. . . . . 134
- 8.16 Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et à ceux des mélanges artificiels. (– Profils temporels de l'index, – profils temporels du petit doigt). . . . . 135
- 8.17 Séparation à partir de mélanges artificiels par PARAFAC2 contrainte. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– profil moyen de puissance des doigts, – position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 137
- 8.18 Séparation à partir de mélanges artificiels. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– mod.PF2, –PF2, – position des doigts capturée par la caméra). Milieu (resp. Droite) : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas) par mod.PF2 (resp. PF2). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 138
- 8.19 Comparaison des performances d'estimation à partir de l'erreur d'estimation (8.23) (index à gauche et petit doigt à droite). Boxplots : médiane (ligne rouge), 25ème et 75ème percentile (bords inférieurs et supérieurs), valeurs extrêmes (moustaches) et valeurs aberrantes (+). . . . . 140
- 8.20 Nombre de composantes associées à l'index (gauche) et au petit doigt (droite). Boxplots : médiane (ligne rouge), 25ème et 75ème percentile (bords inférieurs et supérieurs), valeurs extrêmes (moustaches) et valeurs aberrantes (+). . . . . 140
- 8.21 Influence du nombre de capteurs défectueux sur l'erreur d'estimation (8.23) (à gauche : index, à droite : petit doigt). Les diagrammes en boîte présentent la médiane (ligne rouge), le 25e et le 75e centiles (bords inférieur et supérieur), les valeurs extrêmes (moustaches) et les valeurs aberrantes (+). . . . . 141

- 8.22 Profils spatiaux estimés par la méthode PARAFAC2 appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque muscle contracté individuellement et ceux des mélanges réels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 142
- 8.23 Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels (IP, PI). . 143
- 8.24 Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels (IP, PI).
- : contribution des composantes liées à l'index.
  - : contribution des composantes liées au petit doigt.
  - : contribution de la composante liée au bruit. . . . . 143
- 8.25 Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et à ceux des mélanges réels. (– Profils temporels de l'index, – profils temporels du petit doigt.) . . . . . 145
- 8.26 Séparation à partir de mélanges réels (IP) par PARAFAC2. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– profil moyen de puissance des doigts, – position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 146
- 8.27 Séparation à partir de mélanges réels (PI) par PARAFAC2. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– profil moyen de puissance des doigts, – position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 147
- 8.28 Profils spatiaux estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque muscle contracté individuellement et ceux mélanges réels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 148

- 8.29 Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 contrainte pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels. . . . . 150
- 8.30 Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 contrainte pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels (IP, PI).
- : contribution de la composante liée à l'index.
  - : contribution de la composante liée au petit doigt.
  - : contribution des composantes liées au bruit. . . . . 150
- 8.31 Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et ceux mélanges réels. (– Profils temporels de l'index, – profils temporels du petit doigt). . . . . 151
- 8.32 Séparation à partir de mélanges réels (IP) par PARAFAC2 contrainte. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– profil moyen de puissance des doigts, – position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 152
- 8.33 Séparation à partir de mélanges réels (PI) par PARAFAC2 contrainte. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– profil moyen de puissance des doigts, – position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 153
- 8.34 Séparation à partir de mélanges réels (IP). Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (– mod.PF2, –PF2, – position des doigts capturée par la caméra). Milieu (resp. Droite) : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas) par mod.PF2 (resp. PF2). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 155

- 
- 8.35 Séparation à partir de mélanges réels (PI). Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (— mod.PF2, —PF2, — position des doigts capturée par la caméra). Milieu (resp. Droite) : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas) par mod.PF2 (resp. PF2). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. . . . . 156





# Table des sigles et acronymes

<b>ACP</b>	<i>Analyse en Composante Principale</i>
<b>ALS</b>	<i>Alternating Least Squares</i>
<b>A0-ADMM</b>	<i>Alternating Direction Method of Multipliers</i>
<b>AMUSE</b>	<i>Algorithm for Multiple Unknown Signals Extraction</i>
<b>CPP</b>	<i>Comité de Protection des Personnes</i>
<b>CKC</b>	<i>Convolution Kernel Compensation</i>
<b>EDC</b>	<i>Extensor Digitorum Communis</i>
<b>EEG</b>	<i>Electroencéphalogramme</i>
<b>EMG</b>	<i>Electromyogram</i>
<b>FASTICA</b>	<i>Fast Independent Component Analysis</i>
<b>GIPSA-LAB</b>	<i>Grenoble Images Parole Signal Automatique LABORATOIRE</i>
<b>HD-sEMG</b>	<i>High-Density Surface Electromyogram</i>
<b>I</b>	<i>Index</i>
<b>ICA</b>	<i>Independent Component Analysis</i>
<b>IEMG</b>	<i>Intramuscular Electromyogram</i>
<b>IP</b>	<i>Index-Petit doigt</i>
<b>JADE</b>	<i>Joint Approximative Diagonalization of Eigenmatrices</i>
<b>MUAP</b>	<i>Motor Unit Action Potential</i>
<b>MVC</b>	<i>Maximum Voluntary Contraction</i>
<b>NN-PARAFAC</b>	<i>Non-Negative Parallel Factor Analysis</i>
<b>NMF</b>	<i>Non-Negative Matrix Factorization</i>
<b>NMJ</b>	<i>Neuromuscular Junction</i>
<b>PA</b>	<i>Potentiel d'Action</i>
<b>PAUM</b>	<i>Potentiels d'Action de l'Unité Motrice</i>
<b>PARAFAC</b>	<i>Parallel Factor Analysis</i>
<b>PC</b>	<i>Personal Computer</i>
<b>PCA</b>	<i>Principal Components Analysis</i>
<b>PCSA</b>	<i>Physiological Cross-Sectional Area</i>
<b>PD</b>	<i>Petit doigt</i>
<b>PI</b>	<i>Petit doigt-Index</i>
<b>REF</b>	<i>Référence</i>
<b>RMS</b>	<i>Root Mean Square</i>

<b>sEMG</b>	<i>Surface Electromyogram</i>
<b>SOBI</b>	<i>Second Order Blind Identification</i>
<b>SNR</b>	<i>Signal to Noise Ratio</i>
<b>STFDs</b>	<i>Spatial Time-Frequency Distributions</i>
<b>UM</b>	<i>Unité Motrice</i>
<b>VC</b>	<i>Vitesse de Conduction</i>

Première partie

Introduction générale



# Introduction

---

La quantification de la motricité humaine, à des fins thérapeutiques, sportives ou d'interaction reste un challenge scientifique relevant de plusieurs disciplines de recherche. Le fonctionnement du muscle humain, actionneur des segments et créateur des forces motrices, peut s'appréhender avec divers outils de la biomécanique. Parmi ceux-ci, la captation et l'analyse du signal électrique émanant de la contraction musculaire présente un intérêt important. Ce signal pouvant être qualifié de "unique signal physiologique du mouvement humain" fait l'objet de nombreuses études depuis plusieurs décennies. Dans le cadre de cette thèse, nous aborderons l'analyse de ce signal au travers de techniques expérimentales émergentes associées à des méthodes avancées du traitement du signal.

L'électromyographie matricielle est une technique permettant d'enregistrer ces signaux EMG de manière non invasive en plaçant des capteurs ou des matrices d'électrodes à la surface de la peau. C'est un outil très indispensable qui permet de capter des signaux électriques, sans insérer des aiguilles ou fils à l'intérieur de la peau. De plus, contrairement à l'EMG intramusculaire invasive qui est très localisée et dont le signal enregistré ne représente pas toute l'activité du muscle cible, l'électromyographie matricielle permet de couvrir une grande zone du muscle squelettique au-dessus duquel l'enregistrement est effectué. En revanche, au delà de ses nombreux atouts, elle n'est pas exempt d'inconvénients.

L'une de ces limites est le phénomène de la diaphonie. La diaphonie est la contamination croisée entre plusieurs fibres musculaires au cours d'une contraction simultanée. Cela peut s'expliquer par la proximité anatomique de certains muscles dans le corps humain. Ainsi, chaque électrode de surface placée à la surface de la peau, enregistre non seulement le signal du muscle cible, mais aussi des autres muscles environnants.

L'acquisition de l'EMG sur des muscles contigus tels que les muscles de l'avant bras est perturbée par ce phénomène de diaphonie. Ce phénomène se constate par exemple, au cours de l'acquisition matricielle des signaux des muscles extenseurs de l'index et du petit doigt. En effet, lorsque ces deux muscles sont en contraction simultanée, nous enregistrons un signal qui est le mélange des signaux des deux muscles.

L'objectif de notre thèse est de pouvoir développer des méthodes de séparation permettant d'avoir accès à l'activité musculaire de chaque muscle à partir des signaux enregistrés. Nous sommes en face d'un problème de séparation aveugle de sources. Dans cette thèse, on propose une approche de réduction de la diaphonie ou crosstalk en utilisant les enveloppes des signaux EMG à partir d'une décomposition tensorielle non négative. Notre approche prend en compte

les propriétés physiologiques des signaux EMG mais se base également sur des contraintes liées à notre protocole expérimental.

Ce mémoire est divisé en cinq grandes parties. La partie 1, intitulée introduction générale, porte sur l'introduction, traite de la physiologie du muscle et de l'enregistrement du signal électromyogramme. La partie 2 porte sur l'état de l'art des méthodes de séparation aveugle de sources. Nous faisons une présentation générale de la séparation de sources et présentons quelques méthodes de la littérature relatives au crosstalk en EMG. La troisième partie expose le protocole expérimental proposé et porte sur l'analyse qualitative et quantitative de notre base de données de signaux HD-sEMG. Cette base est riche, exploitable, et notre volonté est de la mettre à la disposition de la communauté scientifique. Dans la quatrième partie, nous présentons les résultats de quelques méthodes de séparation aveugle de source dans le cadre de la réduction de la diaphonie. Enfin, nous proposons à cette étape de la rédaction, notre approche pour la réduction de la diaphonie et présentons les résultats de séparation sur des mélanges artificiels et réels de signaux sEMG.

# Physiologie du muscle

---

## Introduction

Dans ce chapitre, nous allons nous intéresser à la structure du muscle en général, à l'organisation, au fonctionnement et à la classification des muscles squelettiques en particulier. Ainsi, donc nous arriverons à mieux comprendre comment notre corps réalise certains mouvements. Enfin, on décrira le principe de production des potentiels d'action et le rôle du motoneurone dans cette phase de production.

## Sommaire

---

<b>2.1</b>	<b>Structure d'un muscle . . . . .</b>	<b>5</b>
<b>2.2</b>	<b>Muscle squelettique . . . . .</b>	<b>6</b>
<b>2.3</b>	<b>Du motoneurone au muscle . . . . .</b>	<b>7</b>
<b>2.4</b>	<b>Potentiel d'action de fibre et potentiel d'action d'unité motrices . . .</b>	<b>10</b>

---

## 2.1 Structure d'un muscle

Le muscle est composé de fibres musculaires, qui sont ses éléments structurels, mais aussi de vaisseaux sanguins, lymphatiques et de nerfs.

Ces fibres musculaires sont des cellules allongées et cylindriques ayant une section comprise entre  $10 \mu m$  et  $100 \mu m$  et dont les longueurs varient selon le muscle [1]. Le sarcolemme est une enveloppe excitable qui entoure la fibre musculaire à l'intérieur de laquelle se trouve le sarcoplasme qui contient de nombreuses structures (des noyaux, des mitochondries, les myofibrilles et le réticulum endoplasmique) [1].

L'appareil contractile, formé des myofibrilles, occupe la plus grande partie en termes de volume d'une fibre musculaire (Fig. 2.1). Les myofibrilles, de forme cylindrique, occupent environ 80 % du volume de la fibre musculaire et leur quantité varie de plusieurs centaines à plusieurs milliers selon le diamètre de la fibre [1]. Leur arrangement longitudinal dans le sarcoplasme permet la striation du muscle.

Chaque myofibrille présente une alternance régulière de bandes sombres ou disques A



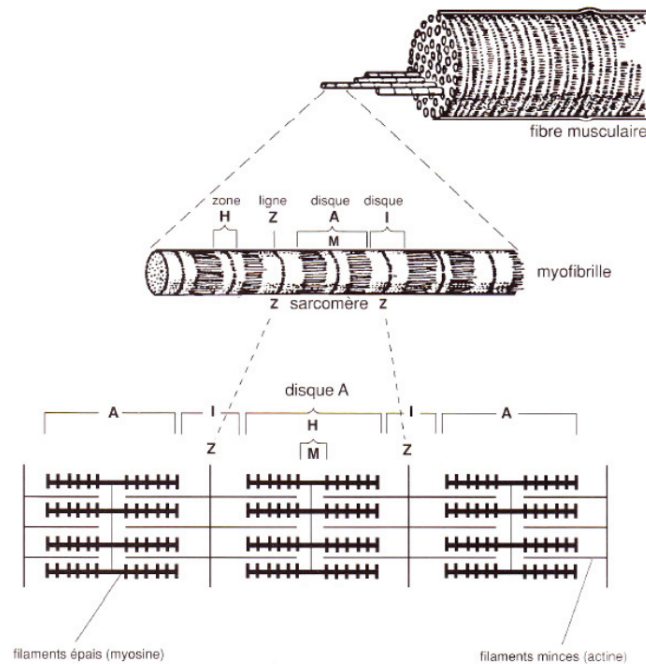


FIGURE 2.1 – Structure d’une fibre musculaire [1].

(anisotropes) biréfringentes en lumière polarisée et de bandes claires moins biréfringentes sans pour autant être isotropes, et ont toutefois reçu le nom de bandes, ou disques, I (isotropes) [1]. Au milieu de chaque bande A, se trouve une bande plus claire : la zone H, ou disque de Hensen. Au milieu la zone H, on a une strie plus sombre : la bande M. A mi-distance entre chaque bande I, se trouve une bande plus sombre, la ligne Z (Fig. 2.1). L’espace cylindrique délimité par deux lignes Z consécutives est appelé sarcomère : c’est l’unité anatomo-physiologique du muscle [1].

## 2.2 Muscle squelettique

Le corps humain est composé de plusieurs muscles qui représentent près de 30 à 40 % de notre poids. Il existe deux types de muscle dépendant de leurs fonctions : les muscles lisses et les muscles striés qui sont soit des muscles squelettiques, soit des muscles myocardi.

Ces deux types de muscle jouent chacun un rôle dans la physiologie du corps humain. Les muscles lisses présents dans la paroi de nombreux organes (tous les vaisseaux sanguins sauf les plus petits, intestins, utérus...) sont sous le contrôle du système nerveux autonome qui fonctionne involontairement et de manière inconsciente. S’agissant des muscles striés myocardi, ils font fonctionner le coeur et s’occupent de la circulation sanguine par contre ceux squelettiques sont sous contrôle volontaire du système nerveux central qui fonctionne par contraction volontaire. Les muscles squelettiques (Fig. 2.2), lorsqu’ils se contractent, sont responsables du

mouvement des articulations et des différentes parties du corps. Dans nos recherches, nous nous focalisons sur les muscles responsables du mouvement de l'index et le petit doigt. Notre objectif, c'est d'être capable d'avoir accès à l'activité des muscles de chaque doigt.

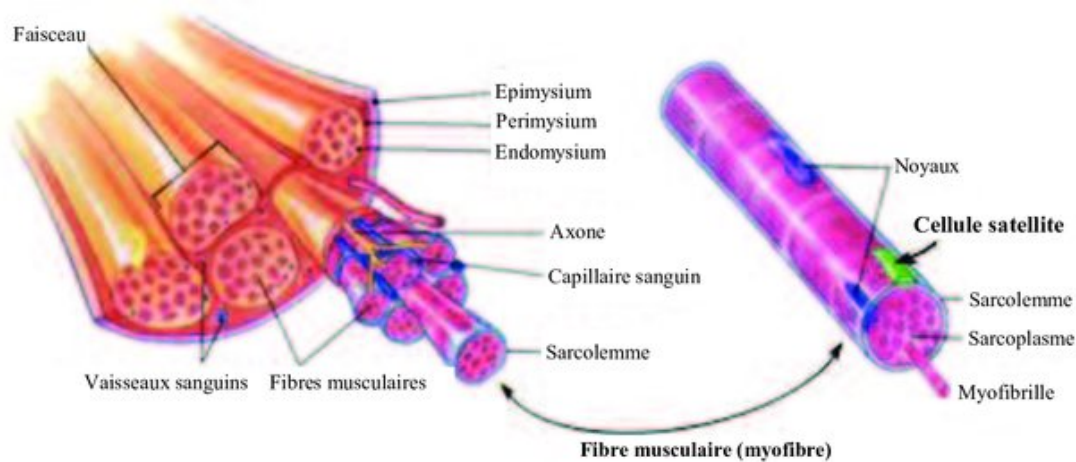


FIGURE 2.2 – Organisation d'un muscle squelettique [2].

Un muscle squelettique strié (Fig. 2.2) est composé de fibres musculaires innervées par les axones moteurs prenant leur origine dans la moelle. Ces fibres sont regroupées en faisceau dans des gaines interconnectées : l'épimysium, le périmysium, l'endomysium. Les autres éléments non structurels sont cités plus haut (cf. paragraphe 2.1).

On dénombre environ 670 muscles chez tous les individus sains. En considérant la (Fig. 2.3), les muscles squelettiques sont classifiés selon l'organisation des fibres musculaires attachées aux os avec les tendons. On distingue les muscles de type fusiformes, et de types penniformes : unipenné, multipenné et bipenné (Fig. 2.3). Ces différents muscles sont caractérisés par leur angle de pennation, c'est-à-dire l'angle formé par la direction des fibres et la droite d'action du muscle [1]. Cette droite d'action ou ligne d'action est la direction suivant laquelle un muscle exerce sa force au cours d'une contraction.

Enfin, notons qu'il existe deux types de fibres musculaires : les fibres à contraction lente (ou fibres de type I) et les fibres à contraction rapide (ou fibres de type II) qui sont en majorité présentes dans les muscles squelettiques. Les muscles respiratoires ont tendance à être plus riches en fibres à contraction lente.

## 2.3 Du motoneurone au muscle

La force exercée au cours d'une contraction dépend du nombre de fibres musculaires et la fréquence à laquelle celles-ci se contractent. Au cours d'une contraction d'un muscle squelettique, ces fibres sont innervées par les neurones moteurs prenant leur origine dans la moelle. Chaque motoneurone innerve souvent plusieurs fibres musculaires. L'ensemble constitué du

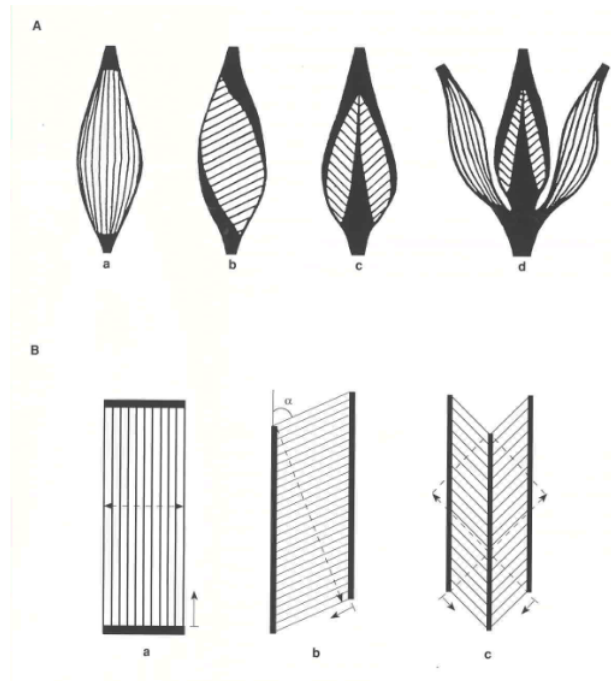


FIGURE 2.3 – Classification des muscles squelettiques selon l’organisation des fibres musculaires. En A, a, type fusiforme; b,c,d, types penniformes (b, unipenné; c, bipenné; d, multipenné). En B, effet de l’angle de pennation sur le raccourcissement et la section du muscle [1]

motoneurone et des fibres qu’il innerve est appelé unité motrice (Fig. 2.4).

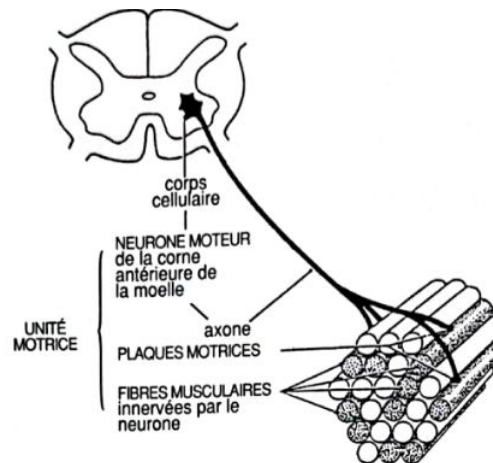


FIGURE 2.4 – Schéma d’une unité motrice [1].

Un motoneurone comprend trois parties dont un corps cellulaire (soma) ayant des ramifications filiformes constituant les dendrites, un axone qui est une fibre et des filaments terminaux (Fig. 2.5A). Les motoneurones  $\alpha$  sont responsables de la contraction musculaire. Il existe plusieurs types de contraction. Nous pouvons citer entre autre la **contraction concentrique** au

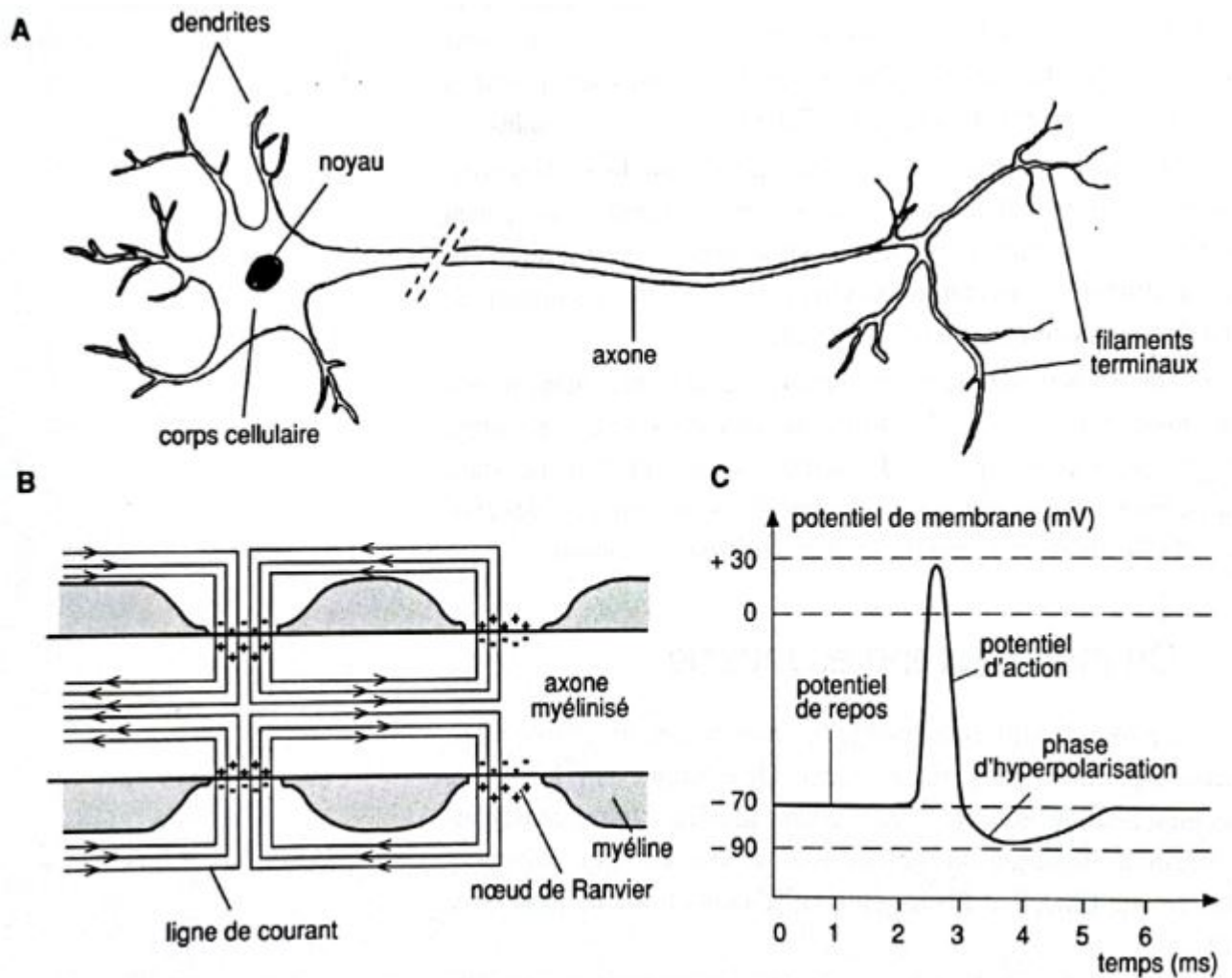


FIGURE 2.5 – Potentiel d'axone moteur. A, représentation schématique d'un moto-neurone. B, propagation des courants ionique dans un axone myélinisé. C, la brève variation du potentiel de la membrane [1].

cours de laquelle, les deux extrémités du muscle se rapprochent l'une de l'autre. Quant à la **contraction isométrique**, elle se produit lorsque le muscle se contracte sans provoquer une modification de la longueur du muscle. Elle est souvent utilisée pour maintenir une position stable où résister à une force extérieure. A titre illustratif, lors de l'extension de l'index avec une masse accrochée au bout du doigt tandis que le bras est posé sur un support tel qu'une table. La **contraction isotonique** se fait à force constante cependant la longueur du muscle change. Elle se remarque le plus souvent lorsqu'on soulève une charge de poids constant, notre muscle se raccourcit tout en exerçant une force constante aussi longtemps que nous portons la charge. C'est le cas lorsqu'on fléchit notre coude en soulevant un haltère et que le biceps se raccourcit au fur et à mesure sous l'effet de cette charge. En ce qui concerne la **contraction auxotonique**, elle se fait à force variable tout au long de la contraction musculaire. Cette

contraction se remarque lorsque nous marchons, car les muscles de la jambe au cours de la propulsion fournissent une tension beaucoup plus élevée que lorsqu'on en entame la phase de freinage ou d'arrêt. Enfin, la **contraction excentrique** se produit lorsque le muscle s'allonge sous l'effet d'une force externe supérieure à la force musculaire. Ce type de contraction est souvent mis en jeu lors d'un exercice de curl biceps avec des poids. Lorsque ces poids sont abaissés lentement vers le bas, les muscles du biceps s'allongent pour diriger la descente des poids.

## 2.4 Potentiel d'action de fibre et potentiel d'action d'unité motrices

Par rapport à un milieu extérieur, l'intérieur d'une membrane a un potentiel négatif estimé à  $-70\text{mV}$  lorsque la cellule nerveuse est au repos [1]. Ce constat est dû à sa perméabilité aux ions (sodium et potassium) et aux gradients de concentration ionique de part et d'autre de la membrane. On observe une concentration en ions potassium plus élevée à l'intérieur qu'à l'extérieur de la cellule contrairement aux ions sodium. Les ions potassium ont également une perméabilité membranaire supérieure à celle des ions sodium. La membrane ayant un potentiel au repos de  $-70\text{mV}$  plus faible que le potentiel d'équilibre des ions potassium s'élevant à  $-90\text{mV}$ , on assiste à une diffusion continue du potassium vers l'extérieur de la cellule. Il se passe un phénomène qu'on appelle **pompe à sodium** qui s'explique par le fait que la sortie des ions potassium est compensée par un mécanisme dit de transport actif attirant le sodium hors de la cellule en refoulant le potassium [1] (Fig. 2.5C).

Pendant les périodes d'activité physiologiques, le motoneurone est soumis à l'influence d'autres cellules nerveuses qui s'exercent au niveau de structures de jonction particulières : les synapses. Il en résulte soit une hyperpolarisation de la membrane par le fait que son potentiel devient plus négatif, soit une dépolarisation, car son potentiel se rapproche de zéro. Lorsque le potentiel de la membrane atteint un seuil d'excitation, appelé seuil d'excitation, il varie brusquement passant de  $-70\text{mV}$  à  $+20\text{mV}$  ou à  $+30\text{mV}$  puis revient à sa valeur initiale [1]. Cette variation brutale de quelques millisecondes est appelée potentiel d'action (Fig. 2.5C).

La phase pendant laquelle la membrane passe de sa valeur au repos au maximum de positivité correspond à une brusque croissance de la perméabilité membranaire aux ions sodium. Lorsque cette perméabilité baisse et avec un peu de retard, l'augmentation des ions potassium marquent l'étape de repolarisation. Ainsi donc la perméabilité en ions potassium devient plus importante que pendant la phase de repos de la membrane, ce qui entraîne un potentiel supérieur en ions potassium que pendant la phase de repos avant de s'y stabiliser : c'est la phase d'hyperpolarisation [1].

La myéline est un revêtement lipidique de l'axone qui influe la propagation d'un potentiel d'action. Elle ne permet pas la propagation d'un PA, car elle joue le rôle d'isolants électriques du coup le PA ne peut se propager que dans un milieu où elle est absente, notamment au niveau des noeuds de Ranvier (Fig. 2.5B).

Chaque potentiel d'action (PA) généré par un motoneurone  $\alpha$  se propage le long de toutes les fibres musculaires de l'unité motrice, formant ainsi le potentiel d'action de l'unité motrice (PAUM) qui résulte de la sommation spatio-temporelle des PA de chaque fibre musculaire (Fig. 2.6).

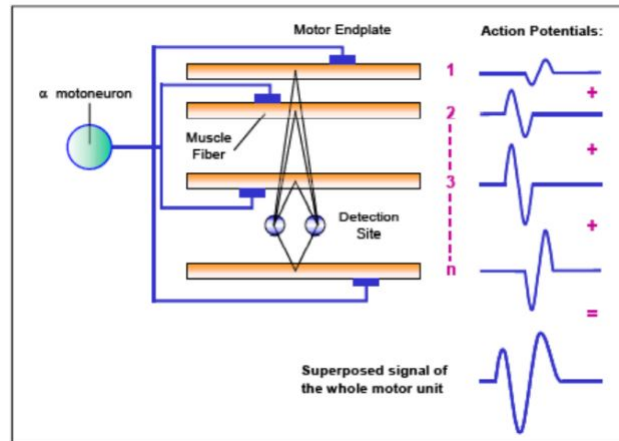


FIGURE 2.6 – Génération du potentiel d'action d'une unité motrice [3].

Enfin, notons qu'un potentiel d'action se propage dans une fibre musculaire à partir de la jonction neuro-musculaire (NMJ) qui est l'endroit où les axones du motoneurone  $\alpha$  se connectent aux fibres musculaires entraînant une contraction musculaire après transmission de l'influx nerveux. La figure 2.7 nous présente la propagation en sens opposé de deux potentiels d'action, l'un allant vers la gauche et l'autre à vers la droite le long d'une fibre musculaire. Lorsqu'ils atteignent les jonctions musculotendineuses droite et gauche, ces potentiels s'éteignent : on parle de l'effet de fin de fibre [4]. La vitesse à laquelle se propage un PA ou vitesse de conduction dépend du type de fibre et de son diamètre. Sa valeur typique est de l'ordre de 3 à 5m/s [4].

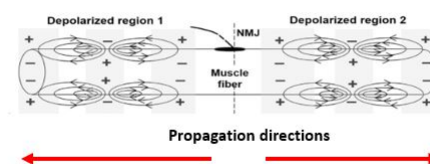


FIGURE 2.7 – Courants traversant la membrane d'une fibre musculaire dans les régions dépolariées. Les signes + et - indiquent la polarité locale de la tension de membrane et les bandes grises indiquent les régions où le courant entre ou sort. Adaptée de [5]

La distribution de l'activité musculaire n'est donc pas homogène le long d'un muscle. Un signal enregistré près de la zone d'innervation a une *root mean square* (RMS) plus élevée que celui enregistré au niveau des tendons.

## Conclusion

Ce chapitre sur la physiologie du muscle, nous a permis de comprendre le mécanisme de contraction musculaire. Il est important de comprendre comment les potentiels d'action ou signaux électriques générés sont enregistrés. Le prochain chapitre portera donc sur les techniques d'électromyographie, qui permettent de mesurer l'activité électrique des muscles.

# Enregistrement du signal électromyogramme

---

## Introduction

Ce chapitre traite de la modélisation du signal électromyogramme (EMG) ainsi que des différentes méthodes pour sa mesure. Nous avons également examiné les différentes techniques utilisées pour recueillir une différence de potentiel électrique au cours d'une acquisition. Enfin, On a recensé différentes relations qui peuvent exister entre EMG et forces musculaires.

## Sommaire

---

<b>3.1</b>	<b>Modélisation de l'EMG global</b>	<b>13</b>
<b>3.2</b>	<b>Types de circuit</b>	<b>14</b>
<b>3.3</b>	<b>Électrodes de détection de mesure</b>	<b>16</b>
3.3.1	Détection invasive	16
3.3.2	Détection non-invasive	17
<b>3.4</b>	<b>Relation entre EMG et force</b>	<b>19</b>

---

## 3.1 Modélisation de l'EMG global

L'activité myoélectrique globale a été enregistrée pour la première fois par Piper en 1907 au cours d'une contraction volontaire chez un homme [1]. L'EMG d'un muscle n'est rien d'autre que la somme de tous les potentiels d'action de toutes les unités motrices (UM) du muscle appelés potentiels d'action de l'unité motrice (PAUM).

Le modèle proposé par De Luca [6] décrit le signal EMG comme étant la somme, spatiale et temporelle, des PAUM. Le signal obtenu avant d'arriver sur le site d'enregistrement (Fig. 3.1) est défini par

$$m_p(t, F) = \sum_{i=1}^s \left( \sum_{j=1}^{J_i} h_i(t - \tau_{i,j}) \right), \quad (3.1)$$

avec  $s$  le nombre d'unité motrice,  $J_i$  le nombre de trains d'impulsions  $h_i(t)$  généré par unité



motrice,  $F$  la force de contraction exercée.  $\tau_{i,j}$  représente les instants d'apparition des PA ou trains d'impulsions.

Chaque unité motrice est représentée par ses trains d'impulsions  $h_i(t)$  dont la fréquence d'apparition varie de manière aléatoire. Le signal myoélectrique de ces différentes unités motrices est ensuite bruité au niveau de la chaîne d'enregistrement par le bruit  $n(t)$ , filtré par  $r(t)$  puis enregistré par les électrodes donnant le signal EMG observé  $m(t, F)$  (Fig. 3.1). Ainsi, le signal EMG observé est défini par

$$m(t, F) = m_p(t, F) + n(t), \quad (3.2)$$

où  $m_p(t, F)$  (3.1) est le signal obtenu en sommant tous les trains d'impulsions  $h_i(t)$  avant le site d'enregistrement.

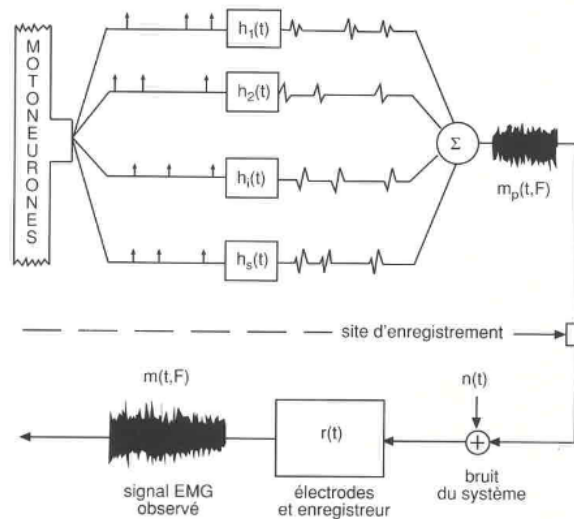


FIGURE 3.1 – Représentation schématique de la production du signal sEMG [6].

Les études ont montré que les signaux d'EMG du muscle (Biceps brachi) ont une bande de fréquence comprise entre 5 et 500 Hz environ [1] (Fig. 3.2).

### 3.2 Types de circuit

Le signal électromyographique (EMG) peut être enregistré par deux types de modes : le mode monopolaire et le mode bipolaire (Fig. 3.3). L'allure du signal varie en fonction de si un seul point de mesure ou plusieurs présentent une variation de potentiel électrique (Fig. 3.3).

**Le mode monopolaire** (Fig. 3.3a) indique la différence de potentiel entre un point de réception situé sur une zone active, par rapport à une référence non influencée par l'activité

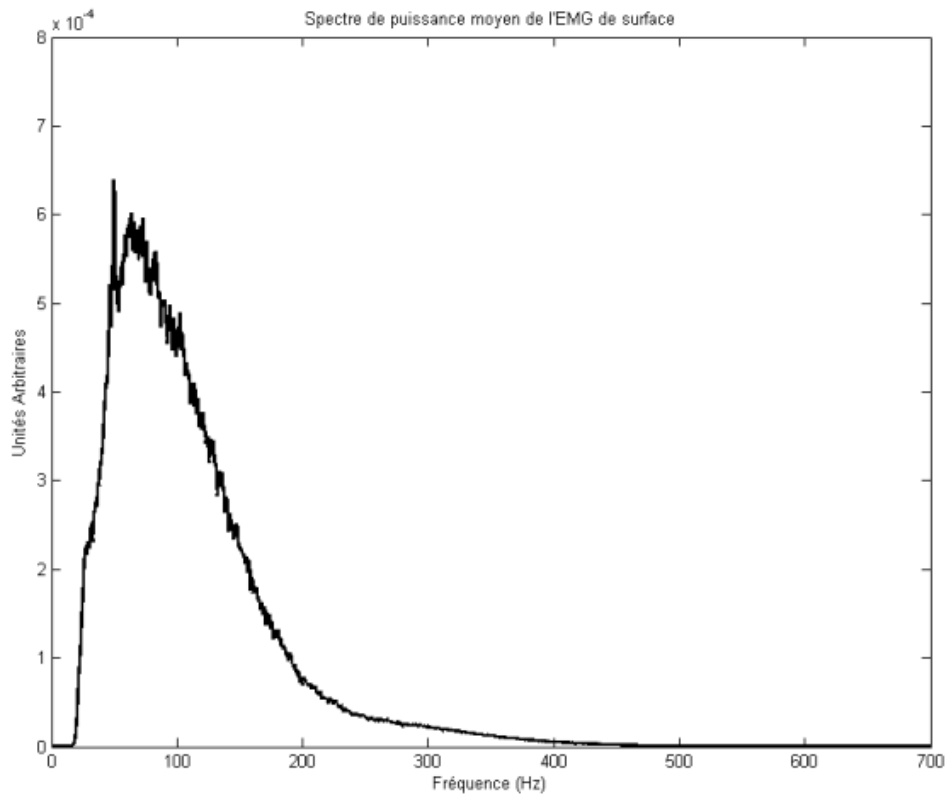


FIGURE 3.2 – Spectre de puissance moyen d'un signal EMG obtenu par la méthode de Welch [7].

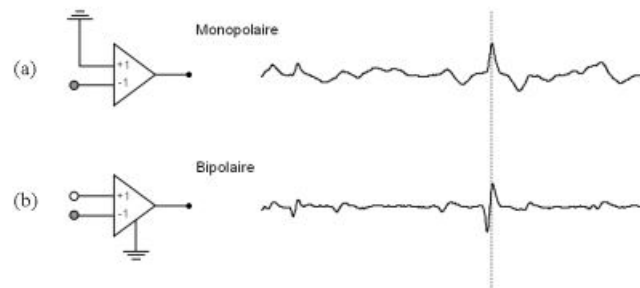


FIGURE 3.3 – Mesure d'un signal EMG. a) Monopolaire. b) Bipolaire.

électrique que l'on cherche à mesurer (placée sur un muscle inactif ou sur le lobe de l'oreille par exemple).

Cependant, cette information est très vulnérable à deux types de perturbations. La première perturbation est due aux signaux parasites tels que le rayonnement électromagnétique des alimentations électriques et la seconde perturbation est liée aux signaux cardiaques, ou

encore les activités électriques des fibres musculaires éloignées de la zone de mesure.

Le **mode bipolaire** (Fig. 3.3b) indique la différence de potentiel entre les deux points de mesure d'une zone active du muscle. Il limite au mieux les interférences électromagnétiques, car les deux électrodes placées sur la zone de mesure captent pratiquement des signaux parasites de même intensité. Cette intensité est annulée après différence de potentiels électriques.

### 3.3 Électrodes de détection de mesure

Selon le type d'électrodes utilisé, on distingue deux modes de détection : la détection invasive et la détection non-invasive (Fig. 3.4).

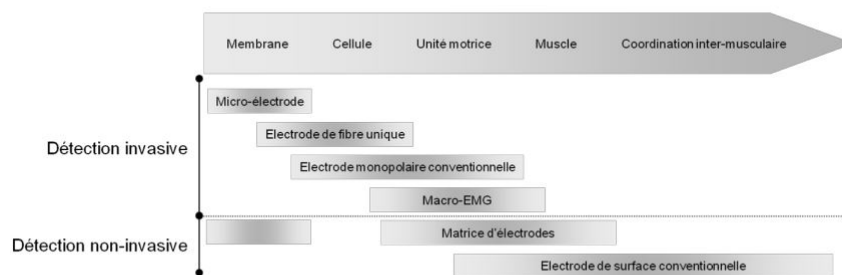


FIGURE 3.4 – Différents types d'électrodes EMG. La détection non-invasive donne accès au comportement global du muscle alors que les électrodes invasives permettent l'analyse de l'activité de la cellule musculaire. A noter que les matrices d'EMG permettent une caractérisation de l'activité des unités motrices. D'après Hogrel (1995).

#### 3.3.1 Détection invasive

L'électromyographie invasive est réalisée cliniquement et nécessite l'insertion des aiguilles ou fils dans le muscle à analyser. Elle est généralement utilisée pour les applications neuro-physiologiques, pour le diagnostic des troubles musculaires afin de détecter et de recueillir les activités musculaires de manière sélective. Cette méthode implique une ponction cutanée, donc douloureuse, avec de grands risques tels que les infections ou la destruction des fibres musculaires. En outre, elle présente de nombreuses limitations dont son inapplicabilité aux personnes atteintes de trouble de coagulation et le fait que la méthode détecte très peu de fibres musculaires au cours d'une contraction. Son utilisation nécessite un cadre médical approprié et une autorisation du comité de protection des personnes (CPP).

### 3.3.2 Détection non-invasive

Au cours d'une détection non-invasive de signaux sEMG, on peut faire soit de l'électromyographie bipolaire (classique) ou matricielle.

L'EMG classique (Fig. 3.5) est une technique d'enregistrement de l'activité musculaire qui consiste à utiliser deux capteurs placés à la surface de la peau au-dessus du muscle que l'on souhaite analyser. Cette technique classique est plus facile à utiliser que l'EMG intramusculaire, cependant, elle présente des limitations notamment une sélectivité spatiale réduite.

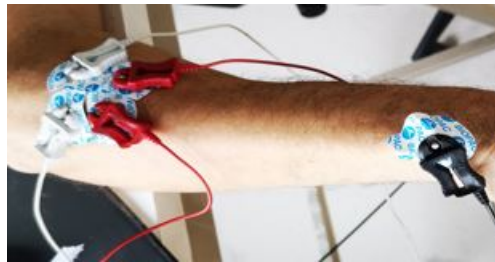


FIGURE 3.5 – Acquisition bipolaire des signaux EMG à partir de deux dérivations bipolaires.

Quant à l'électromyographie matricielle (sEMG), également appelé EMG multicanal, elle utilise plusieurs capteurs ou électrodes placés à la surface de la peau au-dessus du muscle cible. Ainsi, elle permet d'avoir une meilleure résolution spatiale et le nombre de PAUM enregistré semble plus élevé contrairement à l'électromyographie invasive (Fig. 3.6). Lorsqu'on utilise des électrodes aiguilles, on arrive plus facilement à détecter nettement les trains d'impulsions, mais très peu de potentiels d'action (Fig. 3.6A). En revanche, avec des électrodes de surface, on enregistre des signaux provenant de plusieurs fibres musculaires, du coup les trains d'impulsions sont moins détectables dans le signal dont les potentiels d'action sont beaucoup plus nombreux (Fig. 3.6B).



FIGURE 3.6 – Différence de signal EMG entre les électrodes à aiguille et les électrodes de surface. A) Signal EMG à aiguille. B) Signal EMG détecté par une électrode de surface. Muscle : *L'abductor pollicis brevis* [8].

Avec cette technique, on a l'acquisition de signaux HD-sEMG de haute définition qui permettent de fournir des informations importantes sur la fonction musculaire. Elle offre également une possibilité de mesurer l'activité de plusieurs muscles simultanément. Enfin, l'élec-

tromyographie de surface est largement utilisée dans les systèmes commerciaux/cliniques pour l'interface homme-machine dans le contrôle des prothèses des membres supérieurs, en raison de sa non-invasivité et de la richesse des informations neuronales qu'elle fournit [9].

En raison de ses nombreux avantages, nous avons choisi d'utiliser l'électromyographie matricielle au cours des acquisitions car elle est beaucoup plus adaptée. Elle a cependant aussi ses propres verrous scientifiques. L'EMG matricielle sur de petits muscles très rapprochés comme les nombreux muscles de l'avant-bras peut être sujette à ce qui est communément appelé **cross-talk** [10],[11]; la contamination croisée des voies qui fait l'objet de notre thèse. Le crosstalk se réfère au signal capté par des électrodes positionnées sur la peau recouvrant un muscle cible, mais qui est généré par un ou plusieurs autres muscles voisins [9].

Ce phénomène de diaphonie ou cross-talk est illustré ci-dessous (Fig. 3.7). Chaque électrode (circulaire) capte le signal du muscle cible ainsi que celui du muscle voisin.

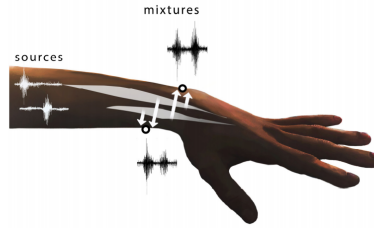


FIGURE 3.7 – Illustration de la diaphonie [12].

Cependant, lorsque plusieurs muscles à proximité les uns des autres se contractent simultanément, le signal enregistré  $\mathbf{x}$  sera la superposition de chacune des activités prises séparément.

Si plusieurs capteurs sont utilisés simultanément, alors on a :

$$z(i, t) = \sum_{j=1}^N w_{ij} s(j, t) + n(i, t), \quad \forall i = 1, \dots, P \quad (3.3)$$

où  $w_{ij} \in \mathbb{R}$  pour  $\forall i = 1, \dots, P$  et  $\forall j = 1, \dots, N$  sont les coefficients de mélange. Le modèle de l'équation (3.3) peut s'écrire sous cette forme matricielle

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (3.4)$$

où le vecteur  $\mathbf{z}(t) \in \mathbb{R}^P$  représente les observations, le vecteur  $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$  les sources,  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{P \times N}$  est la matrice de mélange. Les composantes du bruit additif sont rangées dans le vecteur  $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{R}^P$ .

Notre objectif est de trouver à partir des observations  $\mathbf{z}$  une matrice de démixage  $\mathbf{C}$  qui nous permet d'estimer  $\mathbf{s}$  de telle sorte que

$$\hat{\mathbf{s}}(t) = \mathbf{C}\mathbf{z}(t). \quad (3.5)$$

Pour atteindre cet objectif, nous pouvons utiliser des méthodes, telles que l'analyse en composante indépendante ou de séparation aveugle de sources (SAS).

### 3.4 Relation entre EMG et force

Plusieurs chercheurs se sont penchés sur la relation entre le signal électromyogramme et la force exercée au cours d'une contraction. En 1995, Une étude de Morin explique qu'un modèle général n'existe pas comme expliqué dans [13]. L'existence d'une relation nécessitera la mesure précise de la force du muscle, ce qui n'est pas évident, car seules les forces externes sont directement accessibles [14] au cours d'une acquisition.

D'autres études ont suggéré que la relation entre l'EMG et la force musculaire dépend en grande partie du type de fibres musculaires, de leurs proportions et de leurs réponses différentes à la stimulation [15]. Ainsi, selon ces chercheurs, la nature de la relation entre l'EMG et la force varie d'un muscle à l'autre et est linéaire pour les petits muscles ayant une composition homogène en termes de types de fibres, mais non linéaire ou curvilinéaire pour les gros muscles [13], [16] lors de contractions isométriques. Dans le même sens, d'autres chercheurs ont montré l'existence d'une relation entre l'amplitude d'un signal sEMG ou son enveloppe obtenue à partir de la RMS, celle-ci augmente linéairement ou de manière curvilinéaire avec l'augmentation de la force musculaire fournie [17],[18] (Fig. 3.8).

Lorsque la contraction est dynamique, la relation EMG-Force devient plus complexe, car d'autres éléments entrent en jeu. Il s'agit du lien entre la longueur variable du muscle et la force, mais aussi la relation force-vitesse. Dans ces conditions, certaines études sont arrivées à estimer 10% de la force exercée [13].

La relation entre l'enveloppe du signal EMG de surface et la force du muscle est définie par

$$a(t) = \alpha x(t)^\beta, \quad (3.6)$$

où  $\alpha$  est le poids associé au muscle,  $x$  est l'enveloppe du signal sEMG,  $a$  l'activation du muscle qui correspond au niveau d'excitation ou de stimulation du muscle à un instant  $t$  donné et  $\beta$  le paramètre de linéarité ou non.

Durant ces trois années de recherche, nous avons travaillé sur des muscles extenseurs de l'index et du petit doigt situés dans l'avant-bras. En comparaison avec d'autres muscles tels que le quadriceps, ces muscles sont considérés comme relativement petits. Les différentes acquisitions ont été effectuées dans des conditions isométriques, ainsi donc pour ces muscles, nous nous rapprochons d'une relation linéaire entre la RMS du signal et la force du muscle.

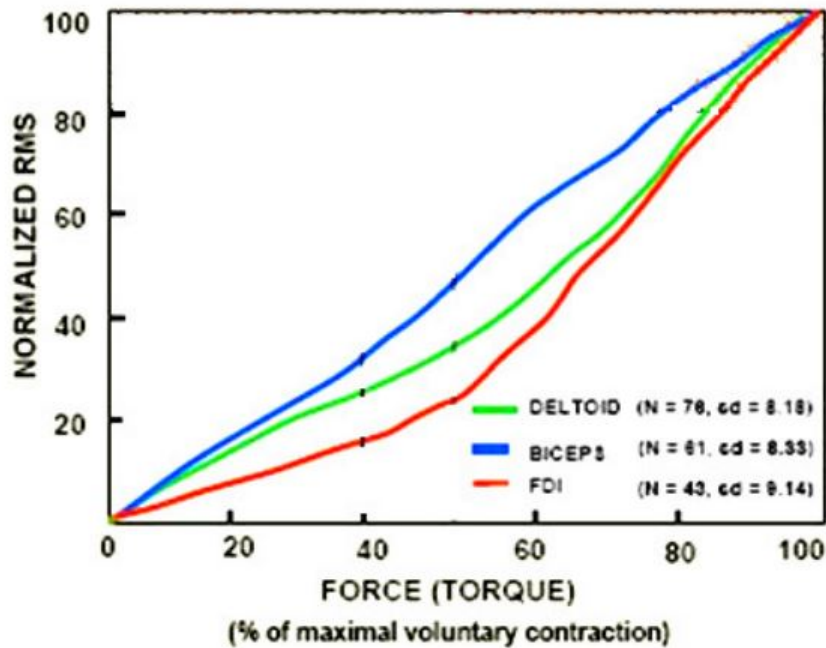


FIGURE 3.8 – Relation entre l'EMG et la force chez l'humain [19].

La relation (3.6) devient

$$a(t) = \alpha x(t). \quad (3.7)$$

A partir de cette relation de proportionnalité (3.7), on pourrait faire remarquer que l'estimation du niveau d'activation du muscle au cours d'une contraction est possible grâce aux enveloppes de signaux sEMG obtenues à partir de la RMS calculée sur des fenêtres glissantes en parcourant les signaux.

Cependant, en cas de diaphonie, au cours de la contraction simultanée de l'index et du petit doigt par exemple, les signaux enregistrés sont mélangés et peuvent compromettre l'estimation des niveaux d'activation. Dans de telles conditions, nous utilisons les méthodes de séparation de sources positives puisque le calcul de la RMS sur ces mélanges donne des valeurs positives. L'objectif de l'utilisation de ces méthodes est de pouvoir estimer le niveau d'activation de chaque muscle.

## Conclusion

En somme, l'EMG de surface résulte de la sommation des potentiels d'action élémentaire se propageant dans les fibres musculaires d'un muscle, mais les différentes acquisitions de ce signal présentent des limites liées au cross-talk. Dans notre recherche, nous sommes confrontés à ce problème, le chapitre suivant abordera les différentes méthodes de séparation de sources utilisées par les chercheurs pour réduire les effets du cross-talk et leurs limites. Enfin, notre

approche pour résoudre ce problème sera présentée.





## Deuxième partie

# Etat de l'art sur la Séparation Aveugle de Sources



# Séparation Aveugle de Sources (SAS)

---

## Introduction

Dans ce chapitre, nous aborderons quelques méthodes de séparation aveugle de sources utilisées dans la littérature. Nous présentons également quelques méthodes spécifiquement utilisées pour la séparation de sources en électromyographie. Enfin, nous exposerons les résultats de quelques chercheurs autour de la problématique du cross-talk en EMG.

## Sommaire

---

<b>4.1</b>	<b>Présentation générale de la séparation de sources . . . . .</b>	<b>25</b>
4.1.1	Modèle du mélange . . . . .	25
4.1.2	Indétermination . . . . .	26
<b>4.2</b>	<b>Séparation par analyse en composantes indépendantes . . . . .</b>	<b>27</b>
4.2.1	Mesure de l'indépendance statistique . . . . .	28
4.2.2	Méthodes utilisant les statistiques du second ordre . . . . .	29
4.2.3	Méthodes utilisant les statistiques d'ordre supérieur . . . . .	31
<b>4.3</b>	<b>Séparation de sources non-négatives . . . . .</b>	<b>31</b>
4.3.1	NMF . . . . .	32
4.3.2	Algorithme ALS . . . . .	32
4.3.3	Algorithme de la mise à jour multiplicative . . . . .	33
<b>4.4</b>	<b>Méthodes de séparation relatives au cross-talk en EMG . . . . .</b>	<b>33</b>

---

## 4.1 Présentation générale de la séparation de sources

La séparation de source consiste à retrouver, avec le moins de connaissance à priori, différentes sources non observées ou composantes à partir de signaux mélangés.

### 4.1.1 Modèle du mélange

Plusieurs types de modèles sont utilisés pour décrire la relation entre les sources et les observations. Nous pouvons citer entre autres : les modèles linéaires ou non linéaires, ainsi

que des modèles convolutifs ou instantanés. Nous allons nous focaliser sur le modèle linéaire instantané, qui est couramment utilisé en raison de sa simplicité, mais aussi, il est l'un des modèles souvent considéré comme le plus approprié pour modéliser mathématiquement les caractéristiques des signaux EMG.

#### 4.1.1.1 Mélange linéaire instantané

Le mélange est dit linéaire instantané lorsque la relation entre les  $P$  observations résulte des mélanges linéaires instantanés des  $N$  sources à chaque instant  $t$  de telle sorte que

$$z_i(t) = \sum_{j=1}^N w_{ij}s_j(t) + n_i(t), \quad \forall i = 1, \dots, P \quad (4.1)$$

où  $w_{ij} \in \mathbb{R}$ , pour  $\forall i = 1, \dots, P$  et  $\forall j = 1, \dots, N$ , sont les coefficients de mélange.

Le modèle de l'équation (4.1) peut s'écrire sous cette forme matricielle

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (4.2)$$

où le vecteur  $\mathbf{z}(t) \in \mathbb{R}^P$  avec  $\mathbf{z}(t) = [z_1(t), \dots, z_P(t)]^T$  représente les observations, le vecteur  $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$  de telle sorte que  $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_N(t)]^T$ , représente les sources,  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{P \times N}$  est la matrice de mélange définie comme suit

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1N} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{P1} & w_{P2} & \dots & w_{PN} \end{bmatrix}.$$

Les composantes du bruit additif sont rangées dans le vecteur  $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{R}^P$  avec  $\mathbf{n}(t) = (n_1(t), \dots, n_P(t))^T$ .

Les méthodes de séparation de sources consistent à estimer la matrice de séparation  $\mathbf{C}$  de telle sorte que

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{z}(t) \cong \mathbf{s}(t), \quad (4.3)$$

les sources  $\mathbf{y}(t)$  soient des estimées des sources originales  $\mathbf{s}(t)$ .

#### 4.1.2 Indétermination

Le nombre de sources n'étant pas toujours égal au nombre d'observations, trois situations peuvent se présenter :

- moins d'observations que de sources ( $P < N$ ), le mélange est dit sous-déterminé ;

- plus d'observations que de sources ( $P > N$ ), le mélange est qualifié de sur-déterminé ;
- autant d'observations que de sources ( $P = N$ ), on parle de mélange déterminé dans ce cas.

L'équation de mélange de type linéaire instantané (4.2) est équivalente à une résolution de systèmes à  $P$  équations (les observations) à  $N$  inconnues (les sources). Dans le cas de mélange sous-déterminé et sans informations à priori, puisque le système présente plus d'inconnues (les sources) que d'équations (les observations), il n'est pas séparable. Cependant, dans le cas des mélanges déterminés ou sur-déterminés, il est possible d'avoir une solution à priori

$$\mathbf{C}\mathbf{W} \cong \mathbf{I}_N, \quad (4.4)$$

si  $\mathbf{W}$  est de rang plein.

Les travaux de Comon [20] ont démontré que si les sources sont statistiquement et mutuellement indépendantes, avec au plus une source gaussienne, alors  $\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{z}(t)$  est un vecteur à composantes mutuellement indépendantes si et seulement si  $\mathbf{C}\mathbf{W} = \mathbf{D}\mathbf{P}$ , où  $\mathbf{D}$  est une matrice diagonale et  $\mathbf{P}$  une matrice de permutation. Cependant, la séparation est impossible si les échantillons de ces sources sont indépendants, identiquement distribués (iid) et les sources gaussiennes [21].

## 4.2 Séparation par analyse en composantes indépendantes

Le principe de la séparation en analyse en composantes indépendantes vise à extraire des informations à partir uniquement des observations  $\mathbf{z}(t)$ , à exploiter l'hypothèse d'indépendance mutuelle des sources  $\mathbf{s}(t)$  afin de construire la matrice de séparation  $\mathbf{C}$  nous permettant d'estimer des signaux sources  $\mathbf{y}(t)$  statistiquement indépendants (Fig. (4.1)). Cependant, l'utilisation de l'hypothèse d'indépendance statistique des sources ne garantit pas la séparation des sources pour des raisons citées au paragraphe 4.1.2 et évoquées dans [20],[21]

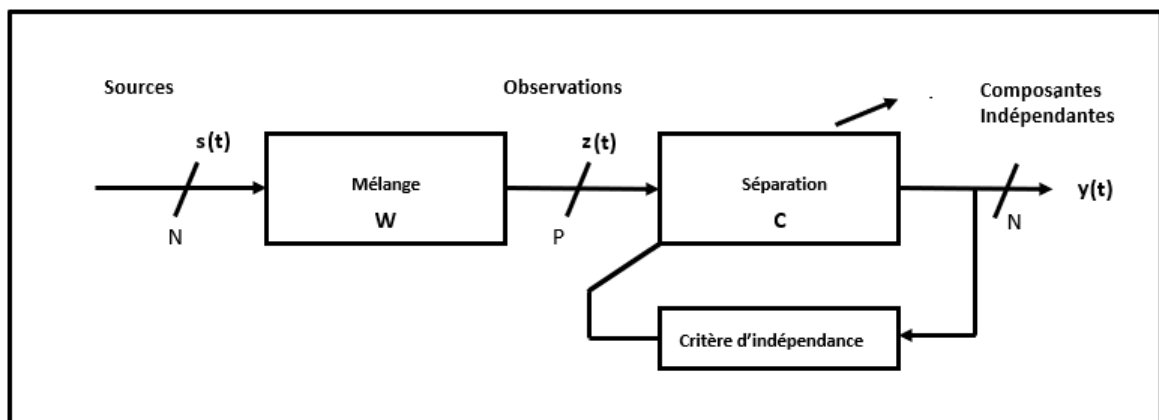


FIGURE 4.1 – Principe de séparation par analyse en composantes indépendantes.

Dans les sous-sections ci-dessous, nous aborderons différentes mesures de l'indépendance statistique et présenterons quelques méthodes de séparation basées sur l'analyse en composantes indépendantes.

### 4.2.1 Mesure de l'indépendance statistique

Avant de présenter certains algorithmes de séparation relatifs à l'analyse en composantes indépendantes (ICA), il est nécessaire d'évaluer la dépendance statistique entre variables aléatoires.

Si des variables  $(z_1, \dots, z_P)$  sont mutuellement indépendantes, alors la densité de probabilité conjointe est égale au produit des densités de probabilité marginales de chacune des variables aléatoires. Cette propriété s'exprime comme suit :

$$p(z_1, z_2, \dots, z_P) = \prod_{i=1}^P p(z_i). \quad (4.5)$$

Des variables aléatoires indépendantes sont décorrélées, cependant, il est possible d'avoir des variables aléatoires décorrélées sans être indépendantes, à moins que ces variables soient distribuées conjointement selon une distribution gaussienne.

Une approche directe en utilisant la définition de l'indépendance statistique peut être complexe, car elle implique des fonctions multivariées inconnues [22]. C'est pourquoi il est courant d'utiliser une mesure scalaire de l'indépendance, plus pratique, telle que la divergence de Kullback-Leibler.

### Divergence de Kullback-Leibler

Cette divergence de Kullback-Leibler [23] connue sous le nom également d'entropie relative, mesure la distance entre deux densités de probabilité de variables aléatoires. Cette distance est non négative et est nulle uniquement lorsque les variables sont statistiquement indépendantes.

En considérant un vecteur de variables aléatoires  $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_N]^T$ , la divergence s'exprime comme suit

$$\mathcal{KL} \left( p(\mathbf{y}) \left| \prod_{j=1}^N p(y_j) \right. \right) \triangleq \int_{\mathbb{R}^N} p(\mathbf{y}) \log \left( \frac{p(\mathbf{y})}{\prod_{j=1}^N p_j(y_j)} \right) d\mathbf{y}. \quad (4.6)$$

### Information mutuelle

L'information mutuelle est une mesure qui permet aussi de quantifier l'indépendance statistique entre des variables aléatoires. Elle s'exprime comme suit

$$\mathcal{I}(\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^P \mathcal{H}(y_j) - \mathcal{H}(\mathbf{y}), \quad (4.7)$$

où

$$\begin{aligned} \mathcal{H}(\mathbf{y}) &= - \int_{\mathbb{R}^P} p(\mathbf{y}) \log p(\mathbf{y}) d\mathbf{y} = \mathbb{E}[\log p(\mathbf{y})], \\ \mathcal{H}(y_j) &= - \int_{\mathbb{R}} p_j(y_j) \log p_j(y_j) dy = \mathbb{E}[\log p_j(y_j)], \end{aligned}$$

sont respectivement les entropies conjointes et marginales de  $\mathbf{y}$  et  $y_j$ .

Il existe une relation entre l'information mutuelle et la divergence de Kullback-Leibler [23] qui peut être traduite par l'équation suivante

$$\mathbf{y} = \mathbf{Cz} \implies \mathcal{I}(\mathbf{y}) = \sum_{j=1}^P \mathcal{H}(y_j) - \mathcal{H}(\mathbf{z}) - \log |\det \mathbf{C}|, \quad (4.8)$$

puisque,  $\mathcal{H}(\mathbf{y}) = \mathcal{H}(\mathbf{Cz}) = \mathcal{H}(\mathbf{z}) + \log |\det \mathbf{C}|$  avec  $\mathbf{y}$  les sources estimées obtenues par l'application d'une matrice de séparation  $\mathbf{C}$ .

#### 4.2.2 Méthodes utilisant les statistiques du second ordre

Les méthodes utilisant les statistiques du second ordre supposent que les échantillons des sources sont non indépendantes et identiquement distribuées (i.i.d.) [20]. Lorsque les échantillons successifs ne sont pas indépendants, le premier « i » de i.i.d. est retiré, on parle de sources colorées. Lorsque ces échantillons sont non identiquement distribués (i.d.), les sources sont non stationnaires.

L'utilisation des méthodes de séparation de sources, utilisant les statistiques du second ordre, revient à décorréler ou à blanchir les observations en estimant les signaux centrés  $\mathbf{z}_1 = \mathbf{V}_1 \mathbf{z}$ , de telle sorte que la matrice de covariance  $R_{\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1} = \mathbb{E}[\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1^T]$ , soit une matrice diagonale [22]. La matrice  $\mathbf{V}_1$  de taille  $(N \times P)$  est appelée matrice de blanchiment spatial. Cette opération de décorrélation est également appelée blanchiment ou analyse en composantes principales (ACP). Il est également possible d'effectuer cette décorrélation en effectuant une décomposition en valeurs propres de la matrice de covariance  $R_{\mathbf{z}\mathbf{z}}$  des observations. Ainsi, nous obtenons

$$R_{\mathbf{z}\mathbf{z}} = \mathbf{V}\mathbf{D}\mathbf{V}^T, \quad (4.9)$$

où  $\mathbf{D}$  une matrice diagonale dont les valeurs sur la diagonale sont appelées valeurs propres. A chaque valeur propre est associée un vecteur propre correspondant à chaque colonne de la



matrice unitaire  $\mathbf{V}$ . Dans ce contexte, la matrice de blanchiment spatial  $\mathbf{V}_1$  est exprimée ainsi

$$\mathbf{V}_1 = \mathbf{D}^{-1/2} \mathbf{V}^T. \quad (4.10)$$

Soulignons qu'après la phase de blanchiment, une étape de rotation est effectuée dans l'optique de rendre les sources les plus indépendantes possible. On obtient

$$\mathbf{y} = \mathbf{U} \mathbf{z}_1. \quad (4.11)$$

La matrice de séparation  $\mathbf{C}$  peut être estimée à partir de la matrice de rotation  $\mathbf{U}$  et de la matrice de blanchiment  $\mathbf{V}_1$  par

$$\mathbf{C} = \mathbf{U} \mathbf{V}_1. \quad (4.12)$$

### Signaux colorés

Lorsque les sources présentent une corrélation temporelle, on dit qu'elles sont colorées. L'estimation des sources  $\mathbf{s}(t)$ , revient à estimer la matrice  $\mathbf{U}$  de telle sorte que pour chaque instant  $\tau$ , la matrice de covariance des sources reconstruites  $\mathbf{y}(t)$ , définie par  $R_{\mathbf{y}\mathbf{y}}(\tau) = \mathbb{E}[\mathbf{y}(t)\mathbf{y}(t-\tau)]$ , soit diagonale après un blanchiment spatial des observations  $\mathbf{z}(t)$  permettant d'obtenir  $\mathbf{z}_1(t)$ .

Les sources étant colorées et indépendantes, leurs différentes matrices de covariance  $R_{\mathbf{s}\mathbf{s}}(\tau)$  sont diagonales  $\forall \tau$ . Par conséquent, la matrice  $\mathbf{U}$  est estimée de manière à ce que les matrices  $R_{\mathbf{y}\mathbf{y}}(\tau_k) = \mathbf{U} R_{\mathbf{z}_1\mathbf{z}_1}(\tau_k) \mathbf{U}^T$  soient les plus diagonales possibles pour un ensemble de retards  $\{\tau_k\}_{1 \leq k \leq K}$ , en utilisant un algorithme de diagonalisation conjointe.

L'un des algorithmes couramment utilisé pour la séparation des sources au second ordre est la méthode SOBI (Second Order Blind Identification) [24],[25]. Cet algorithme a pour principe également de diagonaliser conjointement un ensemble de plusieurs matrices de covariance avec des retards distincts.

### Signaux non stationnaires

Lorsque les sources sont non stationnaires, par exemple si leurs puissances évoluent au cours du temps, une méthode développée par Pham et Cardoso [26] peut être utilisée. Cette méthode repose sur la diagonalisation conjointe des matrices de covariance calculées sur des fenêtres glissantes consécutives. Les différentes matrices de covariance pour ces  $K$  fenêtres sont définies par :  $R_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(\mathbb{T}_k) = \mathbb{E}[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}(t)^T]$ , où  $t \in \mathbb{T}_k$  avec  $(1 \leq k \leq K)$ , la taille des fenêtres glissantes. La diagonalisation conjointe permet d'estimer la matrice  $\mathbf{C}$  sur l'ensemble des matrices  $R_{\mathbf{y}\mathbf{y}}(\mathbb{T}_k) = \mathbf{C} R_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(\mathbb{T}_k) \mathbf{C}^T$ .

Cette méthode pourrait être adaptée à la séparation des signaux EMG qui sont des signaux non stationnaires (cf. paragraphe 7.2).

### 4.2.3 Méthodes utilisant les statistiques d'ordre supérieur

Les méthodes de séparation basées sur ces statistiques sont utilisées lorsque les sources sont non gaussiennes. L'un des critères associé à ces méthodes est la maximisation de la non-gaussianité. Dans ce contexte, la matrice de séparation  $\mathbf{C}$  est estimée de telle sorte que les sources reconstruites aient une distribution la moins gaussienne possible. Le principe de non-gaussianité peut être évalué en utilisant par exemple d'une part le kurtosis ou d'autre part la néguentropie.

Le kurtosis normalisé  $k[y]$  d'une variable aléatoire centrée  $y$  est défini comme suit

$$k[y] = \frac{\text{Cum}[y, y, y, y]}{(\text{Cum}[y, y])^2} = \frac{\text{E}[y^4]}{(\text{E}[y^2])^2} - 3. \quad (4.13)$$

Cela revient à calculer le cumulants d'ordre 4. Sa valeur est nulle pour une variable aléatoire gaussienne et non nulle pour les variables aléatoires non gaussiennes.

Quant à la néguentropie  $\mathcal{J}[\cdot]$ , elle est définie comme suit

$$\mathcal{J}[\cdot] = \mathcal{H}[\mathbf{y}_G] - \mathcal{H}[\mathbf{y}], \quad (4.14)$$

où  $\mathbf{y}_G$  est gaussien de moyenne et de variance identiques à  $\mathbf{y}$ . Lorsque la source est gaussienne, elle est non nulle sinon, elle est négative.

Parmi les méthodes basées sur les statistiques d'ordre supérieur, on peut citer la méthode JADE (Joint Approximate Diagonalization of Eigen-matrices). Cet algorithme a été proposé par [27] et a pour objectif la diagonalisation conjointe approchée de plusieurs matrices cumulantes. Enfin, il convient de citer que parmi tant d'autres, la méthode FASTICA (Fast Independent Component Analysis) [28],[22] est une approche basée sur les statistiques d'ordre supérieur. Nous présenterons plus en détails cette méthode ultérieurement (cf. paragraphe 7.1).

## 4.3 Séparation de sources non-négatives

Les méthodes de séparation de sources mentionnées précédemment peuvent être utilisées pour séparer les signaux sEMG bruts. Cependant, lorsqu'il s'agit d'estimer l'intensité d'activation d'un muscle à partir des enveloppes du signal sEMG, nous sommes confrontés aux problèmes de séparation de sources qui ne peuvent pas être négatives. Les méthodes de séparation autour des modèles basés sur la positivité remontent aux travaux de Henry [29] puis ceux de Paatero & Tapper [30] basés sur la factorisation en matrices positives (PMF).

Dans cette section, nous présentons le modèle de factorisation en matrice non-négative (NMF) développé par Lee & al. [31] qui traite spécifiquement des sources non-négatives.

### 4.3.1 NMF

La factorisation non-négative appelée NMF (*Non-negative Matrix Factorization*) [31] d'une matrice  $\mathbf{Z} \in \mathbb{R}_+$  ne contenant que des valeurs positives ou nulles consiste à décomposer  $\mathbf{Z}$  en deux matrices  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}_+$  et  $\mathbf{S} \in \mathbb{R}_+$ , de tailles spécifiques dont les valeurs sont positives ou nulles. L'objectif est de trouver la meilleure approximation de  $\mathbf{Z}$  ce qui revient à trouver les matrices  $\mathbf{W}$  et  $\mathbf{S}$  de telle sorte que

$$\mathbf{Z} \approx \mathbf{WS}. \quad (4.15)$$

La factorisation de (4.15) implique la résolution du problème d'optimisation suivant :

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{W}, \mathbf{S}} \quad & D(\mathbf{Z}, \mathbf{WS}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{W}, \mathbf{S} \geq 0, \end{aligned} \quad (4.16)$$

Le problème défini par l'équation (4.16) peut être sous la forme d'une fonction de coût pénalisée dont une définition est la suivante

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{W}, \mathbf{S}} \quad & D(\mathbf{Z}, \mathbf{WS}) + \lambda \Phi(\mathbf{S}) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{W}, \mathbf{S} \geq 0, \end{aligned} \quad (4.17)$$

où  $\lambda$  est un paramètre de pénalisation et  $\Phi$  est une fonction de régularisation.

Le terme relatif aux adéquations aux données  $D(\mathbf{Z}, \mathbf{WS})$  mesure l'erreur de reconstruction entre les observations  $\mathbf{Z}$  et le produit des matrices  $\mathbf{W}$  et  $\mathbf{S}$ .  $D$  peut être un critère de la norme de Frobenius par exemple. Quant au terme de droite  $\lambda \Phi(\mathbf{S})$  relatif aux contraintes, il introduit une pénalité basée sur les propriétés des sources  $\mathbf{S}$ .

Le choix de la fonction de régularisation  $\Phi$  dépend du contexte et des contraintes spécifiques. Par exemple,  $\Phi$  peut être une norme  $\|\cdot\|_{2,1}$  pour encourager la parcimonie des sources, ou une TV (Totale Variation) pour favoriser une allure temporelle constante par morceaux.

Plusieurs algorithmes sont utilisés dans la littérature pour résoudre les équations (4.16) & (4.17). Il s'agit entre autres de l'algorithme de descente de gradient, l'ANLS (ANLS, *Non-negative Least Squares*), de la méthode multiplicative ou de l'algorithme ALS (Alternate Least Square) [32]. Nous présentons l'algorithme ALS qui a été utilisé dans nos études et la mise à jour multiplicative.

### 4.3.2 Algorithme ALS

L'algorithme des moindres carrés alternés (ALS) [32] propose une approche qui vise à minimiser le critère donné par l'équation (4.18) en alternant entre l'optimisation des matrices  $\mathbf{S}$  et  $\mathbf{W}$ . L'idée fondamentale se base sur le fait que si le problème n'est pas convexe simultanément en  $\mathbf{S}$  et  $\mathbf{W}$ , il l'est soit pour  $\mathbf{S}$ , soit pour  $\mathbf{W}$ .

En considérant le critère (4.18), l'algorithme ALS suit le principe ci-dessous (Algo-

rithm (2)) :

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\mathbf{W}, \mathbf{S}} \|\mathbf{Z} - \mathbf{WS}\|_F^2 \\ \text{s.t. } & \mathbf{W}, \mathbf{S} \geq 0. \end{aligned} \quad (4.18)$$

---

**Algorithm 1** : ALS
 

---

Initialisation aléatoire de la matrice

$\mathbf{W} = \text{rand}(P, N)$  ;

1: **for**  $l \leftarrow 1$  to *MaxIter* **do**

2: Mise à jour de  $\mathbf{S}$  :  $\mathbf{S} = (\mathbf{W}^T \mathbf{W})^{-1} \mathbf{W}^T \mathbf{Z}$

3: Mettre à 0 les termes négatifs de  $\mathbf{S}$  :  $\mathbf{S} = \max(0, \mathbf{S})$

4: Mise à jour de  $\mathbf{W}$  :  $\mathbf{W} = \mathbf{ZS}^T (\mathbf{SS}^T)^{-1}$

5: Mettre à 0 les termes négatifs de  $\mathbf{W}$  :  $\mathbf{W} = \max(0, \mathbf{W})$

6: **end for**

---

### 4.3.3 Algorithme de la mise à jour multiplicative

La résolution du critère (4.18) par la mise à jour multiplicative [31] permet d'estimer les matrices  $\mathbf{S}$  et  $\mathbf{W}$  comme suit

$$\mathbf{S} = \mathbf{S} \circ \frac{\mathbf{W}^T \mathbf{Z}}{\mathbf{W}^T \mathbf{W} \mathbf{S}}, \quad (4.19)$$

$$\mathbf{W} = \mathbf{W} \circ \frac{\mathbf{ZS}^T}{\mathbf{WSS}^T}. \quad (4.20)$$

$\circ$  représente le produit élément par élément (ou produit de Hadamard).

## 4.4 Méthodes de séparation relatives au cross-talk en EMG

Les études sur la réduction de la diaphonie en EMG remontent à plusieurs années et la majorité des méthodes utilisées sont souvent des techniques de séparation aveugle de source (SAS). Farina et al. [33] ont proposé une méthode basée sur la séparation des mélanges multiplicatifs de signaux non-stationnaires sEMG. L'objectif était de séparer les signaux de deux muscles que sont le *flexor carpi radialis* et le *pronator teres* au cours d'une flexion et d'une rotation. Ces deux muscles peuvent être activés sélectivement. Un algorithme de séparation aveugle de sources basé sur la distribution spatiale temporelle-fréquentielle (*Spatial time-frequency distributions*, STFDs) a été utilisé sur les signaux d'EMG simulés et expérimentaux. Des performances optimales ont été obtenues à partir des signaux simulés, car les coefficients de corrélation entre les sources de référence et reconstruites étaient supérieurs à 0,9. La figure 4.2 montre que les composantes estimées de chaque muscle sont bien identifiables et correspondent

aux moments de contraction de ces muscles. Cependant, les performances sont moins bonnes sur des mélanges de signaux réels. La figure 4.3 montre qu'après la séparation des sources, on remarque que l'amplitude relative de la seconde source dans le signal reconstruit (ligne grise) diminue significativement, mais pas totalement.

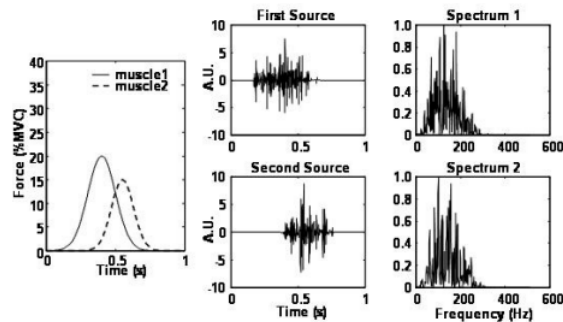


FIGURE 4.2 – Profils de force simulés et les signaux EMG de surface correspondants accompagnés des densités spectrales de puissance [33].

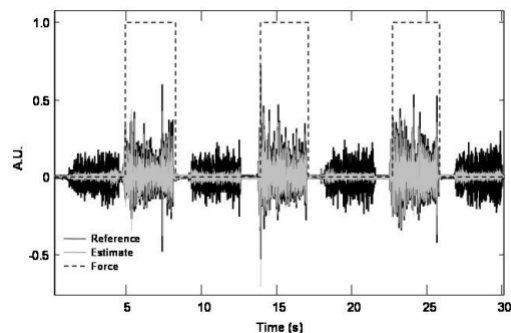


FIGURE 4.3 – Signal enregistré sur le muscle *pronator teres* lors de la rotation du poignet (ligne noire) et le signal de force lié à la rotation (ligne en pointillés). Les intervalles définis par le signal de force correspondent aux moments de contraction du muscle *pronator teres* [33].

Selon les mêmes auteurs [33], l'hypothèse de linéarité instantanée pour des signaux sEMG pourrait s'appliquer qu'aux muscles assez petits et proches les uns des autres, contrairement aux grands muscles où l'effet convolutif des tissus ne pourrait être négligé [33]. Cette hypothèse de mélange linéaire instantané a été remise en cause par les études de Leouffre et al. [34] montrant qu'avec les signaux sEMG, le mélange linéaire instantané dépend de la position des électrodes à la surface de la peau. Dans ses travaux, Merletti [35] a montré les limites du modèle instantané à travers la propagation des potentiels d'action dans les fibres musculaires.

Mesin [36] a testé la méthode SOBI sur des signaux sEMG simulés en supposant les mélanges linéaires instantanés. Les résultats restent prometteurs cependant, il est arrivé à la conclusion selon laquelle l'instantanéité n'est pas toujours vérifiée, car les MUAPs (*Motor Unit Action Potentials*, MUAPs) ont des formes qui dépendent des points de détection et des tissus autour du muscle. Il a aussi développé un filtre spatial optimal [36] qui conserve l'activité du

muscle cible tout en réduisant l'activité des muscles voisins. Ce filtre optimal testé sur des mélanges simulés donne aussi des résultats intéressants, mais aucun résultat sur des mélanges réels de signaux sEMG a été donné.

La factorisation matricielle non négative a également été utilisée pour éliminer la diaphonie sur les mélanges de signaux sEMG en utilisant leurs enveloppes. Les travaux de [37] ont montré que les composantes estimées ne sont pas nécessairement liées à l'activité musculaire du muscle contaminé. Les auteurs ont montré que cette factorisation permet de séparer les contributions de différents muscles lorsque le crosstalk est très faible.

Leouffre [7] a comparé dans sa thèse l'utilisation de la NMF appliquée aux signaux EMG intégrés (NMF/IEMG) à la méthode JADE appliqué aux signaux EMG (JADE/EMG). L'utilité du couple NMF/IEMG au lieu du couple JADE/EMG a été démontré, car la NMF sur les enveloppes EMG a donné des résultats de séparation satisfaisants, contrairement à la méthode JADE, qui suppose que les mélanges sont linéaires instantanés.

La méthode CKC (*Convolution Kernel Compensation*) développée par [38] a aussi été utilisée pour la séparation de signaux sEMG. Elle vise à décomposer les signaux sEMG afin de pouvoir estimer les trains d'impulsions associées à chaque muscle pour reconstruire les sources. Une limite de cette méthode est qu'elle est applicable à de faibles contractions, environ entre 5 & 10% de la contraction musculaire volontaire.

Les limites des méthodes d'analyse en composantes indépendantes (ICA) [22] et les méthodes de types NMF [37],[39] appliquées aux signaux sEMG, nous ont conduit à opter pour une approche de décomposition tensorielle non négative de type PARAFAC2 (NN-PARAFAC2) [40],[41]. Au regard des méthodes utilisées dans la littérature pour réduire la diaphonie, cette approche reste à notre connaissance nouvelle. Peu d'études se sont concentrées sur l'utilisation des factorisations tensorielles telles que PARAFAC ou Trucker pour les signaux sEMG, bien que ces méthodes offrent l'avantage d'une décomposition unique contrairement à la factorisation en matrice non-négative (NMF) [42]. Cette approche tensorielle sera développée au chapitre 7.

## Conclusion

Dans ce chapitre, un accent a été mis sur la présentation de quelques méthodes de séparation aveugle de sources, ainsi que sur les méthodes de séparation de sources non négatives basées sur certains modèles, notamment la NMF. Nous avons également présenté brièvement les résultats de recherches menés par certains auteurs basés sur ces méthodes dans le cadre de la réduction du crosstalk. Cependant, les différentes limites constatées, nous ont conduit à proposer une nouvelle méthode basée sur de la décomposition tensorielle.



Troisième partie

Bases de données





# Description du protocole expérimental

---

## Introduction

Ce chapitre présente en détails le protocole expérimental proposé pour l'acquisition des signaux sEMG et la collecte d'informations sur la force et le mouvement des doigts. Nous commençons par expliquer le choix des muscles sélectionnés pour l'étude et une présentation des différents protocoles expérimentaux est faite.

## Sommaire

---

<b>5.1</b>	<b>Choix des muscles</b>	<b>39</b>
<b>5.2</b>	<b>Protocole préexistant au GIPSA-LAB</b>	<b>40</b>
<b>5.3</b>	<b>Les différentes tâches expérimentales</b>	<b>42</b>
5.3.1	Protocole expérimental n°1	42
5.3.2	Protocole expérimental n°2	44
<b>5.4</b>	<b>Dispositif expérimental</b>	<b>45</b>
5.4.1	Matrice d'acquisition	45
5.4.2	Quattrocento	47
5.4.3	Système qualisys	48
5.4.4	Masses utilisées	49
5.4.5	Les capteurs de compression	51

---

## 5.1 Choix des muscles

Le corps humain est doté de plusieurs muscles squelettiques responsables du mouvement de plusieurs membres du corps humain. Toutefois, certains d'entre eux sont confrontés au problème de crosstalk. Nous pouvons citer en autre les muscles de la cuisse tels que les muscles adducteurs, les muscles *quadriceps femoris*, les muscles *ischio-jambiers*,... très proches les uns des autres, ils fonctionnent en synergie et sont souvent activés simultanément au cours d'une marche ou d'une course. Les études de [43] ont montré également qu'il existe une interférence dans les signaux EMG des muscles tibiaux antérieurs situés sur la face antérieure de la jambe au cours d'une excitation maximale volontaire des *triceps surae* (groupe musculaire situé à l'arrière de la jambe) responsables de la flexion plantaire du pied. Cependant, pour la plupart

de ces muscles, il est quasi impossible de pouvoir mesurer le signal d'un muscle individuellement sans contamination de son voisin synergique. Ainsi, dans cette configuration l'application de méthodes de séparation aveugle de sources (SAS) pour estimer les sources c'est-à-dire l'activité des muscles séparément, sera difficile en termes de validation des sources estimées.

Sur ce, il nous fallait trouver des muscles soumis au cross-talk mais pour lesquels nous avons la possibilité de contrôler chaque muscle individuellement et d'enregistrer leurs signaux de façon isolée. Nous avons choisi les muscles extenseurs des doigts de la main, à savoir l'index et le petit doigt (Fig. 5.1). Ces deux muscles sont petits, assez proches et leur activité a un impact sur des articulations qui se trouvent à une certaine distance l'une de l'autre. Ils sont considérés comme étant biomécaniquement indépendants [44], ce qui permet d'enregistrer les signaux de chaque muscle de façon isolée. Cette indépendance biomécanique et leur proximité justifient le choix de ces muscles pour cette étude, plutôt que d'autres muscles du corps où la diaphonie ne serait pas contrôlée.

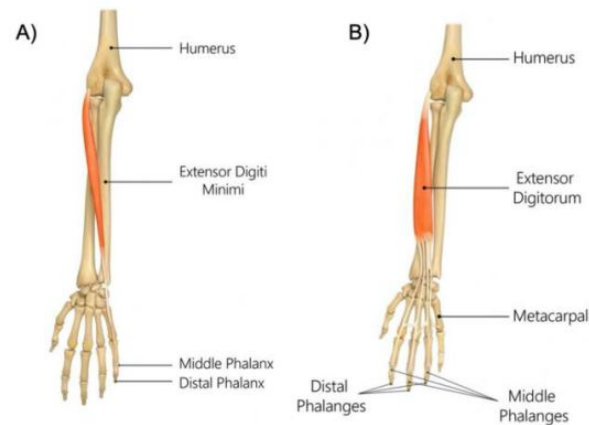


FIGURE 5.1 – Muscles extenseurs [45]. A) Muscle extenseur de l'index. B) Muscle extenseur du petit doigt.

## 5.2 Protocole préexistant au GIPSA-LAB

Sur le plan expérimental, nous pouvons citer les études expérimentales de deux doctorants ayant travaillé il y a quelques années sur la problématique de crosstalk avant notre arrivée au GIPSA-LAB. En effet, lorsque nous sommes arrivés au laboratoire, les signaux disponibles étaient ceux enregistrés par ces deux doctorants [7],[12]. Cependant, en raisons de certaines limitations, nous n'avons pas été en mesure d'exploiter leurs données pour nos travaux. Leurs protocoles n'étaient pas suffisamment riches pour distinguer les mouvements des doigts individuellement, car les sujets devaient contracter les doigts simultanément, sans décalage temporel (Fig. 5.2). Le fait que les deux doigts sont en contraction au même moment (Fig. 5.2) pose

un problème sur la validation des sources estimées après séparation puisque, on ne sait pas à priori pendant quel intervalle un muscle est actif ou non. De plus, la qualité des signaux n'étaient pas optimale avec un rapport signal sur bruit très faible. A cela s'ajoute le fait que le premier doctorant [7] avait effectué une acquisition d'EMG de surface bipolaire (Fig. 5.3A), ce qui signifie qu'il y avait 2 voies uniquement sur chaque muscle. Cela ne permettait pas d'avoir une bonne diversité spatiale de chaque muscle et donc d'enregistrer toutes les informations liées aux muscles.

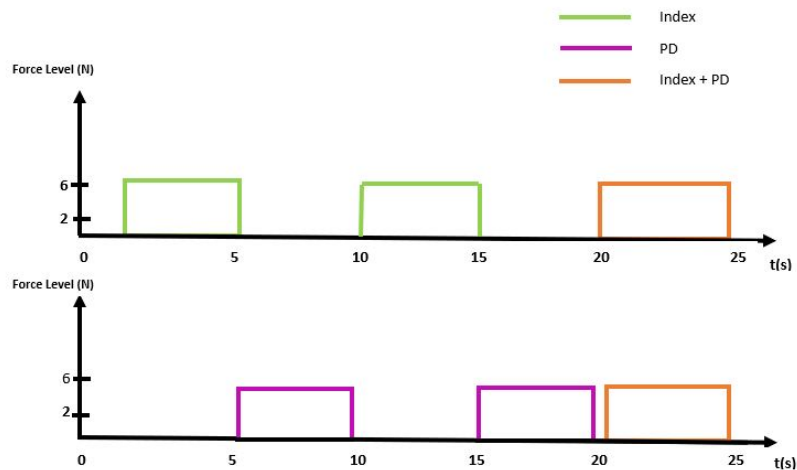


FIGURE 5.2 – Niveau de force en Newton mesuré sur chaque doigt au cours de l'extension individuelle et au cours de l'extension simultanée.

En haut : essai de l'index et de l'index plus petit doigt.

En bas : essai du petit doigt et du petit doigt plus index.

La figure 5.3B nous montre qu'au cours des différentes acquisitions, les sujets portaient des bagues au bout des doigts qui sont des capteurs de force. Cependant, dans ces conditions, les doigts ne sont pas en positions naturelles et ne peuvent pas bouger librement. Ainsi, au cours des différentes tâches d'extension, il est possible que d'autres muscles se contractent involontairement suite à la pression exercée sur ces bagues. Le sujet a tendance à vouloir chercher un équilibre avec les autres doigts en les mettant en mouvement et/ou en flexion au cours des extensions individuelles ou simultanées de l'index ou du petit doigt. Par conséquent, les signaux enregistrés sont souvent parasités par ceux des autres doigts qui doivent rester immobiles. L'objectif étant de vouloir séparer la contamination croisée entre les signaux de l'index et du petit doigt, on se retrouve sur une problématique où les signaux des autres doigts peuvent contaminer les mélanges enregistrés.

Somme toute, les bases de données trouvées présentent ces différents problèmes : les doigts n'étaient pas en position naturelle, pas de contrôle si la consigne est respectée par le sujet ou pas, les extensions simultanées n'étaient pas alternées, nous avons procédé à l'enregistrement de nouveaux signaux sEMG répondant à nos exigences. Ces exigences consistent à :

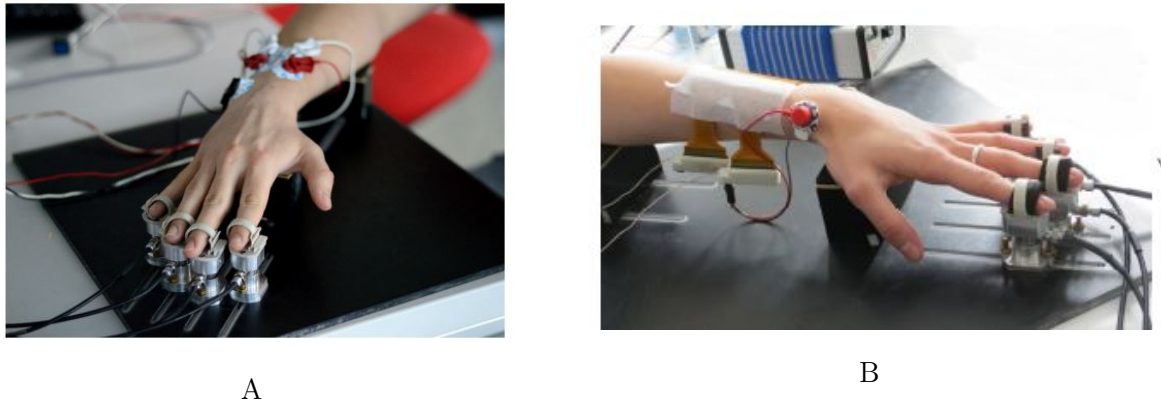


FIGURE 5.3 – Dispositif pour la mesure des forces au bout des doigts. A) Acquisition bipolaire d'EMG des extenseurs de l'index et du petit doigt [7]. B) Acquisition matricielle d'EMG des extenseurs de l'index et du petit doigt [12].

- effectuer des acquisitions en plaçant le doigt dans une position la plus naturelle possible, de manière à se rapprocher davantage de la situation réelle, plutôt que de les placer dans des bagues de capteurs de force ;
- réguler l'intensité au niveau des extrémités des doigts de chaque participant en utilisant des masses suspendues aux extrémités de l'index et du petit doigt ;
- surveiller le mouvement des doigts en installant des caméras (qualisys) reliées à des capteurs posés à l'extrémité des doigts de chaque participant afin de vérifier si le sujet a suivi ou non les instructions données ;
- placer des jauges de contraintes sous les doigts afin de s'assurer si le sujet exerce des flexions sur les autres doigts quand l'index et le petit doigt sont en extension et aussi sous la paume ;
- contrôler avec précision les instants pendant lesquels le niveau de force change par le biais des jauges de contraintes placées sous chaque masse attachée à l'extrémité de chaque doigt.

### 5.3 Les différentes tâches expérimentales

Nous avons progressivement amélioré nos protocoles expérimentaux dans le but de pouvoir mieux contrôler les tâches expérimentales et valider les différentes estimations de source obtenues à partir des méthodes de séparation utilisées ou proposées pour réduire le crosstalk.

#### 5.3.1 Protocole expérimental n°1

Le protocole expérimental au cours de cette première vague d'acquisition était d'effectuer 10 mouvements d'extension maximale pour les différentes tâches de chaque doigt. Trois tâches ont été réalisées dont 15 secondes d'extensions individuelles du muscle *Extensor Digitorum*

*Communis*  $EDC_{index}$  de l'index, 15 secondes d'extensions individuelles du muscle *Extensor Digitorum Communis* du petit doigt  $EDC_{pd}$  (Fig. 5.4) et 30s d'extensions simultanées des deux muscles (Fig. 5.5). En observant la figure 5.4, on remarque que les instants de début et de fin d'extension diffèrent pour l'index ou petit doigt. L'extension individuelle de l'index débute au bout de 5s après le début de l'acquisition et prend fin autour de 20s tandis que l'extension individuelle du petit doigt commence 10s environ après le début de l'acquisition et se termine à 25s. Ce décalage temporel entre les mouvements des deux doigts, nous permet de créer des mélanges artificiels (cf. paragraphe 6.3) à partir des signaux de chaque doigt. En utilisant ces différents mélanges, nous connaissons précisément les instants au début et à la fin de l'extension de chaque doigt. Ainsi, nous arrivons à valider nos méthodes de séparation plus aisément.

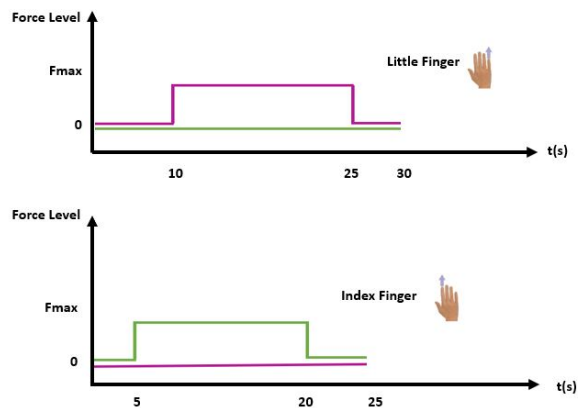


FIGURE 5.4 – Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de la contraction individuelle maximale. Sur la figure du haut seul le petit doigt est en contraction et l'index au repos et sur la figure du bas l'index est en contraction et le petit doigt au repos. Profil de force de l'index (—), profil de force du petit doigt (—).

S'agissant des extensions simultanées, la tâche commençait par 5 secondes de repos, puis 15 secondes d'extension de l' $EDC_{index}$  (versus  $EDC_{pd}$ ) et de 15 secondes de contraction  $EDC_{pd}$  (versus  $EDC_{index}$ ) avec 10 secondes de chevauchement. L'enregistrement ne s'arrête qu'après 5 secondes de repos à la fin. Nous avons également fait de telle sorte que les moments d'extension des deux doigts soient décalés au cours de cette contraction simultanée (Fig. 5.5). Ce décalage intentionnel permet également de tester les algorithmes de séparation proposés, mais dans ce contexte sur des mélanges réels afin d'estimer l'activité relative à chaque doigt.

La limite de ce protocole est que nous n'avons pas d'informations sur le mouvement des doigts : aucun feedback. Il est ainsi difficile a posteriori de vérifier si les sujets ont bien exécuté les tâches demandées et le niveau de force qu'ils génèrent n'est pas maîtrisé. De plus, l'extension des muscles étant effectuée à un niveau de force constant, nous sommes dans une configuration assez simple, où, nos estimations nous donnent des informations sur les moments d'activation du muscle. Les différentes estimations obtenues permettraient d'estimer que les moments où ces muscles sont actifs avec quasi pas d'informations sur l'intensité de leurs activations.

Pour remédier à ces limites, nous avons procédé à l'enregistrement d'une seconde base de

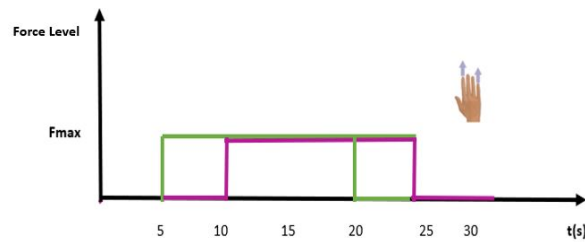


FIGURE 5.5 – Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de la contraction simultanée maximale. Extension de l'index seul au départ, puis de l'index et du petit doigt et du petit doigt seul à la fin. Profil de force de l'index (—), profil de force du petit doigt (—).

données.

### 5.3.2 Protocole expérimental n°2

Ce deuxième protocole répond bien évidemment aux limites du premier protocole expérimental et prend en compte toutes nos exigences. Pour contrôler les forces exercées par chaque doigt, nous avons suspendu les masses cylindriques à deux niveaux de forces (Fig. 5.12). La valeur de la masse au premier niveau est de  $134g$  et au second niveau de  $201g$  (Fig. 5.12). Au bout de chaque doigt était fixé des marqueurs caméra (Fig. 5.11) qui nous permettaient de suivre leurs déplacements grâce aux trois caméras infrarouges (Fig. 5.10) qui captaient les mouvements des doigts avec une très grande précision au cours de chaque tâche suivant les trois axes d'un repère (cf. paragraphe 5.4.3). Nous nous sommes intéressés à l'axe vertical correspondant à l'extension. En plus des marqueurs caméra (Fig. 5.11), nous avons utilisé des capteurs de pression (Fig. 5.14) pour mesurer le niveau de force exercé par les autres doigts qui ne sont pas en extension et une partie de la paume.

L'expérience consistait également en l'extension individuelle du muscle *Extensor Digitorum Communis*  $EDC_{index}$  de l'index, de celui du petit doigt  $EDC_{pd}$  et de l'extension simultanée des deux muscles  $EDC_{index}$  (versus  $EDC_{pd}$ ) puis  $EDC_{pd}$  (versus  $EDC_{index}$ ).

Chaque sujet portait entre les phalanges distales et intermédiaires des masses suspendues grâce à des fils et qui étaient ajustées au cours de la tâche (Fig. 5.13). On alternait entre trois phases : première phase niveau 0 sans masse, au niveau 1 le sujet porte la première masse puis on passe au niveau 2 où il porte en plus de la première masse la seconde masse avant de revenir au niveau 1 puis à 0 (Fig. 5.6).

En variant le niveau de force, le but est de déterminer si les méthodes proposées peuvent identifier non seulement les moments d'activation de chaque muscle, mais aussi les changements d'amplitude, ce qui est une configuration plus complexe que lorsque les sujets effectuent une extension à un niveau de force constant. En effet, en électromyographie de surface, une augmentation de la force générée par les muscles entraîne généralement une augmentation de l'amplitude des signaux électromyogrammes enregistrés.

Chaque sujet a effectué en moyenne 3 extensions différentes à deux niveaux de force différents. Ces extensions ont été réalisées sur quatre types de tâches différentes. La première tâche consistait en 50 secondes d'extensions individuelles des muscles  $EDC_{index}$  de l'index (Fig. 5.6A). La seconde tâche consistait 50 secondes d'extensions individuelles des muscles  $EDC_{pd}$  du petit doigt (Fig. 5.6A). Enfin, les deux dernières tâches étaient de réaliser des extensions simultanées des deux muscles pendant 60 secondes, avec une période de 30 secondes de chevauchement. Il s'agissait de l'extension initiale de l'index seul, puis de l'index et du petit doigt et du petit doigt seul à la fin (Fig. 5.6B) et de l'extension initiale du petit doigt seul puis du petit doigt et de l'index et de l'index seul à la fin (Fig. 5.6C).

Durant cette série d'acquisitions, les sujets ont été invités à maintenir leurs doigts immobiles pendant un certain temps avant et après chaque extension comme illustré dans les figures (Fig. 5.6).

## 5.4 Dispositif expérimental

Dans cette section, nous allons présenter le matériel utilisé pour l'acquisition des signaux HD-sEMG mais aussi une présentation des dispositifs utilisés pour valider les techniques de séparation proposées sera faite.

### 5.4.1 Matrice d'acquisition

L'acquisition des signaux sEMG a été faite en mode monopolaire de manière non-invasive en utilisant une matrice d'électrodes de taille  $8 \times 8$  soit 64 électrodes avec une distance inter-électrodes (DEI) de 10 mm (Fig. 5.7).

Avant de poser la matrice à la surface de la peau de l'avant-bras, la peau a été rasée puis abrasée grâce à un gel abrasif pour éliminer la première couche de ses cellules mortes.

La matrice a été posée en respectant le guide anatomique de l'électromyographie dans [46], afin de trouver le lieu adéquat et de pouvoir capter au maximum l'activité électrique fournie par chaque muscle des doigts (Fig. 5.8). La position correcte a été identifiée en traçant une ligne entre l'épicondyle latéral et la tête de l'ulna, comme indiqué à la figure 5.8. Deux électrodes de référence ont été placées sur la partie distale du cubitus et l'ulna à côté de l'articulation du poignet (Fig. 5.8).



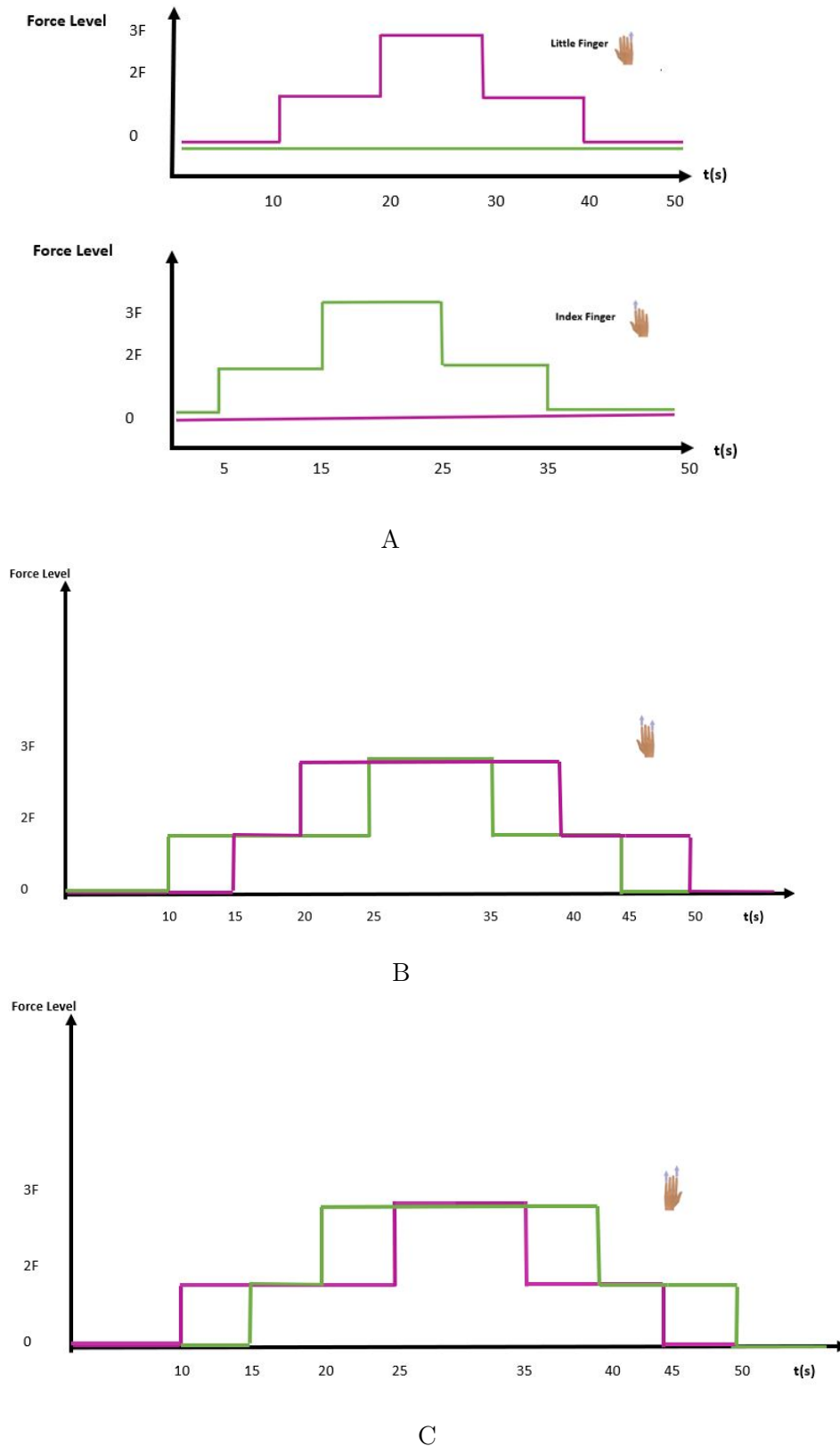


FIGURE 5.6 – Niveau de force exercé par l'index et le petit doigt lors de la seule contraction du petit doigt ou de la seule contraction de l'index (A) et de la contraction simultanée petit doigt plus index (B et C). A) Niveau de force exercé au cours de l'extension individuelle de l'index ou du petit doigt. B) Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de l'extension simultanée. Extension de l'index seul au départ puis de l'index et du petit doigt et du petit doigt seul à la fin. C) Niveau de force exercé par chaque doigt au cours de l'extension simultanée. Extension du petit doigt seul au départ puis du petit doigt et de l'index et de l'index seul à la fin. Profil de force de l'index (—), profil de force du petit doigt (—).

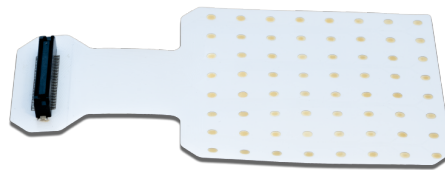


FIGURE 5.7 – Matrice d’électrodes de 64 capteurs (de OT Bioelettronica, Torino-Italie).



FIGURE 5.8 – Configuration pour l’acquisition d’enregistrements HDsEMG. Positionnement de la matrice d’électrodes et des électrodes de référence à droite de l’avant-bras du sujet (Fig. de droite). Représentation des repères anatomiques utilisés pour positionner la matrice (Fig. de gauche).

### 5.4.2 Quattrocento

Le quattrocento est un dispositif d’amplification multicanaux (Fig. 5.9) utilisé pour mesurer plusieurs signaux physiologiques tels que les signaux électromyographiques de surface sEMG, les signaux intramusculaires (IEMG) et les signaux électroencéphalographiques (EEG). Une fois les signaux acquis, ils subissent plusieurs étapes telles que de l’amplification, du filtrage, de la conversion numérique et enfin une transmission au PC via une interface ethernet

pour être stockés et visualisés grâce au logiciel OT BioLab+.



FIGURE 5.9 – Amplificateur quattrocento (de OT Bioelettronica, Torino-Italie).

Il dispose de 16 à 64 canaux sur les entrées de face et 16 entrées auxiliaires (sur la face arrière) ce qui permet l'utilisation simultanée de plusieurs électrodes grâce aux adaptateurs reliés à ces différentes entrées. Dans nos mesures, nous avons utilisé une matrice de 64 électrodes pour enregistrer les signaux sEMG en mode monopolaire. Au cours de nos acquisitions, nous avons utilisé les entrées MULTIPLE IN adaptée à nos matrices.

Les signaux électromyogrammes de surface (sEMG) enregistrés au cours de cette thèse, sont amplifiés à l'aide du quattrocento à une fréquence de 2048 Hz et filtrés par un filtre passe-bande de 10 à 500Hz, avec un gain fixé à 150V/V et une résolution de 16 bits.

L'un des points forts de cet amplificateur est sa capacité à enregistrer des signaux de faible amplitude, tels que l'activité myoélectrique des petits muscles, dont ceux de l'index et du petit doigt. Cependant, cela représente également une faiblesse, car même une petite quantité de bruit électrique peut produire des interférences. Par conséquent, il est crucial de minimiser toutes les sources de bruit électrique.

### 5.4.3 Système qualisys

Le système qualisys est un système optique de capture de mouvement qui permet de mesurer et de suivre le mouvement des objets ou des sujets en temps réel. Il utilise les caméras infrarouges de haute précision (résolution) pour suivre des marqueurs ou capteurs placés sur les objets ou la partie du corps humain à mesurer.

Durant nos expériences, nous avons utilisé trois caméras (Fig. 5.10) en raison des différentes tâches effectuées et des parties du corps sollicitées. Pour une capture de mouvements 3D, précise, de haute qualité et relativement simple, il est recommandé au minimum trois caméras. Les données ont été enregistrées à une fréquence de 150Hz.

S'agissant des marqueurs, nous en avons utilisé quatre. Un capteur placé au bout du doigt de l'index et un autre au bout du petit doigt. Les deux autres marqueurs ont été utilisés pour

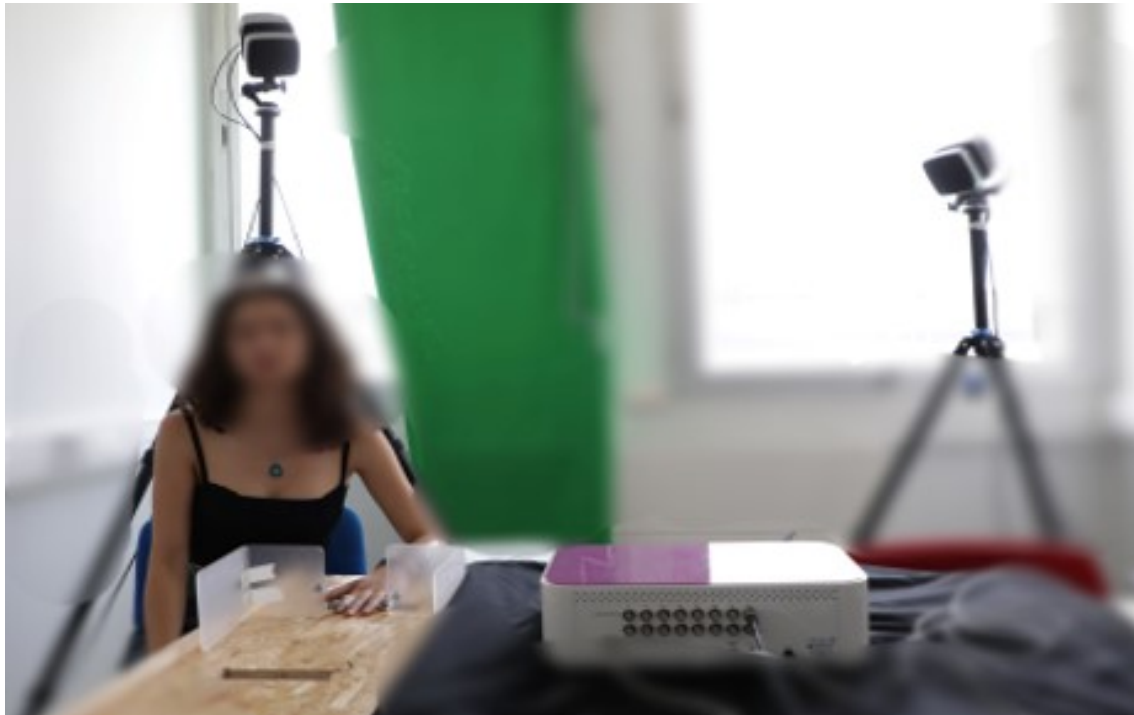


FIGURE 5.10 – Exemple de disposition des caméras infrarouges utilisées. (2 sur des les 3 caméras sont ici visibles).

jouer le rôle de cible c'est-à-dire la hauteur relative à atteindre par chaque sujet pendant les mouvements d'extension. Ces capteurs sont fabriqués à partir de matériaux réfléchissants et sont sous forme de billes et légers (Fig. 5.11).

Enfin, l'utilisation du système qualisys au cours de nos acquisitions EMG offre plusieurs avantages. La capture des mouvements 3D fournit des informations la position des doigts au cours des extensions des doigts. Il nous permet donc de certifier si le sujet a effectivement respecté les consignes de l'expérience ou pas. En plus, le système qualisys nous permet de pouvoir synchroniser les signaux EMG avec les données obtenues grâce aux caméras en relation avec les mouvements de chaque doigt.

#### 5.4.4 Masses utilisées

Afin de réguler le niveau de force exercé à l'extrémité de chaque doigt par niveau de contraction, nous avons utilisé des masses. Chaque masse, de forme cylindrique et suspendue entre les phalanges distales et intermédiaires, a une valeur  $m = 67g$ . De plus, dans l'optique d'identifier exactement à quel instant nous passons du premier niveau de force au second niveau de force, nous avons placé des capteurs de pressions en dessous de ces nouvelles masses (Fig. 5.12).

Le dispositif présenté à la figure 5.13 a été utilisé pour effectuer manuellement le change-



FIGURE 5.11 – Marqueurs de capture de mouvement placés au bout des doigts et sur les repères.



FIGURE 5.12 – Le système de masses permettant un empilement simplifié avec un capteur de compression sous la plaque de base.

ment de force. Les doigts étaient toujours suspendus aux masses par des fils, et le changement de masses était obtenu en ajustant manuellement la hauteur des fils de suspension à l'aide du support élévateur. Lorsqu'il était nécessaire d'ajouter plus de poids, le support était abaissé, ce qui mettait le fil de nylon entre la deuxième et la troisième masse en tension. Dans le cas contraire, lorsque moins de poids était nécessaire, le support était remonté. Le processus de changement de force est identique aux premières masses utilisées de la figure 5.13.

Enfin, une raison de l'utilisation des masses au détriment des capteurs de force sous forme de bagues ou autres qu'on pourrait brancher directement au quattroceto est due au fait que le quattroceto est très sensible à toute entrée auxiliaire d'un appareil connecté à une prise électrique et donc cela dégrade le rapport signal sur bruit des signaux sEMG. Nous travaillons sur de petits muscles ce qui fait que tout bruit exogène est très défavorable pour nos signaux comme indiqué plus haut.

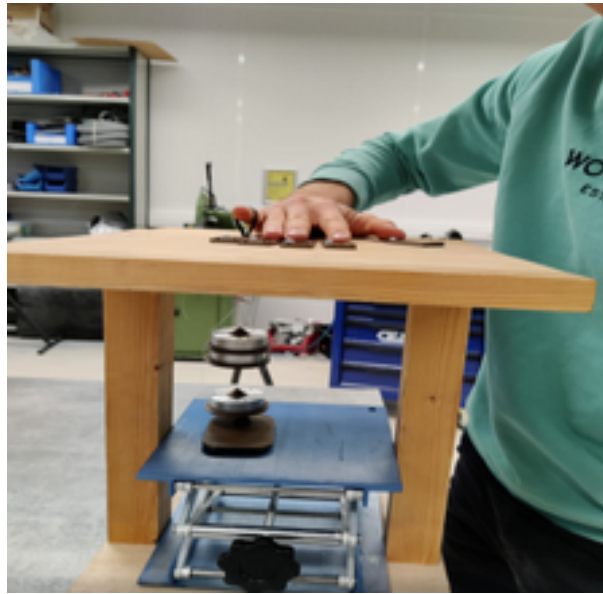


FIGURE 5.13 – Système avec support élévateur pour atteindre les différents niveaux de force.

#### 5.4.5 Les capteurs de compression

En outre des deux capteurs de pression placés sous les masses, nous en avons ajouté cinq autres capteurs placés sous chaque doigt et trois autres sous la paume, dans la région hypothénar près du poignet (Fig. 5.14). Ces nouveaux capteurs de pression permettent de contrôler la force exercée sur les autres parties de la main lorsque l'index et/ou le petit doigt sont en extension. Le but est de s'assurer que pendant les différentes phases de contraction, seuls les muscles destinés à l'extension de l'index ou du petit doigt sont sollicités.

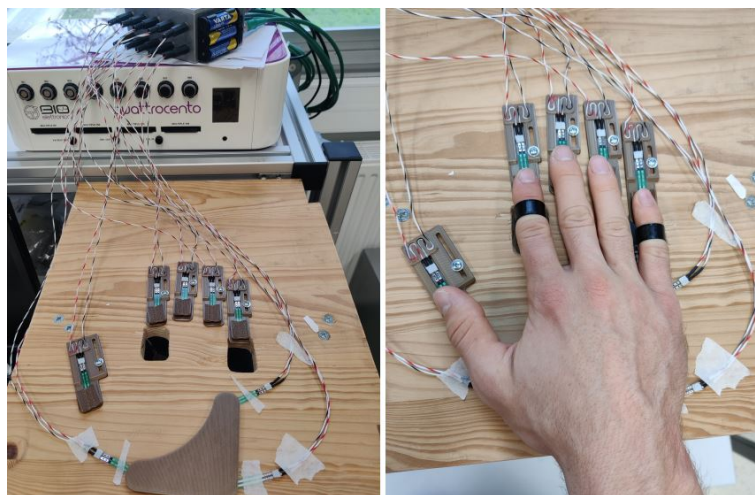


FIGURE 5.14 – Configuration pour la mesure de la pression de la main et des doigts grâce aux jauges de contraintes. (cf. image de gauche).

## Conclusion

Pour obtenir des signaux électromyogrammes de surface (sEMG) de haute qualité avec un bon rapport signal sur bruit, il était indispensable de mettre en place un dispositif adéquat. Notre dispositif nous permet non seulement de contrôler les différentes tâches exécutées par chaque sujet, mais aussi de déterminer avec précision les instants où un doigt est en extension ou non, ainsi que les instants de changement de niveau force. Ces spécificités de nos protocoles sont utiles pour la validation de nos méthodes de séparation, tout comme le décalage temporel entre l'extension des doigts au cours de la contraction simultanée.

# Analyse de la base de données

---

## Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons quelques signaux enregistrés conformément au protocole n°2, tel que décrit dans le chapitre précédent (cf. paragraphe 5.3.2). Il s'agit des signaux HD-sEMG enregistrés au cours de l'extension de l'index, du petit doigt et au cours de la contraction simultanée des deux doigts. Nous analyserons l'évolution temporelle de ces différents signaux en mettant en évidence les différentes phases de variations en fonction des moments de contraction ou non des muscles. Enfin, nous procéderons à une analyse qualitative de notre base de données avant d'expliquer la méthodologie utilisée pour créer les mélanges artificiels.

## Sommaire

---

<b>6.1</b>	<b>Illustration des signaux acquis . . . . .</b>	<b>53</b>
6.1.1	Extension individuelle de chaque doigt . . . . .	53
6.1.2	Extension simultanée des deux doigts . . . . .	59
<b>6.2</b>	<b>Analyse qualitative de la base de données . . . . .</b>	<b>64</b>
6.2.1	Statistiques Base de données n°1 . . . . .	66
6.2.2	Statistiques Base de données n°2 . . . . .	66
<b>6.3</b>	<b>Mélanges artificiels . . . . .</b>	<b>78</b>
<b>6.4</b>	<b>Conclusion . . . . .</b>	<b>80</b>

---

## 6.1 Illustration des signaux acquis

Dans cette section, nous illustrons les signaux enregistrés lors de l'extension individuelle de l'index et du petit doigt ainsi que ceux enregistrés lors des extensions simultanées des deux doigts. L'évolution temporelle de ces différents signaux est également décrite.

### 6.1.1 Extension individuelle de chaque doigt

Au cours de ces tâches, les sujets étaient invités à faire une extension individuelle de l'index (resp. petit doigt) à deux niveaux de force (Fig. 5.6A).



Les signaux HD-sEMG de l'index (resp. du petit doigt) sont présentés à la figure 6.1 (resp. figure 6.2). Au total, nous avons 64 signaux enregistrés dont les puissances varient d'une électrode à l'autre, car en fonction de sa position par rapport au muscle, une électrode capte plus ou moins de signaux.

L'évolution temporelle des signaux de l'index (resp. petit doigt) est conforme à notre protocole. En effet, au niveau de l'index, nous observons au début entre 0 et 5s et à la fin de l'extension entre 35 et 50s une absence de recrutement d'unités motrices, ce qui correspond aux moments de non-contraction du muscle (Fig. 6.1). Ensuite, lorsque le doigt est en extension entre 5 et 35s, on observe une augmentation de l'amplitude du signal et donc un recrutement d'unités motrices par le muscle (Fig. 6.1). Ces observations sont les mêmes avec le petit doigt, dont le muscle est actif entre 10s et 40s (Fig. 6.2). Les phases de non-extension du petit doigt sont au début entre 0 et 10s et à la fin entre 10 et 50s (Fig. 6.2). Nous avons présenté le signal EMG de l'index enregistré sur l'électrode 17 à la figure 6.3 et celui du petit doigt enregistré sur l'électrode 35 (Fig. 6.5) à titre illustratif, en montrant le profil de force associé (profil orange), qui est le signal issu des jauges de contraintes placées en dessous des masses suspendues au bout des doigts. Ce profil indique les changements de niveau de force au cours des acquisitions. On arrive à distinguer les deux niveaux de force comme indiqué dans le protocole. La figure 6.3 (resp. figure 6.5) présente également les différentes positions de l'index (resp. petit doigt) obtenues grâce aux caméras qualisys au cours de l'acquisition (profil en rouge).

Quant à la figure 6.4 (resp. figure 6.6), elle montre la répartition spatiale de la puissance du signal de l'index (resp. petit doigt) sur les différentes électrodes au cours du temps. Ces différentes cartes spatiales sont obtenues en calculant la RMS (*Root Mean Square*) sur des fenêtres glissantes pour chacun des 64 signaux et pour chaque niveau de force (Fig. 6.3) & (Fig. 6.5). On a considéré une fenêtre de 1s par niveau de force puis nous avons calculé les différentes cartes d'activation (Fig 6.4) & (Fig 6.6). La remarque est que quand le muscle d'un doigt est au repos (niveau 0), la puissance sur les différentes cartes spatiales est pratiquement nulle, mais dès qu'on passe au niveau 1, on remarque une puissance sur ces différentes électrodes puis qui croît au niveau 2. On constate une certaine proportionnalité entre les cartes spatiales, du niveau 1, au niveau 2. Ces cartes spatiales montrent que les capteurs se trouvant à gauche sont ceux positionnés à proximité du muscle de l'index, ce qui explique leur puissance plus grande (Fig 6.4). Les électrodes les plus sensibles au muscle du petit doigt, sont celles situées au coeur de la matrice et à gauche puisqu'elles ont les puissances les plus élevées (Fig 6.6). Ce qui est cohérent avec le placement de la matrice à la surface de la peau, au-dessus du muscle extenseur du petit doigt. Cette distribution est la même entre les cartes spatiales de chaque muscle, à une intensité près lorsque le muscle est actif. Nous nous sommes basés sur cette remarque pour développer notre modèle de séparation (cf.paragraphe 8.1.3).

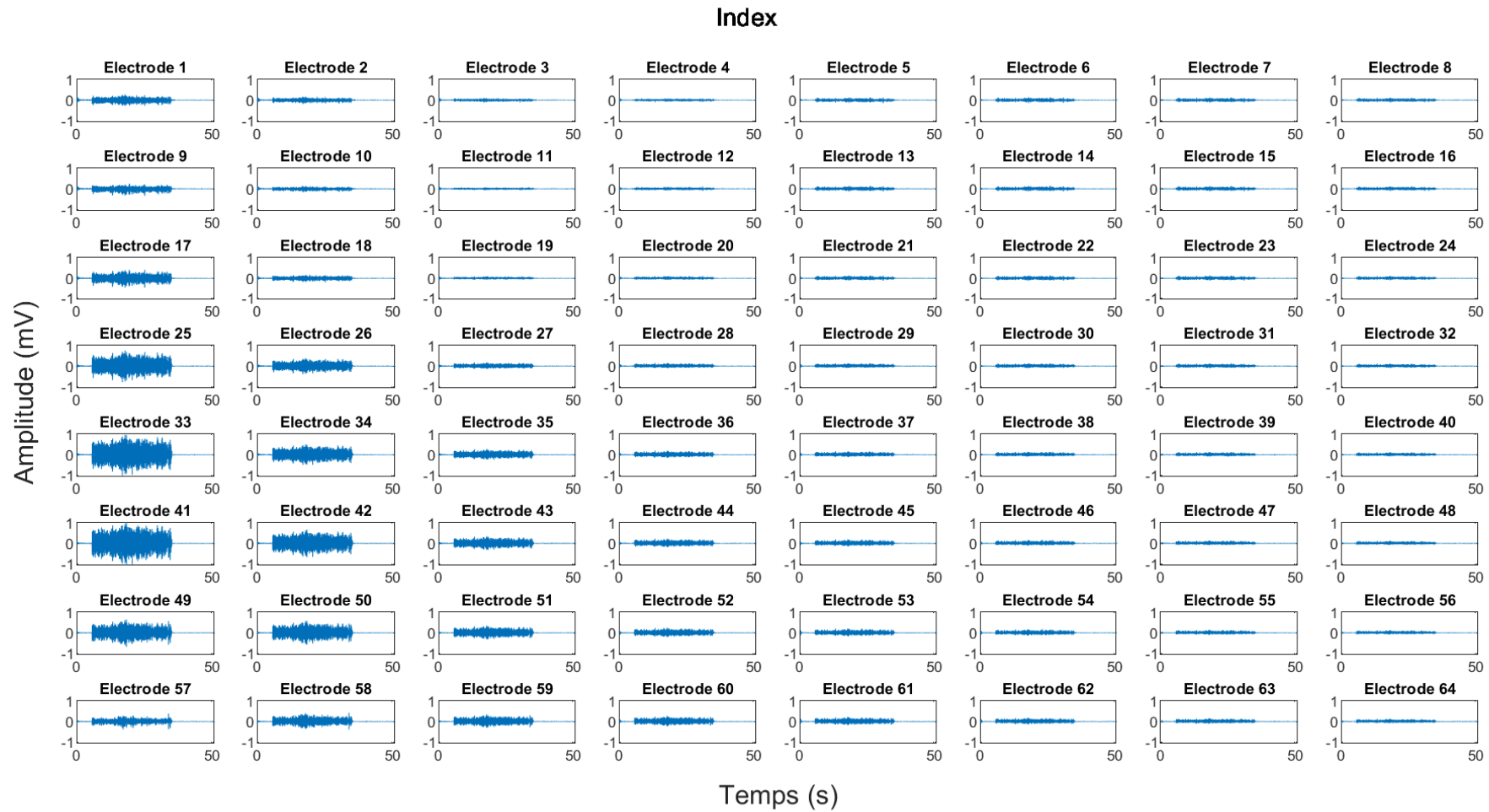


FIGURE 6.1 – Exemple de signaux HD-sEMG enregistrés à partir d’une matrice à 64 électrodes lors de la seule extension de l’index.

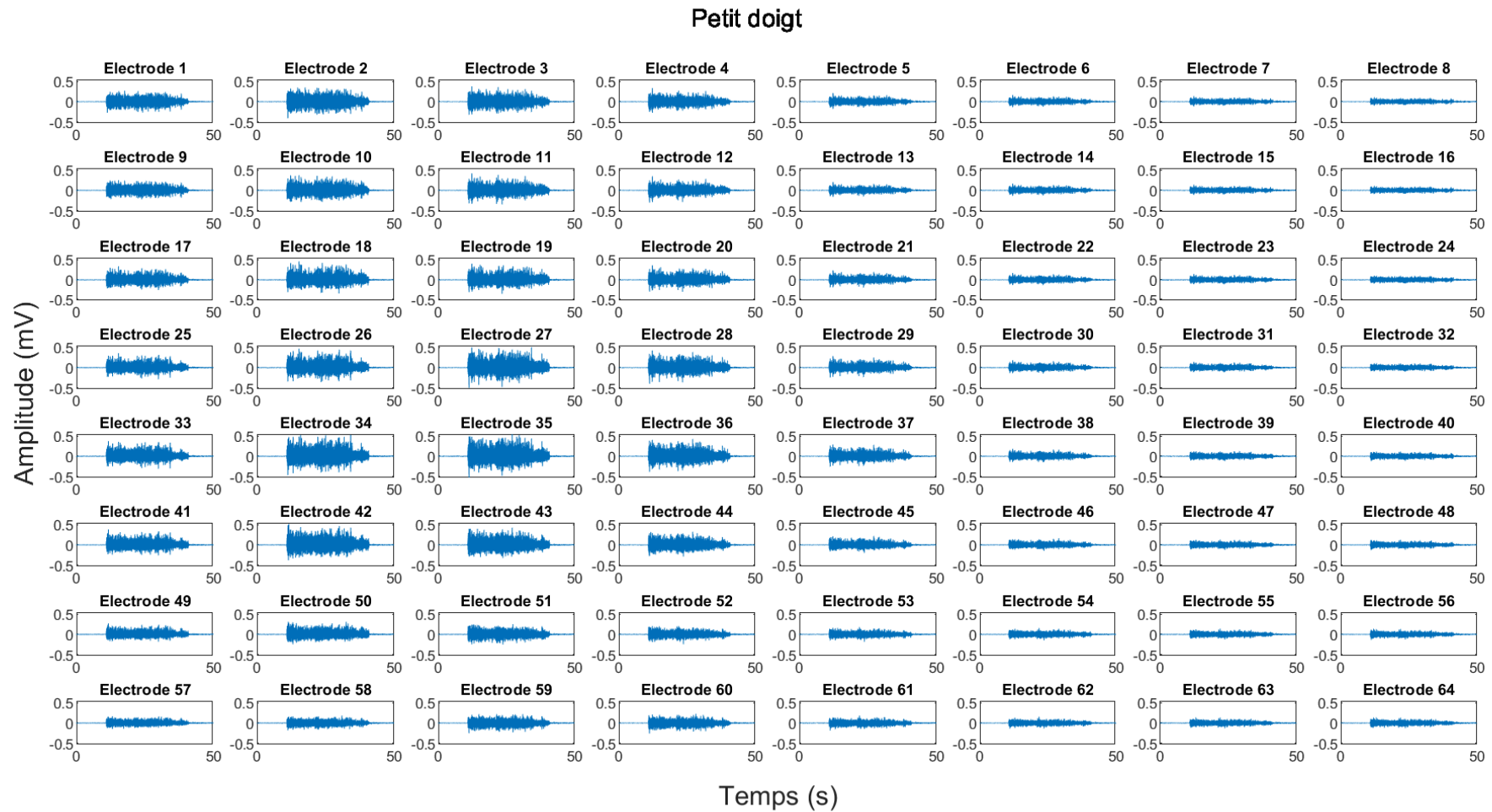


FIGURE 6.2 – Exemple de signaux HD-sEMG enregistrés à partir d’une matrice à 64 électrodes lors de la seule extension du petit doigt.

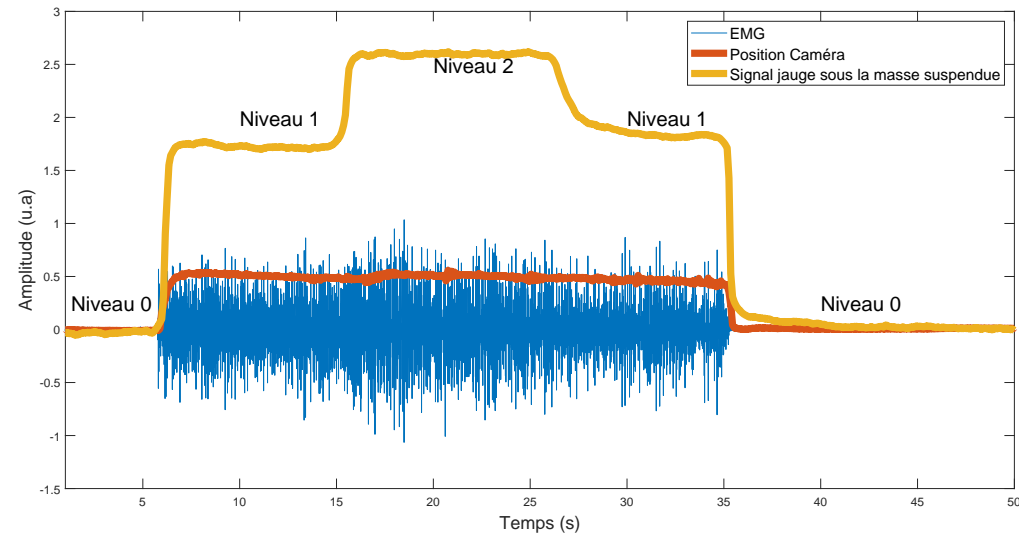


FIGURE 6.3 – Signal HD-sEMG de l'électrode 17 associé au signal de la jauge de contrainte sous la masse suspendue au bout du doigt et la position du doigt obtenue par la caméra qualisys lors de la seule extension de l'index.

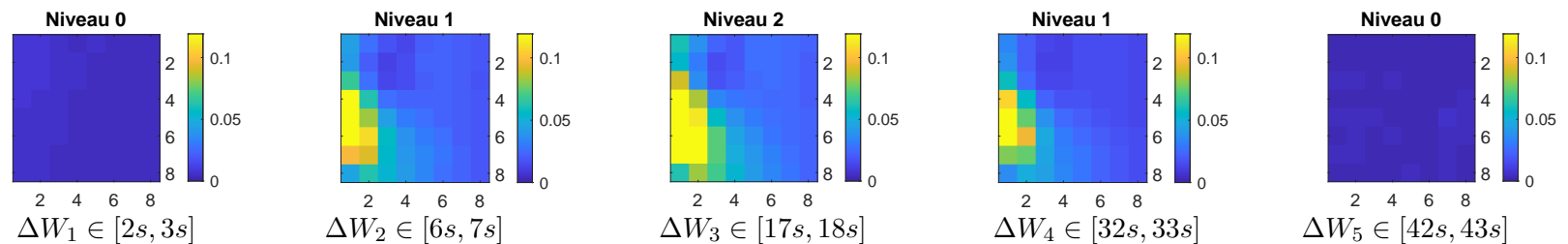


FIGURE 6.4 – RMS des signaux HD-sEMG lors de la seule extension de l'index calculée sur des fenêtres glissantes de durée  $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

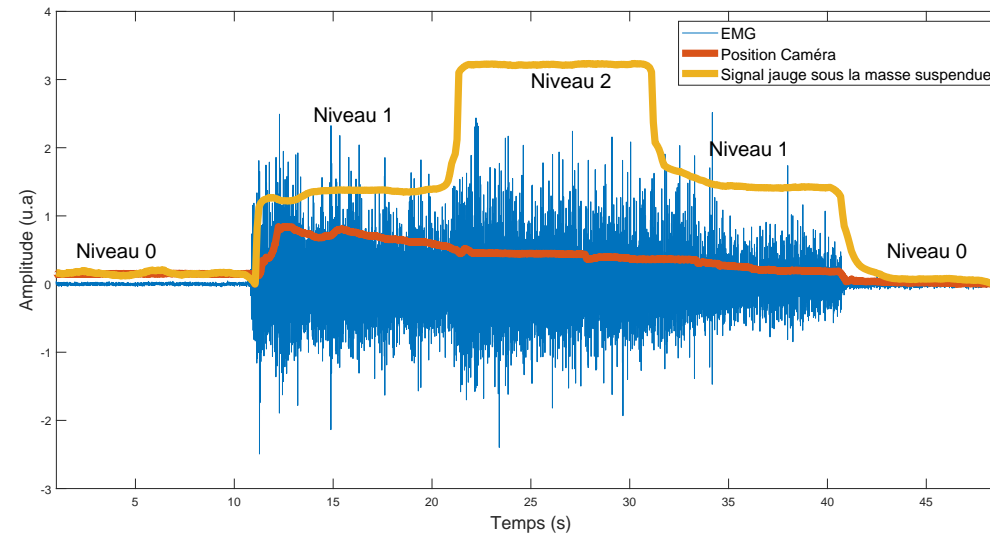


FIGURE 6.5 – Signal HD-sEMG de l'électrode 35 associé au signal de la jauge de contrainte sous la masse suspendue au bout du doigt et la position du doigt obtenue par la caméra qualisys lors de la seule extension du petit doigt.

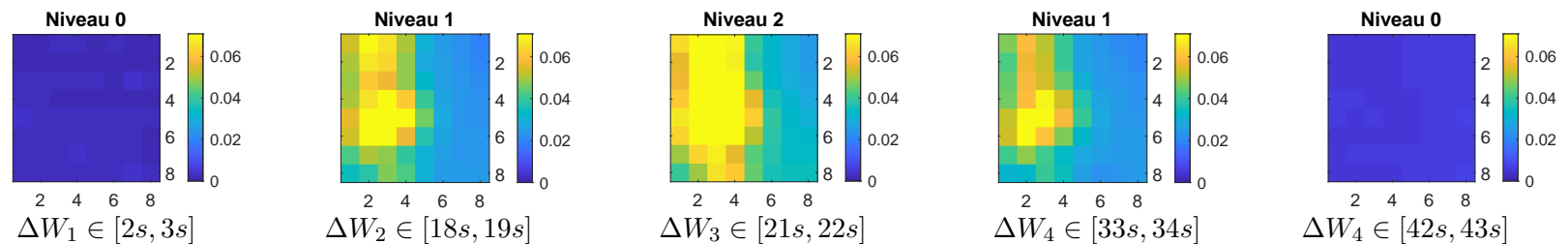


FIGURE 6.6 – RMS des signaux HD-sEMG lors de la seule extension du petit doigt du petit doigt calculée sur des fenêtres glissantes de durée  $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

### 6.1.2 Extension simultanée des deux doigts

Les 64 signaux HD-sEMG de la contraction simultanée des deux doigts (début index, fin petit doigt) et ceux de la contraction simultanée (début petit doigt, fin index) sont présentés respectivement à la figure 6.7 et à la figure 6.8. L'évolution temporelle en fonction des différentes tâches effectuées par les sujets reste la même que celle évoquée pour l'index et le petit doigt.

La figure 6.9 (resp. figure 6.11) présente un signal obtenu sur le capteur 36 au cours de la contraction simultanée index-petit doigt (resp. petit doigt-index). Le profil de force de chaque doigt est représenté avec les deux niveaux de force (violet pour l'index et vert pour le petit doigt) ainsi que la position de ces doigts donnée par les caméras de précision au cours de l'acquisition (rouge pour l'index et orange pour le petit doigt). Ces différents profils montrent que lorsque l'index est en extension, le petit doigt est au repos en début d'acquisition et quand l'index est relâché en fin d'acquisition, le petit doigt reste en extension quelques secondes avant qu'il ne soit baissé et vice versa. On remarque également que le changement de niveau de force s'effectue à des instants différents d'un doigt à un autre. Tout cela répond à notre protocole.

Les différentes cartes spatiales associées à ces deux extensions simultanées confirment la répartition spatiale observée au cours des contractions individuelles (Fig .6.10) & (Fig .6.12). En effet, lorsque seul l'index est en extension au cours de la contraction simultanée index-petit doigt (Fig .6.10) (resp. petit doigt-index) (Fig .6.12), on remarque que les électrodes se situant à gauche captent le plus de signaux. Ceci est illustré respectivement par les cartes spatiales des fenêtres  $\Delta W_2$  et  $\Delta W_8$  (Fig .6.10) & (Fig .6.12). Lorsque seul le petit doigt est en extension durant ces deux extensions simultanées, on constate que les capteurs se trouvant à gauche et au coeur captent le plus de signaux, comme le montrent respectivement les cartes spatiales des fenêtres  $\Delta W_8$  et  $\Delta W_2$  (Fig .6.10) & (Fig .6.12). Cependant, lorsque les deux doigts sont en extension simultanée, le signal se propage à travers tous ces capteurs à la fois, comme le montre les cartes spatiales des fenêtres  $\Delta W_3$ ,  $\Delta W_4$  et  $\Delta W_5$  (Fig .6.10) & (Fig .6.12).

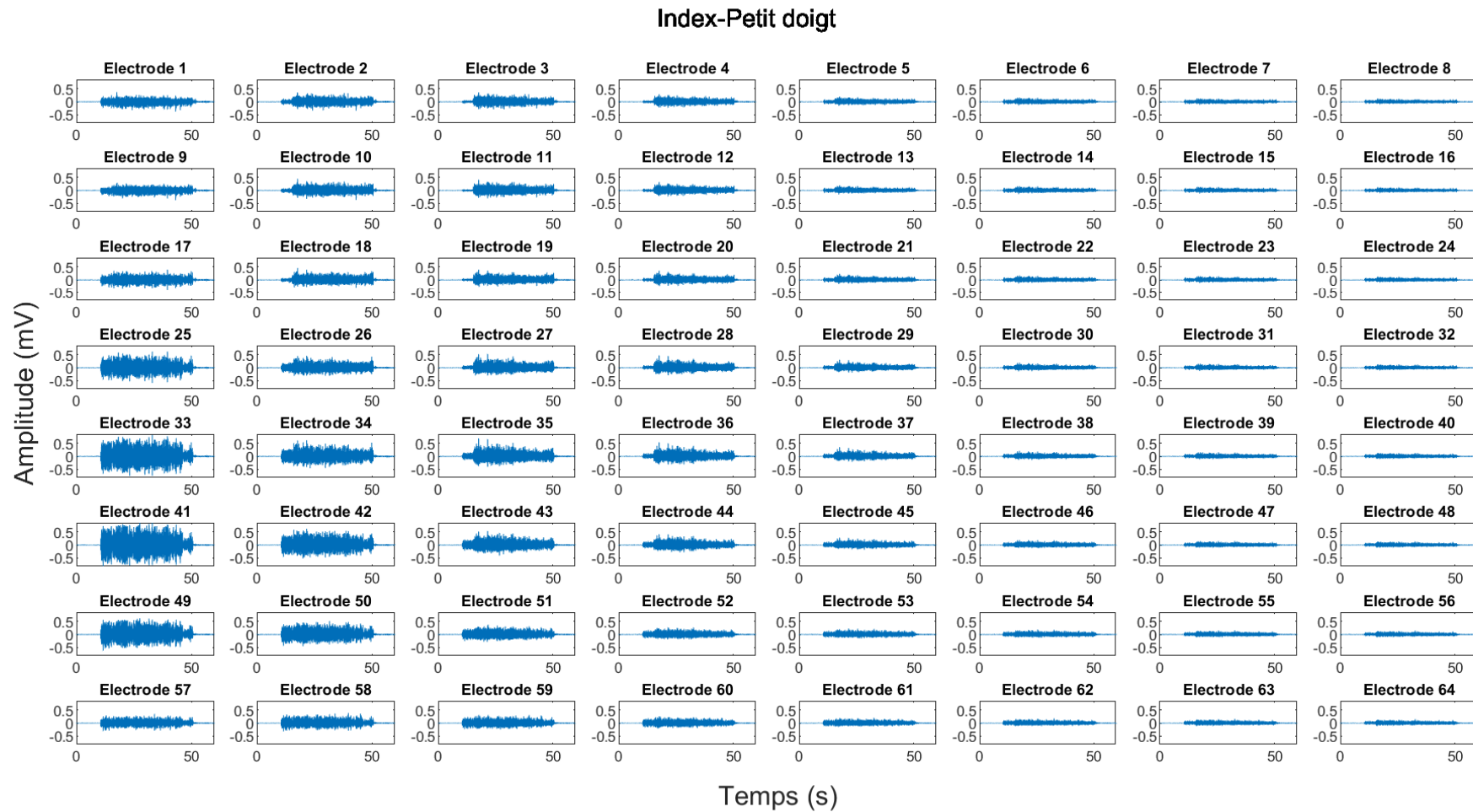


FIGURE 6.7 – Exemple de signaux HD-sEMG lors de l’extension simultanée index-petit doigt enregistrés à partir d’une matrice à 64 électrodes.

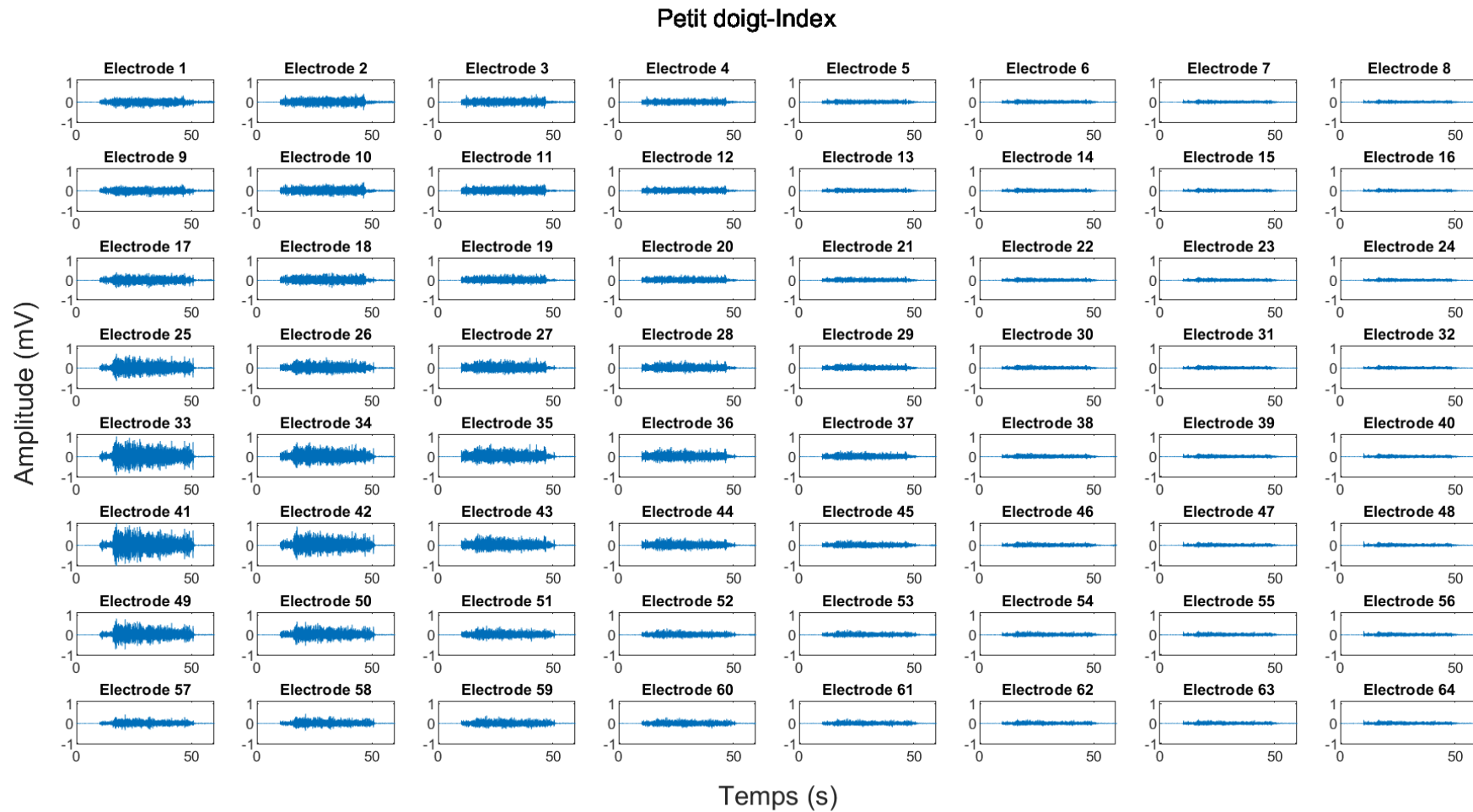


FIGURE 6.8 – Exemple de signaux HD-sEMG lors de l’extension simultanée petit doigt-index enregistrés à partir d’une matrice à 64 électrodes.



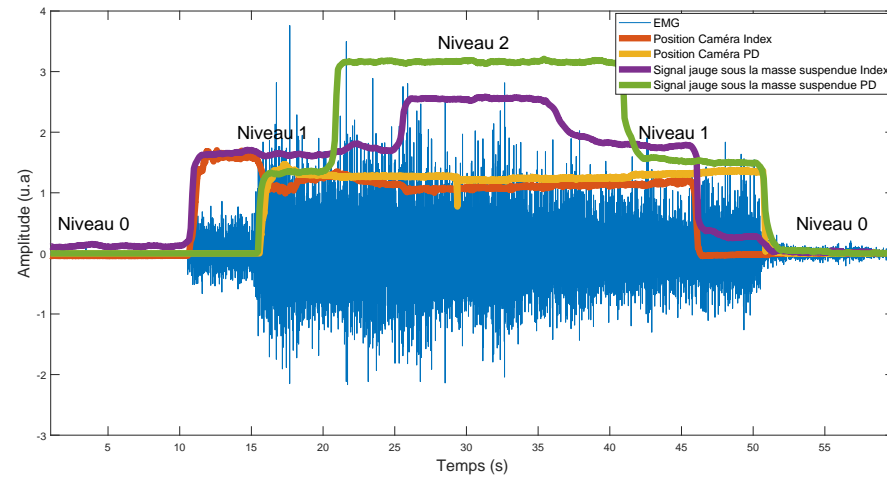


FIGURE 6.9 – Signal HD-sEMG lors de l’extension simultanée index-petit doigt de l’électrode 36 associé aux signaux des jauges de contrainte sous les masses suspendues au bout de chaque doigt et la position des doigts obtenue par la caméra qualisys.

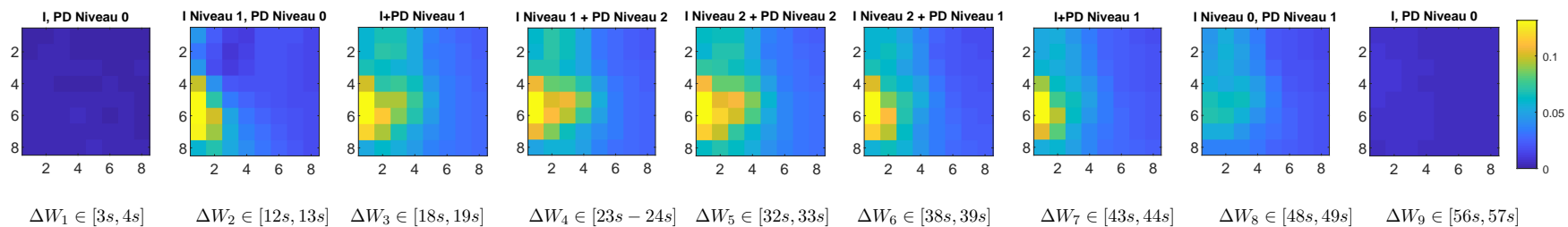


FIGURE 6.10 – RMS des signaux HD-sEMG lors de l’extension simultanée IP calculée sur des fenêtres glissantes de durée  $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

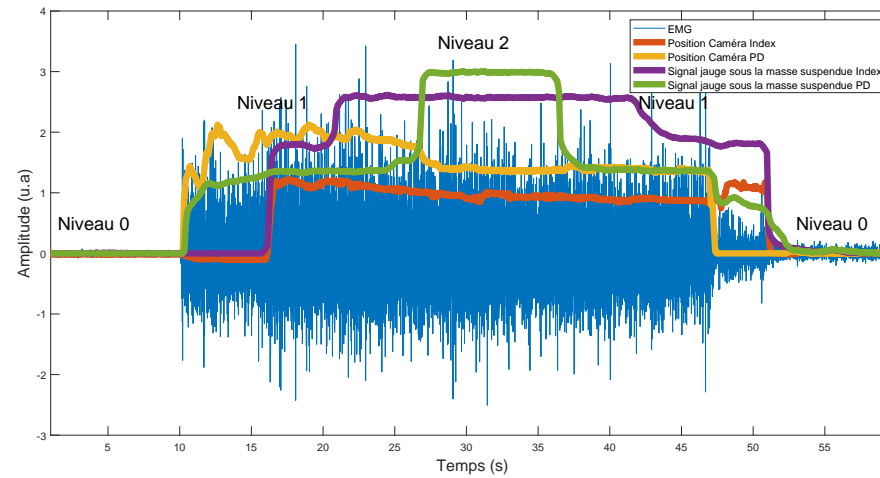


FIGURE 6.11 – Signal HD-sEMG lors de l'extension simultanée petit doigt-index de l'électrode 36 associé aux signaux des jauges de contrainte sous les masses suspendues au bout de chaque doigt et la position des doigts obtenue par la caméra qualisys.

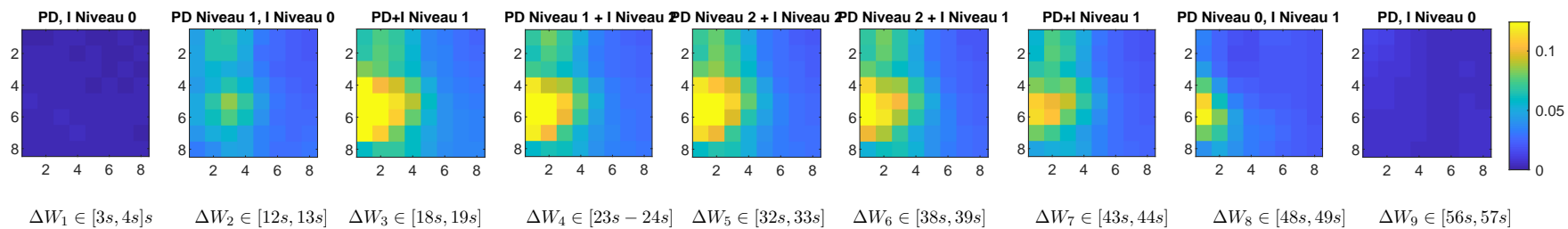


FIGURE 6.12 – RMS des signaux HD-sEMG lors de l'extension simultanée PI calculée sur des fenêtres glissantes de durée  $\Delta W = 1s$ . Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

## 6.2 Analyse qualitative de la base de données

Après les différentes acquisitions, nos bases de données ont été analysées qualitativement par sujet et par essai avant d'appliquer les différentes méthodes de séparation. L'analyse consiste en une inspection visuelle des 64 signaux obtenus par sujet, par tâche et par essai afin d'éliminer les électrodes défectueuses. Une électrode est dite défectueuse lorsqu'elle n'a pas capté un signal EMG en raison d'un mauvais contact avec la surface de la zone de mesure au-dessus du muscle, par exemple les électrodes 8 & 63 (Fig. 6.13) ou lorsqu'elle n'enregistre que du bruit comme le cas de l'électrode 40 (Fig. 6.13). Les électrodes dont l'amplitude reste constante au cours du temps sont aussi considérées comme défectueuses, par exemple l'électrode 40 (Fig. 6.13).

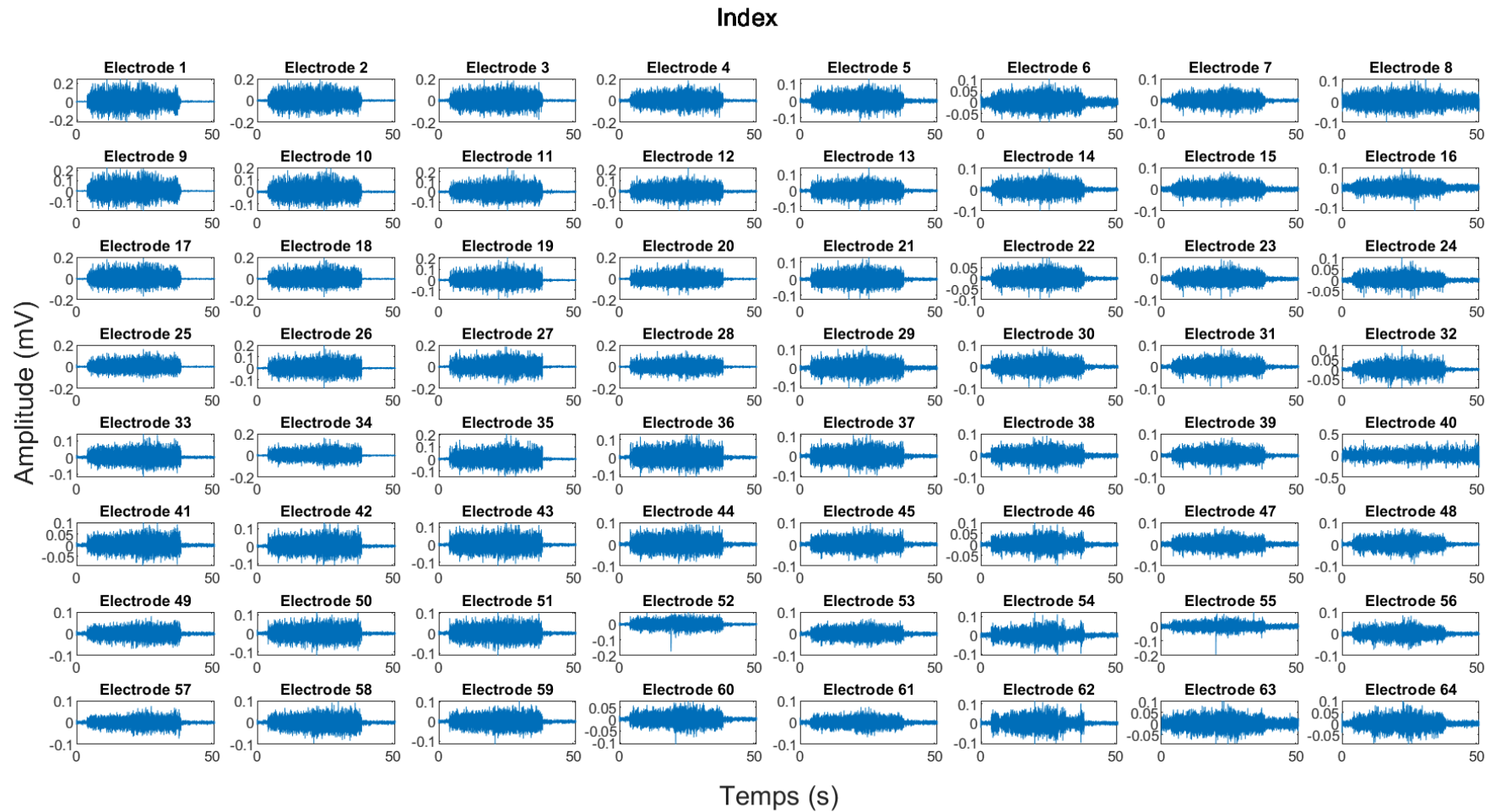


FIGURE 6.13 – Exemple de signaux HD-sEMG lors de la seule extension de l'index enregistrés à partir d'une matrice à 64 électrodes mettant en exergue quelques électrodes défectueuses (les électrodes 40 et 63 par exemple).

### 6.2.1 Statistiques Base de données n°1

Au cours de l'acquisition de cette base de données, 10 sujets adultes sains, dont 8 hommes et 2 femmes volontaires ayant signé par écrit un formulaire de consentement leur expliquant le protocole expérimental, en bonne santé et ne présentant pas de pathologies de l'avant-bras, ont participé à l'expérience. L'âge moyen était de  $28,5 \pm 8,7$  ans.

Chaque sujet a effectué en moyenne 06 essais par tâches, à savoir : l'extension maximale de l'index, du petit doigt et des deux doigts simultanément.

### 6.2.2 Statistiques Base de données n°2

Au total, 24 sujets adultes sains, dont 19 hommes et 5 femmes ont participé à cette expérience après avoir signé par écrit également un formulaire de consentement leur expliquant le protocole expérimental. Ces sujets étaient en bonne santé et ne présentaient pas de pathologies de l'avant-bras. L'âge moyen des participants était de  $25.8 \pm 7.4$  ans (Fig. 6.14).

Quatre tâches ont été exécutées par chaque sujet. Il s'agit de l'extension de l'index, du petit doigt, de l'extension simultanée index-petit doigt et enfin l'extension simultanée petit doigt-index. Pour chaque tâche, en moyenne trois à quatre essais ont été effectués (Fig. 6.14). Nous présentons à la figure 6.15, le nombre de capteurs défectueux au cours des différentes tâches par sujet et pour tous les essais.

#### Extension de l'index

La figure 6.15 (Extension de l'index) présente le nombre d'électrodes défectueuses par sujet en considérant tous les essais de l'index. Des 24 sujets, on remarque que le sujet 9 est celui pour lequel on a le plus grand nombre de capteurs défectueux, 15 capteurs au total. La majeure partie des sujets ont au moins une électrode défectueuse sur l'ensemble des essais. Cependant, les sujets 5, 7 et 12 ne présentent aucune électrode défectueuse sur l'ensemble des essais au cours de l'extension de l'index.

Les différentes électrodes défectueuses durant cette tâche sont présentées aux figures (Fig. 6.16) & (Fig. 6.17). Nous montrons non seulement les électrodes défectueuses, mais aussi le nombre de fois qu'elles ont été éliminées d'un essai à l'autre, ce qui est indiqué à travers la couleur associée à ces électrodes. Lorsque les électrodes sont non défectueuses, elles sont de couleurs bleues (sujets 5, 7 et 12) (Fig. 6.16).

#### Extension du petit doigt

Nous présentons également, pour cette tâche, le nombre de capteurs défectueux obtenus par sujet en considérant tous les essais effectués (Fig. 6.15 Extension du Petit doigt). Dans le

cadre de l'extension du petit doigt, le sujet 19 présente plus de capteurs défectueux, un total de 18. Les sujets 5, 12 et 16 ne présentent aucun capteur défectueux comme dans le cadre de l'extension de l'index. On peut citer aussi le sujet 23 à zéro capteur défectueux.

Les figures 6.18 & 6.19 présentent les électrodes défectueuses durant cette tâche. Comme indiqué ci-dessus, les sujets 5, 12, 16 et 23 ont leurs 64 capteurs fonctionnels (couleur bleue).

### **Extension de la contraction simultanée index-petit doigt**

La figure 6.15 (Extension IP) montre qu'au cours de cette extension simultanée, les sujets 5 et 12 ne présentent aucune électrode défectueuse. En dehors de ces 2 sujets, tous les autres sujets présentent au moins un capteur défectueux sur l'ensemble des essais. Le sujet 11 présente le plus grand nombre d'électrodes défectueuses, soit 23 capteurs. Le nombre d'apparitions de ces capteurs défectueux pour l'ensemble des sujets, et en considérant tous les essais, est présenté aux figures 6.20 & 6.21.

### **Extension de la contraction simultanée petit doigt-index**

Pendant cette tâche, toutes les électrodes utilisées pour mesurer l'activité électrique des sujets 5, 7, 12 et 23 ont fonctionné correctement (Fig. 6.15 Extension PI). Les 19 autres sujets ont des électrodes défectueuses dont le maximum 21, est observé au niveau du sujet 4. Le sujet 3 ne présente aucun essai pour cette tâche à la suite d'un désistement durant l'acquisition. Les sujets dont les capteurs ont tous fonctionné ont leurs 64 capteurs présentés en bleu (Fig. 6.22).

Sujet	Age	Homme/Femme	Bras utilisé	Nombre d'essais par tâche				Numéros Essais supprimés par tâche			
				I	PD	IP	PI	I	PD	IP	PI
1	33	Femme	DROIT	04	04	04	04	✓	✓	1	✓
2	21	Femme		04	04	04	02	✓		✓	✓
3	23	Homme		04	04	03	00	3	✓	✓	✓
4	32	Homme		03	03	06	04	✓	2	✓	✓
5	21	Femme		05	04	05	05	1	✓	✓	3
6	21	Homme		04	04	04	04	✓	✓	3	✓
7	21	Homme		04	04	04	04	1 & 2	1	1	3 & 4
8	30	Homme		04	03	05	04	3	✓	3 & 5	✓
9	21	Femme		04	04	04	04	3	✓	✓	✓
10	23	Homme		03	03	06	04	✓	✓	1 & 3	✓
11	23	Homme		03	03	08	06	✓	✓	1	✓
12	55	Homme		03	03	04	04	✓	✓	✓	✓
13	26	Homme		03	03	04	06	✓	✓	3	✓
14	28	Homme		03	03	06	03	✓	✓	✓	✓
15	29	Homme		04	04	04	04	✓	4	✓	3
16	22	Homme		04	04	04	04	✓	✓	1	✓
17	27	Homme		03	03	04	04	✓	✓	✓	✓
18	21	Homme		04	03	04	03	2	✓	✓	✓
19	22	Homme		04	04	04	04	✓	✓	✓	✓
20	21	Femme		03	03	03	04	2	✓	✓	✓
21	23	Homme		03	04	04	04	✓	✓	✓	✓
22	24	Homme		03	03	04	04	✓	✓	✓	✓
23	21	Homme		03	03	04	04	✓	✓	✓	✓
24	32	Homme		03	03	04	04	✓	4	✓	✓

FIGURE 6.14 – Tableau récapitulatif de la base de données n°2.

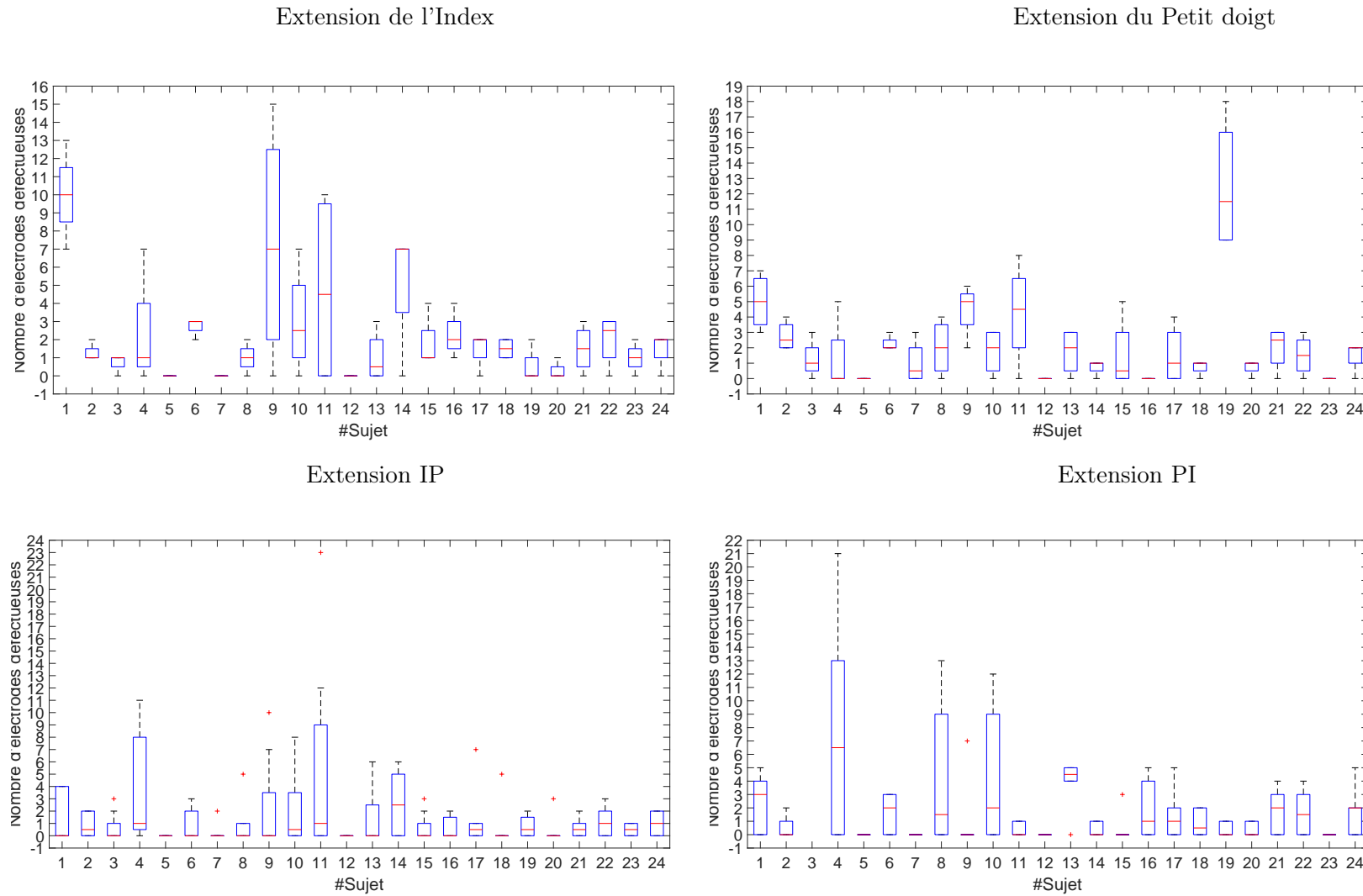


FIGURE 6.15 – Nombre total d'électrodes défectueuses au cours de l'extension de chaque doigt et des extensions simultanées par sujet. Chaque boîte à moustaches montre la médiane en tant que ligne centrale en rouge, les bords inférieurs et supérieurs correspondent respectivement aux 25e et 75e percentiles.



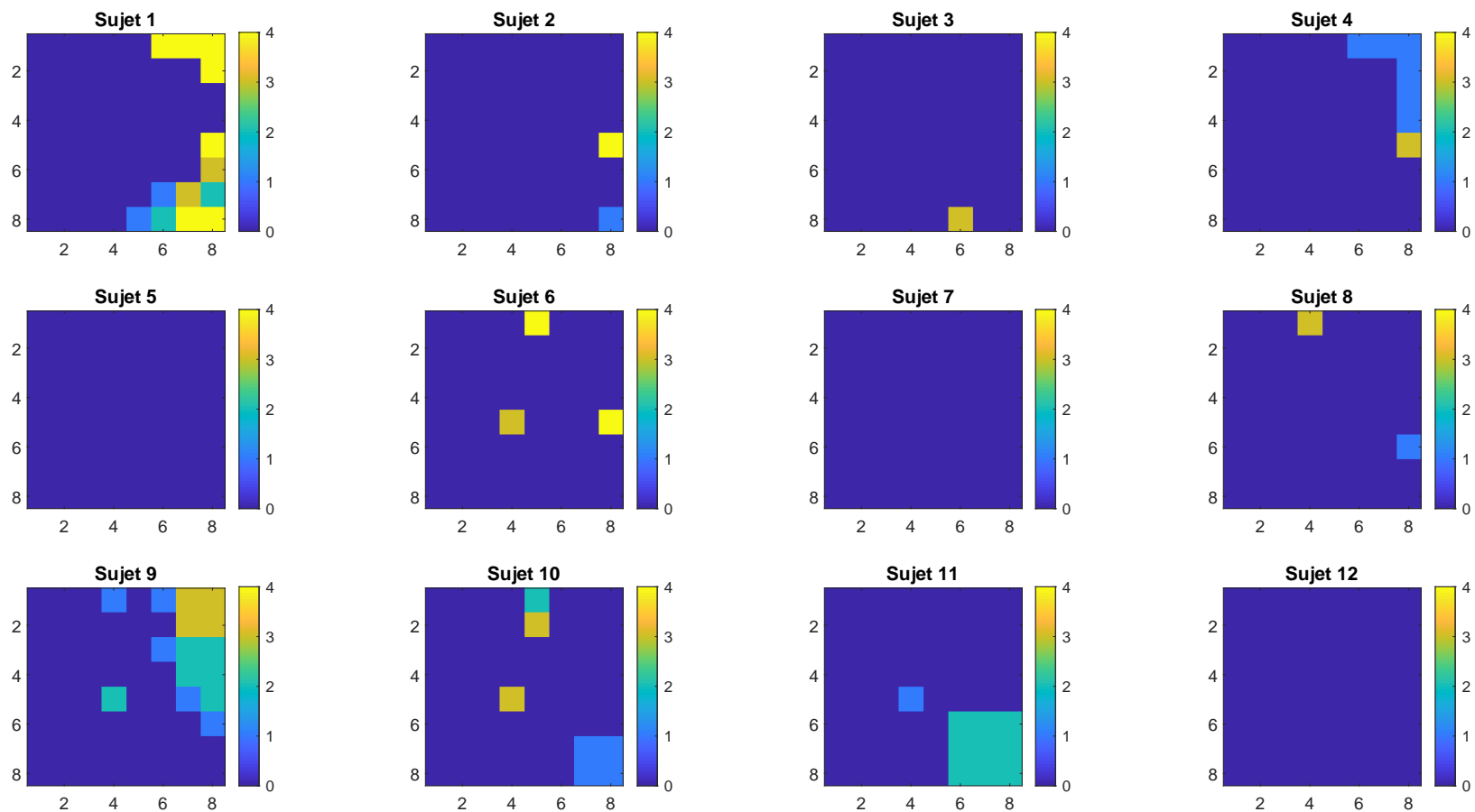


FIGURE 6.16 – Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension de l'index sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze premiers sujets.

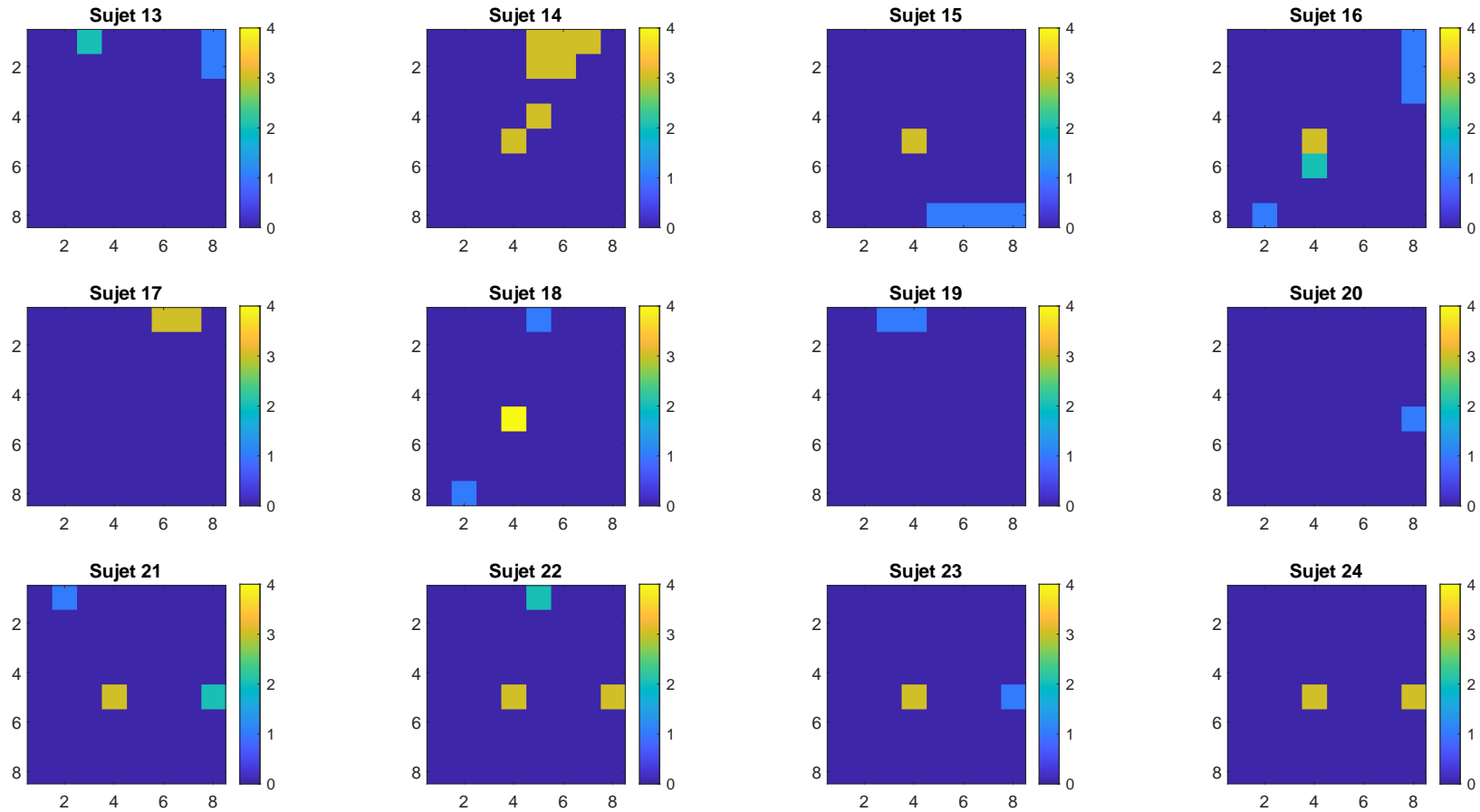


FIGURE 6.17 – Histogramme représentant le nombre de fois qu'un capteur est défectueux au cours de l'extension de l'index sur l'ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras. Cas des douze derniers sujets.

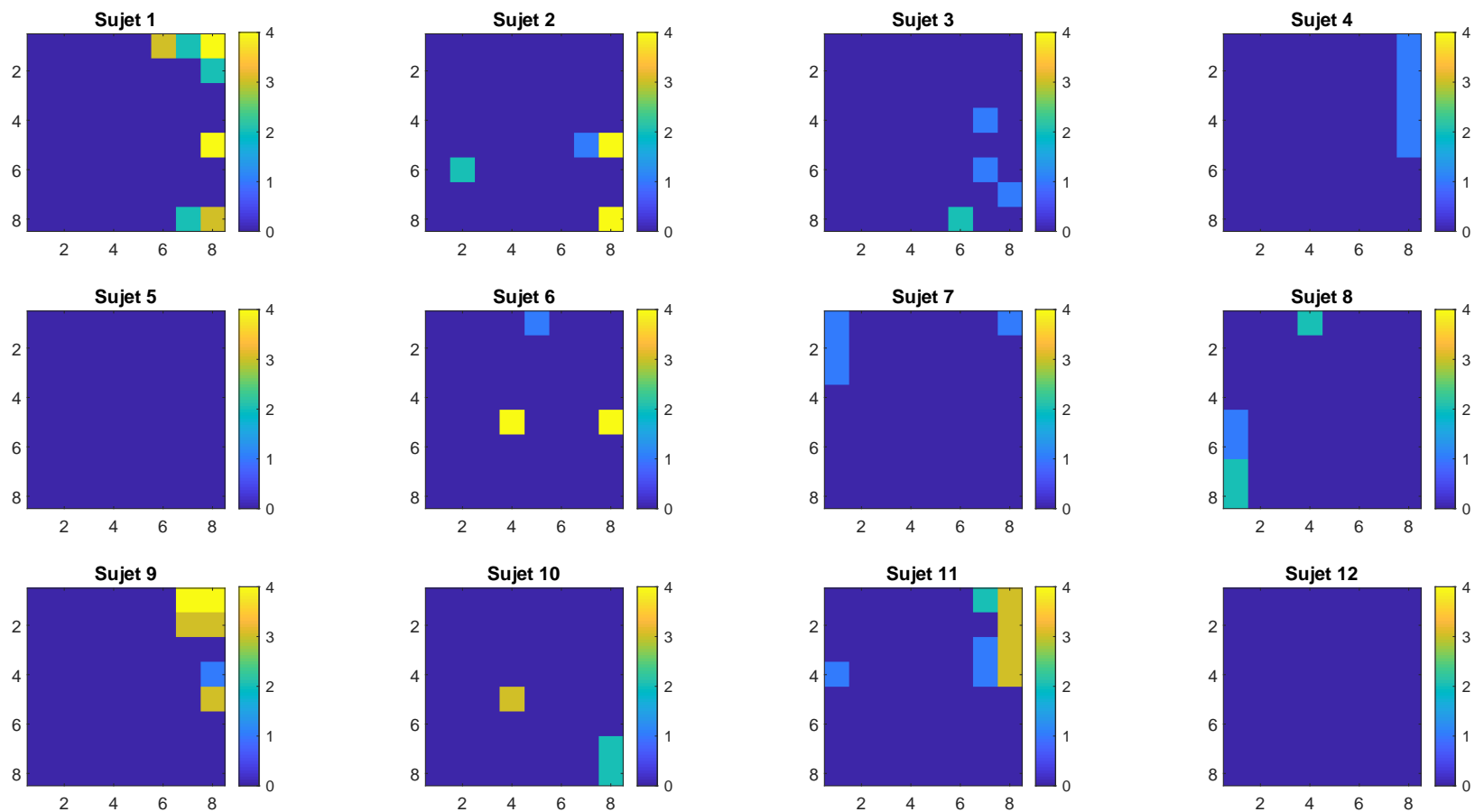


FIGURE 6.18 – Histogramme représentant le nombre de fois qu’un capteur est défectueux au cours de l’extension du petit doigt sur l’ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras. Cas des douze premiers sujets.

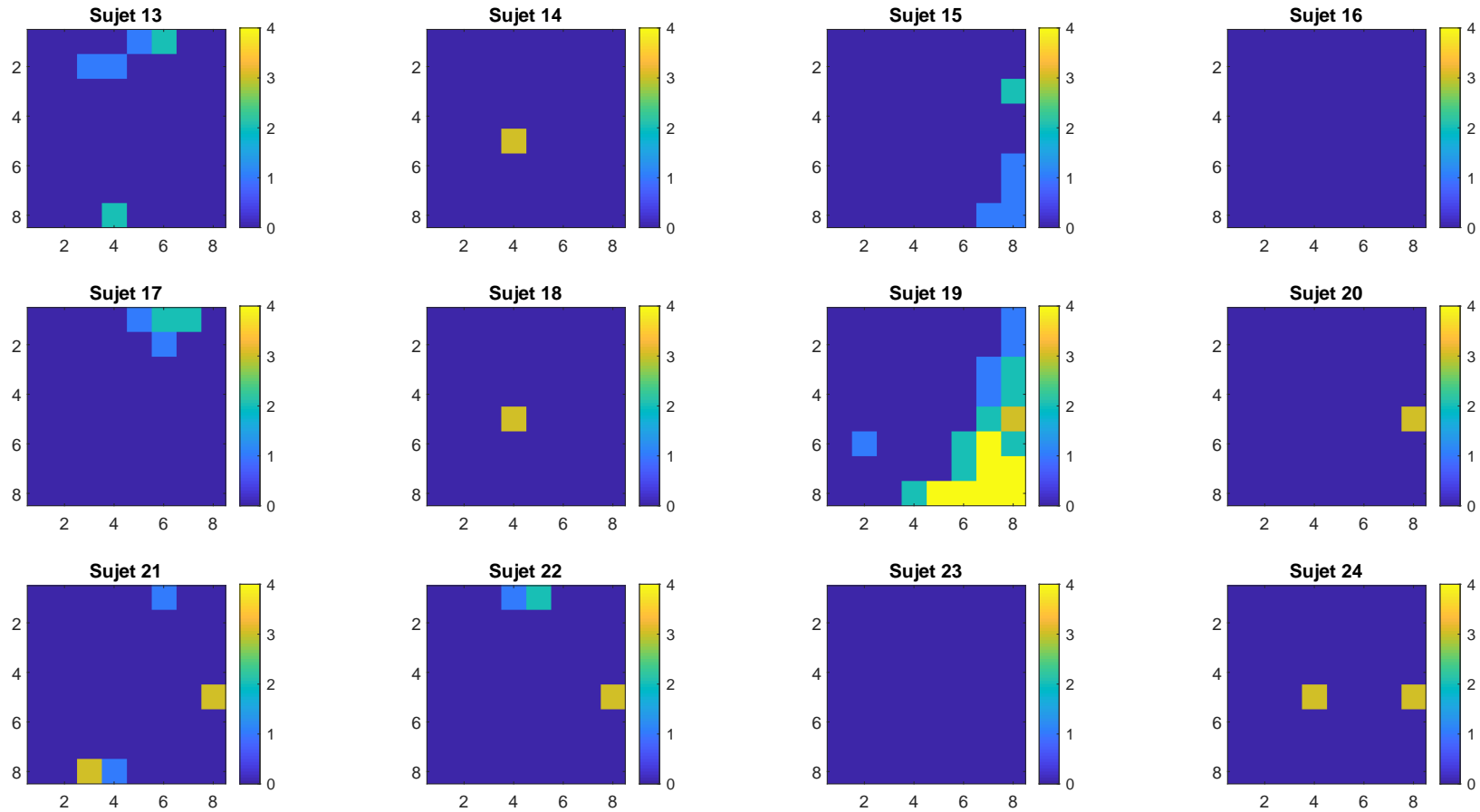


FIGURE 6.19 – Histogramme représentant le nombre de fois qu’un capteur est défectueux au cours de l’extension du petit doigt sur l’ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras. Cas des douze derniers sujets.

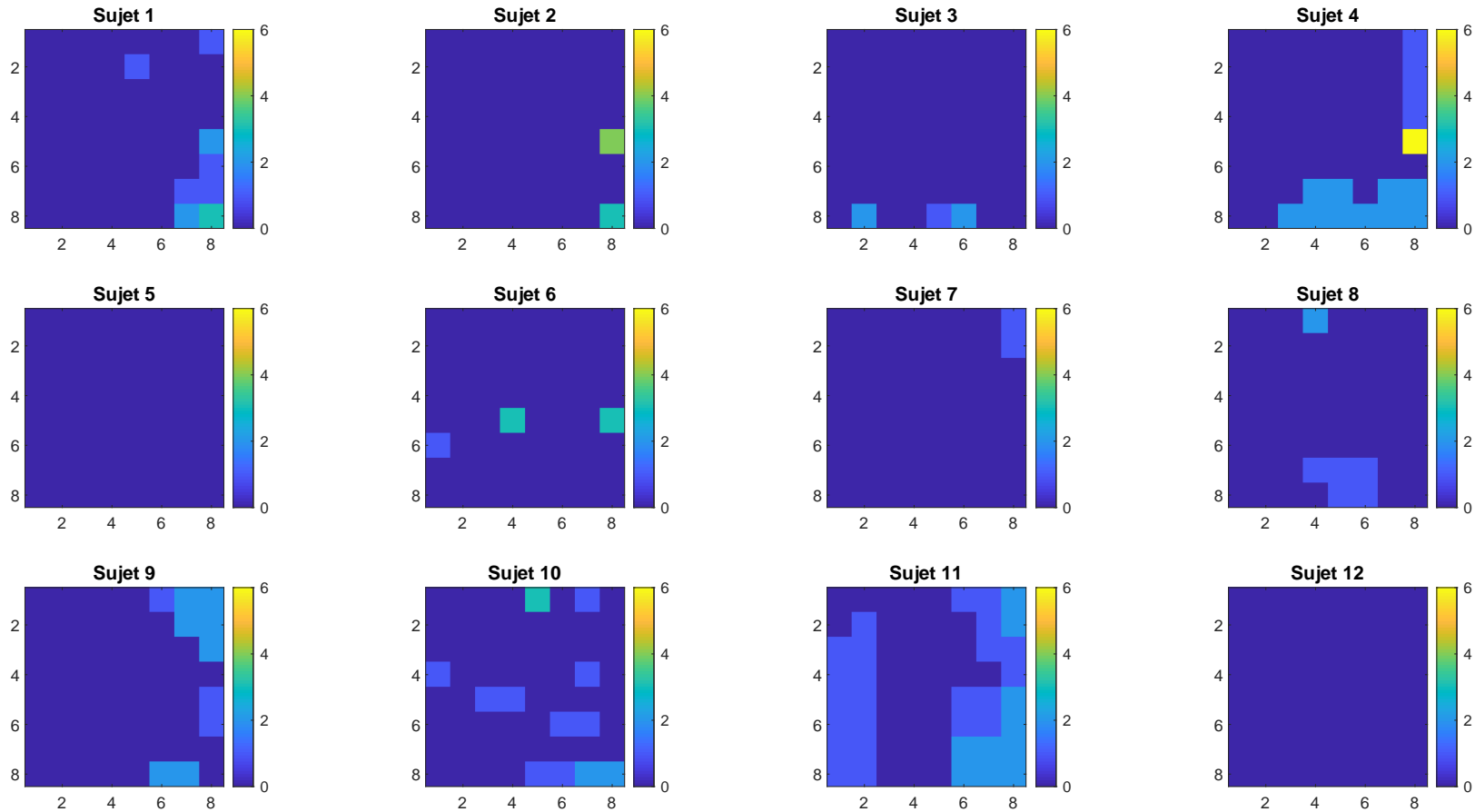


FIGURE 6.20 – Histogramme représentant le nombre de fois qu’un capteur est défectueux au cours de l’extension simultanée index-petit doigt (IP) sur l’ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras. Cas des douze premiers sujets.

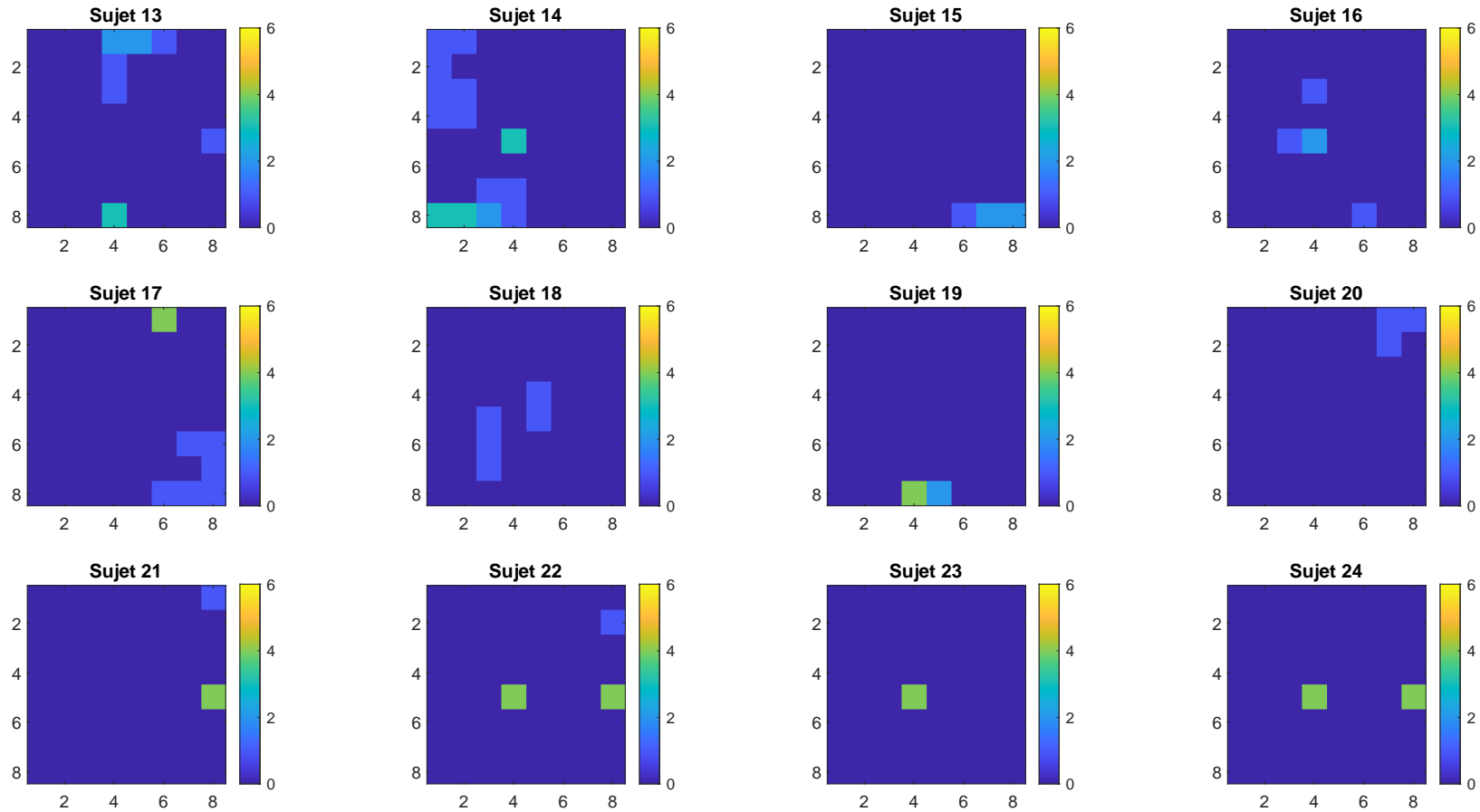


FIGURE 6.21 – Histogramme représentant le nombre de fois qu’un capteur est défectueux au cours de l’extension simultanée index-petit doigt (IP) sur l’ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras. Cas des douze premiers sujets. Cas des douze derniers sujets.

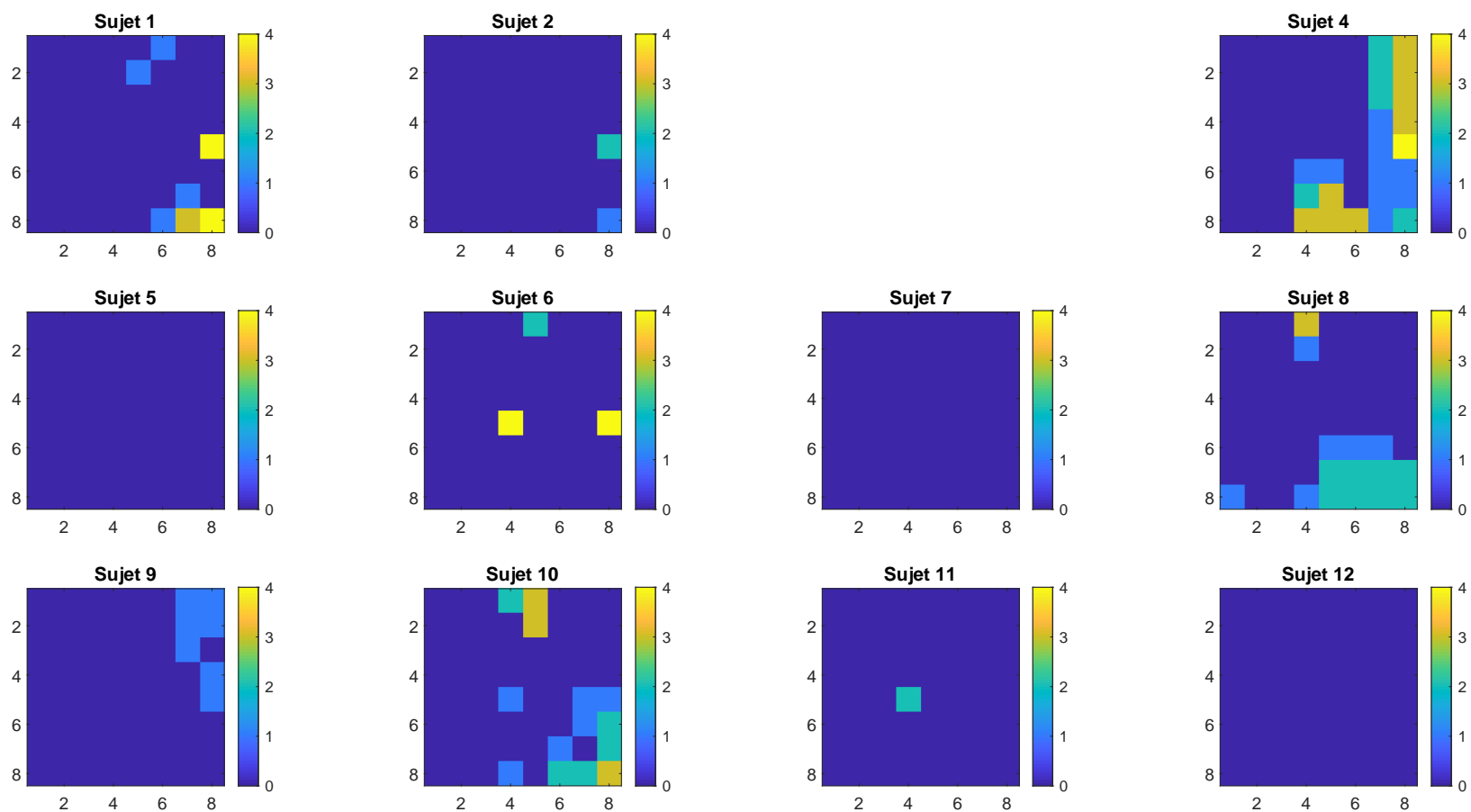


FIGURE 6.22 – Histogramme représentant le nombre de fois qu’un capteur est défectueux au cours de l’extension simultanée petit doigt-index (PI) sur l’ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois que le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras. Cas des douze premiers sujets sauf le sujet 3 qui n’a pas d’essais PI.

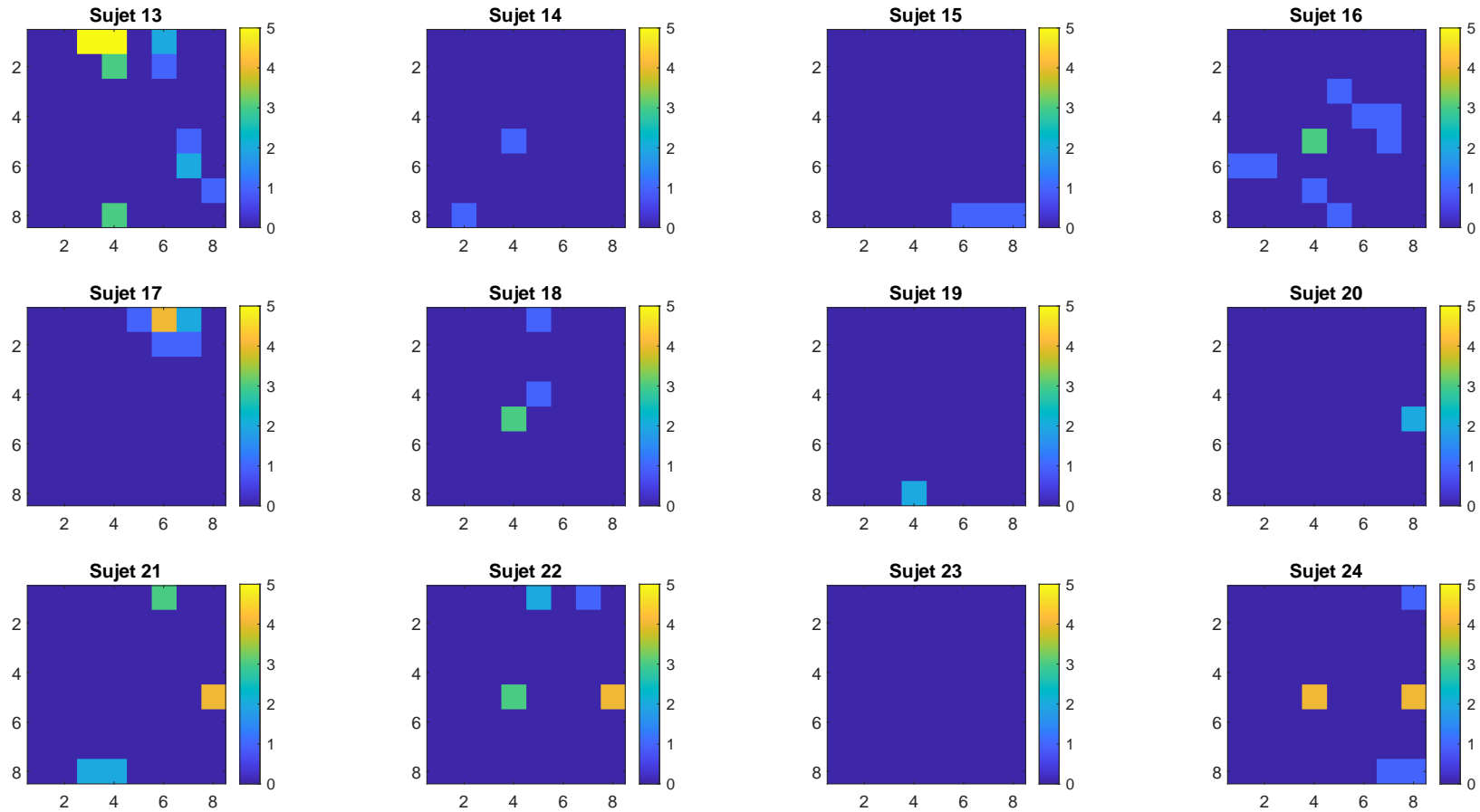


FIGURE 6.23 – Histogramme représentant le nombre de fois un capteur est défectueux au cours de l’extension simultanée petit doigt-index (PI) sur l’ensemble des essais effectués par sujet. Le code de couleur indique le nombre de fois le capteur défectueux apparaît. Les différentes zones où ces capteurs défectueux sont identifiés ont une couleur différente du bleu. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale. Cas des douze derniers sujets.



### 6.3 Mélanges artificiels

En plus des signaux sEMG réels enregistrés, nous avons aussi la possibilité de créer des mélanges artificiels d'EMG à partir des signaux réels recueillis lors de la contraction individuelle d' $EDC_{index}$  et d' $EDC_{pd}$ . Les différents mélanges artificiels sont réalisés par une somme temporelle des signaux des muscles des deux doigts (Fig. 6.24) en se fondant sur l'hypothèse de linéarité du signal EMG de surface.

$$\mathbf{z}(t) = \alpha_1 \mathbf{z}_{index}(t) + \alpha_2 \mathbf{z}_{pd}(t), \quad (6.1)$$

où  $\mathbf{z}_{index}(t)$  (resp.  $\mathbf{z}_{pd}(t)$ ) sont les signaux sEMG enregistrés pendant l'extension de l'index (resp. petit doigt) seulement et  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont des nombres aléatoires.

Ces signaux permettent de connaître exactement l'activité musculaire de chaque doigt individuellement, ce qui n'est pas le cas lors de la contraction simultanée des 2 doigts où nous ne disposons que d'une information indirecte par le mouvement des doigts enregistré par les caméras.

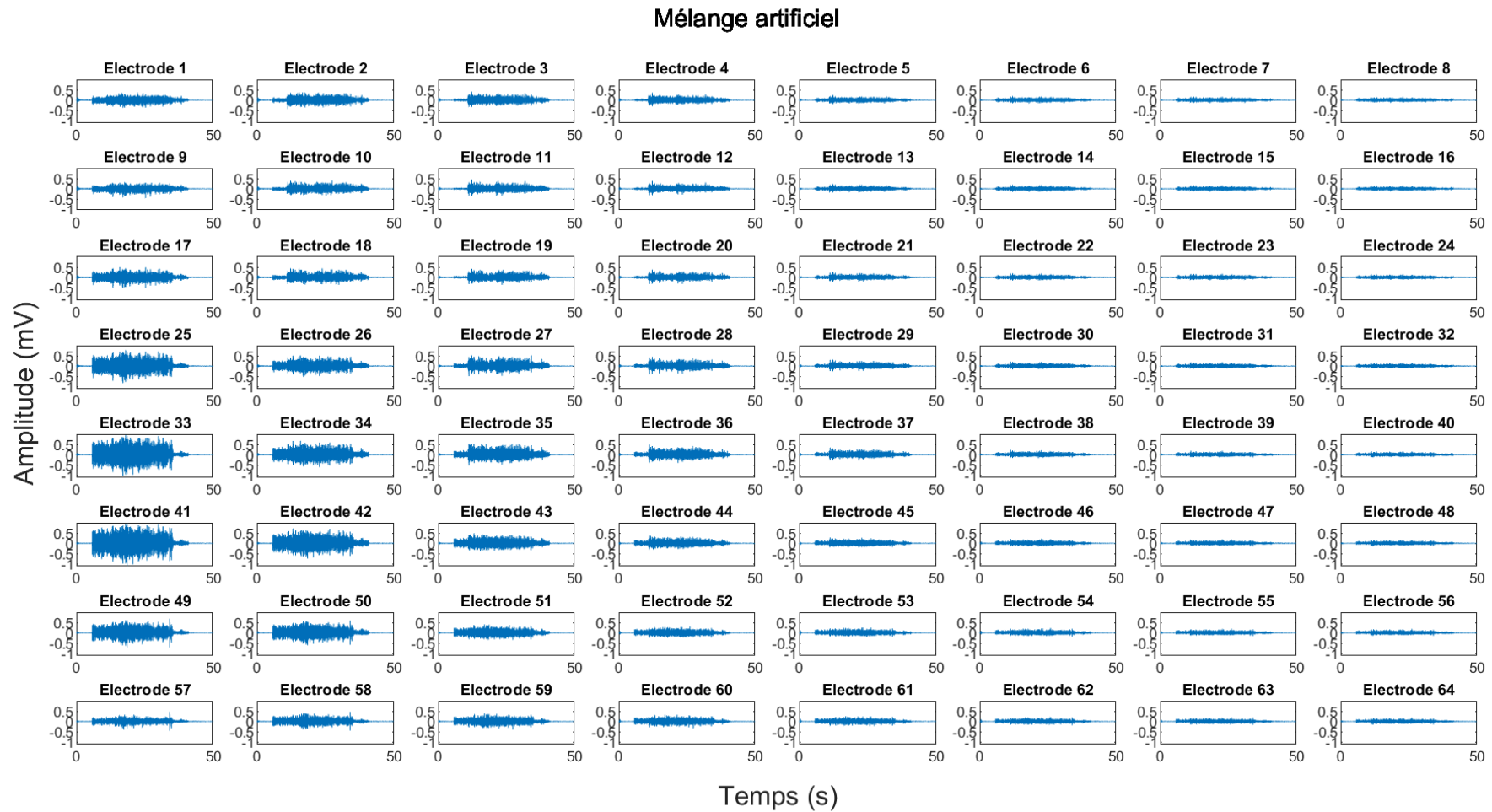


FIGURE 6.24 – Exemple de signaux HD-sEMG d'un mélange artificiel entre les 64 signaux simulant l'extension simultanée de l'index et du petit doigt.

La figure 6.25 présente le mélange artificiel obtenu au niveau de l'électrode 29. Comme avec les mélanges réels index-petit doigt (IP) (Fig. 6.9), on distingue les différentes phases de contraction et de non-contraction. Nous avons présenté les différents signaux des jauges de contrainte de chaque doigt ayant servi à créer le mélange ainsi que ceux les différents capteurs positions.

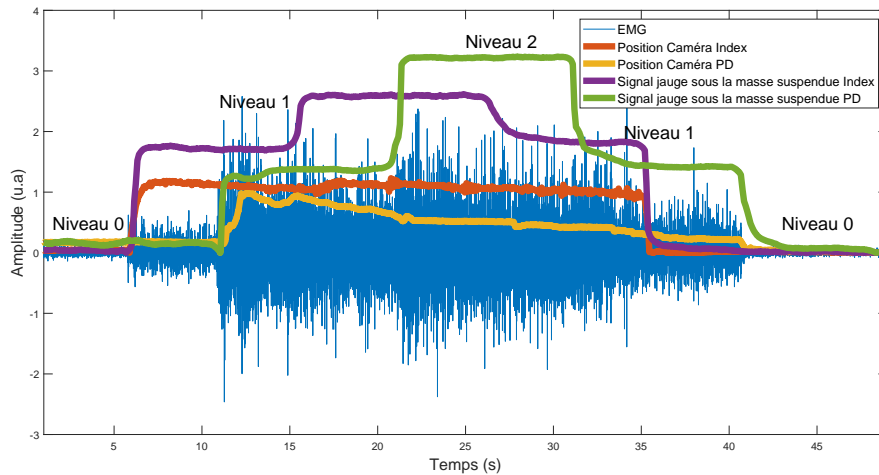


FIGURE 6.25 – Signal HD-sEMG du mélange artificiel simulant l'extension simultanée index plus petit doigt de l'électrode 29 associé aux signaux des jauges de contrainte sous les masses suspendues au bout de chaque doigt et la position des doigts obtenue par la caméra qualisys.

## 6.4 Conclusion

Après analyse de l'évolution temporelle des signaux sEMG enregistrés et de leurs cartes spatiales respectives, on conclut que ce sont des signaux dont la puissance évolue en fonction de la force exercée au cours de la contraction du muscle. Il est important de tenir compte de cette caractéristique lors du choix des méthodes de séparation à utiliser pour réduire la diaphonie. Quant aux capteurs défectueux, on remarque que leur nombre varie d'un sujet à un autre. Cela s'explique par le fait que nous travaillons sur de petits muscles. En plus, nous utilisons un amplificateur très sensible au bruit d'enregistrement et donc pas très bien adapté à ces petits muscles qui recrutent très peu d'unités motrices, contrairement aux muscles plus gros, tels que le biceps ou le quadriceps par exemple.

Cette base de donnée est le premier résultat de ma thèse sur l'aspect traitement du signal. Nous comptons la publier afin qu'elle puisse servir probablement à d'autres chercheurs qui travaillent sur les problèmes de cross-talk, que sur de la classification.

Dans le chapitre suivant, nous présentons les méthodes de séparation aveugle de sources mises en oeuvre dans le cadre de la réduction de la diaphonie.

Quatrième partie

Méthodologies



# Approches de type Séparation Aveugle de Source (SAS)

---

## Introduction

Ce chapitre présente les méthodes de séparation de sources que nous avons testées sur des mélanges artificiels et des mélanges réels d'EMG. Nous présenterons également l'évaluation quantitative de ces trois méthodes.

## Sommaire

---

<b>7.1 FASTICA</b> . . . . .	<b>83</b>
<b>7.2 Diagonalisation Conjointe</b> . . . . .	<b>85</b>
<b>7.3 Filtre optimal</b> . . . . .	<b>86</b>
<b>7.4 Résultats et discussion</b> . . . . .	<b>87</b>
7.4.1 Evaluation quantitative de séparation . . . . .	87
7.4.2 Illustration sur les mélanges artificiels . . . . .	94
7.4.3 Illustration sur les mélanges réels . . . . .	101

---

## 7.1 FASTICA

La méthode FASTICA [28],[22] est une méthode de séparation de sources fondée sur l'indépendance des sources de la famille des méthodes utilisant les statistiques d'ordre supérieur, comme évoqué au paragraphe 4.2.2, elle est spécifiquement adaptée aux sources non gaussiennes. Les travaux de Comon [20] ont démontré que cette approche se base sur la recherche d'une transformation linéaire qui minimise l'information mutuelle (4.8) entre les différentes composantes estimées. Cette minimisation de l'information mutuelle, revient à trouver des directions dans lesquelles la néguentropie est maximale [28].

### FASTICA pour une seule composante

L'objectif de la FASTICA est d'estimer les sources  $\mathbf{s}(t)$  à partir des observations blanches, c'est-à-dire décorrélées  $\mathbf{z}_1(t) \in \mathbb{R}^P$ , on obtient l'équation définie par  $\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{z}_1(t) \cong \mathbf{s}(t)$  où

$\mathbf{C}$  est la matrice de séparation et  $\mathbf{y}(t) \in \mathbb{R}^N$  le vecteur colonne estimé de la source  $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$ .  $\mathbf{z}_1 = \mathbf{V}_1 \mathbf{z}$ , avec  $\mathbf{V}_1 \in \mathbb{R}^{N \times P}$  la matrice de blanchiment (cf. paragraphe 4.2.2).

Déterminer la composante  $y = \mathbf{c}^T \mathbf{z}_1$ , revient à trouver le poids  $\mathbf{c}$  qui maximise le critère (7.1) par un algorithme itératif à point fixe

$$\mathcal{J}_Q(\mathbf{c}) = [E\{Q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - E\{Q(\nu)\}]^2, \quad (7.1)$$

où  $Q$  est une fonction non quadratique,  $\nu$  est une variable gaussienne de moyenne nulle et dont la variance est normalisée. Cela revient à maximiser ce critère

$$\begin{aligned} \mathcal{J}_Q(\mathbf{c}) &= E\{Q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} \\ \text{s.t. } E\{Q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} &= \|\mathbf{c}\| = 1. \end{aligned} \quad (7.2)$$

En appliquant les conditions de Karush Kuhn–Tucker [47] on a

$$E\{\mathbf{z}_1 q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta \mathbf{c} = 0, \quad (7.3)$$

où  $\beta = E\{\mathbf{c}_0^T \mathbf{z}_1 q(\mathbf{c}_0^T \mathbf{z}_1)\}$  avec  $\mathbf{c}_0$  la valeur initiale de  $\mathbf{c}$ ,  $q(\cdot)$  est la dérivée de  $Q(\cdot)$  et est non linéaire. La résolution de l'équation (7.3) par la méthode itérative de Newton donne

$$\mathbf{c}^{(k+1)} = \mathbf{c}^{(k)} - (JF(\mathbf{c}^{(k)}))^{-1} F(\mathbf{c}^{(k)}), \quad (7.4)$$

avec  $JF(\mathbf{c})$  la matrice jacobienne de  $F(\mathbf{c})$  définie par

$$JF(\mathbf{c}) = E\{\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1^T q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta \mathbf{I}, \quad (7.5)$$

où  $F(\mathbf{c}) = E\{\mathbf{z}_1 q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta \mathbf{c}$  avec  $JF(\mathbf{c})$ . Ainsi, dans notre contexte on obtient

$$\begin{aligned} \mathbf{c}^+ &= \mathbf{c} - (E\{q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta)^{-1} (E\{\mathbf{z}_1 q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta \mathbf{c}) \\ \mathbf{c}^* &= \frac{\mathbf{c}^+}{\|\mathbf{c}^+\|}, \end{aligned} \quad (7.6)$$

en faisant les approximations suivantes et sachant que les données  $\mathbf{z}_1$  sont décorrelées

$$E\{\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1^T q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} \approx E\{\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1^T\} E\{q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} = E\{q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} \mathbf{I}. \quad (7.7)$$

L'algorithme (7.6) peut être simplifié en partant de la mise à jour de Newton (7.6) puis en multipliant les deux cotés de l'équation par  $\beta - E\{q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\}$ . On obtient

$$\begin{aligned} \mathbf{c}^+ &= E\{\mathbf{z}_1 q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - E\{q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} \mathbf{c} \\ \mathbf{c}^* &= \frac{\mathbf{c}^+}{\|\mathbf{c}^+\|}. \end{aligned} \quad (7.8)$$

Dans le cas où les signaux sont corrélés,  $E[\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1^T]$  représentant la matrice de covariance n'est

pas égale à la matrice identité  $\mathbf{I}$ . En supposant  $E[\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_1^T] = \mathbf{K}$ , l'équation (7.8) devient

$$\begin{aligned} \mathbf{c}^+ &= \mathbf{K}^{-1} E \{ \mathbf{z}_1 q(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1) \} - E \{ q'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1) \} \mathbf{c} \\ \mathbf{c}^* &= \frac{\mathbf{c}^+}{\sqrt{(\mathbf{c}^+)^T \mathbf{K} \mathbf{c}^+}}. \end{aligned} \quad (7.9)$$

Pour améliorer la convergence de la méthode de Newton dans le cas où les signaux sont décorrélés, on introduit un facteur de stabilisation ou taille de pas  $\mu$ , l'équation (7.6) devient

$$\mathbf{c}^+ = \mathbf{c} - \mu \frac{E\{\mathbf{z}_1 g(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta \mathbf{c}}{E\{g'(\mathbf{c}^T \mathbf{z}_1)\} - \beta}. \quad (7.10)$$

### FASTICA pour plusieurs composantes

En considérant toutes les lignes  $\{\mathbf{c}_i^T\}_{(1 \leq i \leq R)}$  de la matrice de séparation  $\mathbf{C}$  avec  $R$  le nombre total de composantes, le critère de séparation est défini comme suit

$$\begin{aligned} &\sum_{i=1}^R \mathcal{J}_Q(\mathbf{c}_i) \\ \text{s.t. } &E\{(\mathbf{c}_k^T \mathbf{z}_1)(\mathbf{c}_j^T \mathbf{z}_1)\} = \delta_{jk}. \end{aligned} \quad (7.11)$$

La résolution de l'équation ci-dessus est définie par cet algorithme 2

---

**Algorithm 2** : Extraction multiple de composantes

---

Initialisation aléatoire de la matrice  $\mathbf{C}$

For  $i = 1$  to  $R$  :

$\mathbf{c}_i \leftarrow$  Random vector of length  $P$

**while**  $\mathbf{c}_i$  changes :

$\mathbf{c}_i \leftarrow \frac{1}{N} \mathbf{Z}_1 q(\mathbf{c}_i^T \mathbf{Z}_1)^T - \frac{1}{N} q'(\mathbf{c}_i^T \mathbf{Z}_1) \mathbf{1}_N \mathbf{c}_i$

$\mathbf{c}_i \leftarrow \mathbf{c}_i - \sum_{j=1}^{i-1} (\mathbf{c}_i^T \mathbf{c}_j) \mathbf{c}_j$

$\mathbf{c}_i \leftarrow \frac{\mathbf{c}_i}{\|\mathbf{c}_i\|}$

Output  $\mathbf{C} \leftarrow [\mathbf{c}_1 \ \dots \ \mathbf{c}_P]^T$

Output  $\mathbf{S} \leftarrow \mathbf{C} \mathbf{Z}_1$

---

## 7.2 Diagonalisation Conjointe

La diagonalisation conjointe de matrices de covariances est une technique de séparation adaptée aux signaux non-stationnaires. La méthode proposée par Pham [26], que nous présentons ici, suppose que les signaux voient leurs puissances varier au cours du temps. Cette hypothèse est vérifiée dans le cas des signaux sEMG, qui sont des signaux dont la puissance dépend de l'intensité avec laquelle le muscle recrute les unités motrices au cours du temps.



Son approche consiste à diviser le signal en  $K$  fenêtres successives de taille  $T_k$  puis à estimer la matrice de séparation  $\mathbf{C}$  en minimisant le critère

$$J(\mathbf{C}) = \sum_{k=1}^K j_k \text{off}(\mathbf{C}\mathbf{R}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(T_k)\mathbf{C}^T), \quad (7.12)$$

avec  $j_k = |T_k|/|T|$  et  $T = \bigcup_k T_k$ , où  $|T|$  (resp.  $|T_k|$ ) est le cardinal de l'ensemble  $T$  (resp.  $T_k$ ).  $\mathbf{R}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(T_k) \triangleq E_{t \in T_k}[\mathbf{z}(t)\mathbf{z}(t)^T]$  représente les différentes matrices de covariance des signaux  $\mathbf{z}(t)$  calculées sur différentes fenêtres temporelles  $T_k$  et  $\text{off}(\mathbf{A}) = \sum_{1 \leq i \neq j \leq N_s} |\mathbf{A}_{ij}|^2$  est une fonction qui calcule la somme des carrés des éléments de  $\mathbf{A}$  en dehors de sa diagonale principale.

La minimisation de (7.12) revient à diagonaliser conjointement les différentes matrices de covariance  $\mathbf{R}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(T_1), \mathbf{R}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(T_2), \dots, \mathbf{R}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(T_K)$  de telle sorte que la matrice  $\mathbf{C}$  de séparation soit obtenue

$$\forall k, \mathbf{C}\mathbf{R}_{\mathbf{z}\mathbf{z}}(T_k)\mathbf{C}^T = \Lambda_k, \quad (7.13)$$

où  $\Lambda_k$  est une matrice diagonale.

### 7.3 Filtre optimal

Le filtre optimal proposé par Mesin [48] a été développé pour réduire le crosstalk dans le cadre d'une séparation semi-aveugle des signaux sEMG. L'objectif principal de ce filtre est d'extraire les signaux sEMG du muscle cible tout en réduisant l'influence des signaux provenant des autres muscles. Cette approche de séparation nécessite un signal de référence ou de cible, c'est-à-dire le signal enregistré lorsque seul le muscle cible est actif, ainsi que des signaux que l'on cherche à séparer et qui comprennent les signaux de plusieurs muscles actifs simultanément, y compris éventuellement celui du muscle cible.

Soit  $\mathbf{z}(t)$  et respectivement  $\mathbf{z}_b(t)$  les signaux enregistrés lors de la contraction du muscle cible seul et des mélanges de plusieurs muscles, dont le muscle cible. L'objectif du filtre est d'estimer le poids  $\mathbf{c}$  du filtre qui maximise le rapport signal sur signal plus bruit  $SNR$  défini comme suit

$$SNR(\mathbf{c}) = \frac{\left\| \sum_{i=1}^R c_i \mathbf{z}_i(t) \right\|^2}{\left\| \sum_{i=1}^R c_i \mathbf{z}_{b_i}(t) \right\|^2} = \frac{\mathbf{c}^T \mathbf{Z} (\mathbf{c}^T \mathbf{Z})^T}{\mathbf{c}^T \mathbf{Z}_b (\mathbf{c}^T \mathbf{Z}_b)^T} = \frac{\mathbf{c}^T \mathbf{R}_{\mathbf{Z}} \mathbf{c}}{\mathbf{c}^T \mathbf{R}_{\mathbf{Z}_b} \mathbf{c}}, \quad (7.14)$$

où  $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}}$  (resp.  $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}_b}$ ) sont les matrices de covariance de  $\mathbf{Z}$  (resp.  $\mathbf{Z}_b$ ) et  $R$  le nombre de composantes à estimer. Cela revient à faire une décomposition en éléments propres généralisés des matrices  $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}}$  et  $\mathbf{R}_{\mathbf{Z}_b}$  afin d'obtenir la matrice diagonale des valeurs propres généralisées associées à la matrice des vecteurs propres généralisés. La relation (7.14) est maximale si et seulement si on a

$$\begin{cases} \operatorname{argmax} \frac{1}{2} \mathbf{c}^T \mathbf{R}_Z \mathbf{c} \\ s.t. \quad \mathbf{c}^T \mathbf{R}_{Z_b} \mathbf{c} = 1. \end{cases} \quad (7.15)$$

Nous pouvons définir une fonction lagrangienne associée à l'équation (7.15) comme

$$L_p = \frac{1}{2} \mathbf{c}^T \mathbf{R}_Z \mathbf{c} + \frac{1}{2} \lambda_p (1 - \mathbf{c}^T \mathbf{R}_{Z_b} \mathbf{c}). \quad (7.16)$$

Le poids  $\mathbf{c}$  filtre est maximal lorsque

$$\nabla L_p(\mathbf{c}) = 0, \quad (7.17)$$

on trouve

$$\mathbf{R}_Z \mathbf{c} = \lambda_p \mathbf{R}_{Z_b} \mathbf{c} \implies \mathbf{R}_{Z_b}^{-1} \mathbf{R}_Z \mathbf{c} = \lambda_p \mathbf{c}. \quad (7.18)$$

L'équation (7.18) peut prendre cette forme

$$\mathbf{R}_Z^{1/2} \mathbf{R}_{Z_b}^{-1} \mathbf{R}_Z^{1/2} \mathbf{v}_p = \lambda_p \mathbf{v}_p, \quad (7.19)$$

où  $\mathbf{v}_p = \mathbf{R}_Z^{-1/2} \mathbf{c}$ . L'ensemble des  $\{\mathbf{c}_k\}_{k=1}^R$  qui maximisent le rapport signal sur signal plus bruit SNR, représente l'ensemble des vecteurs propres associés aux plus grandes valeurs propres  $\lambda_{pk}$  et vérifiant l'équation

$$SNR(\mathbf{c}_k) = \frac{\mathbf{c}_k^T \mathbf{R}_Z \mathbf{c}_k}{\mathbf{c}_k^T \mathbf{R}_{Z_b} \mathbf{c}_k} = SNR(\mathbf{R}_Z^{-1/2} \mathbf{v}_{p_k}) \quad (7.20)$$

$$= \frac{\mathbf{v}_{p_k}^T (\mathbf{R}_Z^{-1/2})^T \mathbf{R}_Z^{1/2} \mathbf{v}_{p_k}}{\mathbf{v}_{p_k}^T (\mathbf{R}_Z^{-1/2})^T \mathbf{R}_{Z_b} \mathbf{R}_Z^{-1/2} \mathbf{v}_{p_k}} = \frac{1}{1/\lambda_{p_k}} = \lambda_{p_k}. \quad (7.21)$$

La limite de cette méthode est sa calibration : la possibilité d'enregistrer les signaux  $\mathbf{z}(t)$  du muscle cible seul. Il est pratiquement impossible d'utiliser cette méthode lorsque les muscles ne sont pas biomécaniquement indépendants comme ceux de l'index et du petit doigt.

## 7.4 Résultats et discussion

Cette section présente tout d'abord le critère utilisé pour évaluer quantitativement les méthodes de séparation utilisées sur les différents mélanges artificiels créés. Enfin, quelques résultats de séparation obtenus sur les mélanges artificiels et réels sont présentés.

### 7.4.1 Évaluation quantitative de séparation

Nous cherchons à évaluer la proximité entre les composantes estimées et les signaux de référence  $\mathbf{z}_{target}(t)$ . Cette évaluation quantitative se base sur le calcul des angles principaux

minimaux et maximaux ( $0 \leq \theta_{min} \leq \theta_{max} \leq 90^\circ$ ) entre le sous-espace engendré par les composantes estimées et sélectionnées  $\mathbf{y}_{target}(t)$  de chaque doigt et le signal de référence  $\mathbf{z}_{target}(t)$  dans le mélange. Soit  $\mathbf{O}_y$  une matrice dont les colonnes sont orthogonales et représentant une base pour l'espace engendré par les composantes sélectionnées  $\mathbf{y}_{target}(t)$  et  $\mathbf{O}_z$  une matrice qui contient également des colonnes orthogonales, représentant une base pour l'espace engendré par les signaux de référence  $\mathbf{z}_{target}(t)$ . Les angles minimaux et maximaux  $\theta_{min}$  et  $\theta_{max}$  sont définis par

$$\theta_{min} = \min_k \text{acos}(\sigma_k) \quad (7.22a)$$

$$\theta_{max} = \max_k \text{acos}(\sigma_k), \quad (7.22b)$$

avec  $\sigma_k$  les valeurs singulières obtenues après décomposition en valeurs singulières (SVD, *Singular Value Decomposition*) de la matrice  $\mathbf{O}_y^T \mathbf{O}_z$ . Lorsque les composantes estimées sont pratiquement identiques aux signaux de référence, l'angle est égal à  $0^\circ$ , ainsi les sous-espaces sont parfaitement corrélés ou identiques. A  $90^\circ$ , les sous-espaces sont orthogonaux ou décorrélés. Cela sous-entend que les composantes estimées ne sont pas identiques aux signaux de référence. En définitive, la séparation est optimale lorsque  $\theta_{min}$  et  $\theta_{max}$  sont proches de la valeur 0.

Le critère d'évaluation a été utilisé exclusivement sur les mélanges artificiels (6.1), car dans ces différents mélanges, nous avons une connaissance exacte des éléments du mélange, notamment les signaux  $\mathbf{z}_{index}$  des contractions individuelles de l'index (et resp. du petit doigt  $\mathbf{z}_{pd}$ ).

Enfin, s'agissant des signaux sEMG des mélanges réels obtenus lors de la contraction simultanée des deux doigts, l'évaluation quantitative ne pourrait être menée. En effet, nous n'avons pas de connaissances a priori sur les différentes sources  $\mathbf{s}(t)$  les constituants. L'électromyogramme étant le résultat de la somme de plusieurs potentiels d'action qui résultent des mouvements d'un grand nombre de fibres musculaires réparties en unité motrice dans le muscle, il est quasi impossible d'identifier ces différentes fibres individuellement puis d'enregistrer leurs activités électriques. Cependant, une évaluation qualitative peut être menée en comparant les signaux séparés à notre connaissance de l'expérience.

## Choix des composantes

Cette section porte sur la sélection des composantes estimées en les comparant aux profils de puissance des signaux de référence. Nos signaux sEMG sont enregistrés avec des matrices contenant 64 électrodes, ce qui nous permet d'estimer jusqu'à  $R = 64$  composantes qui peuvent être réparties en deux sous-espace : le sous-espace signal (correspondant à l'activité musculaire du muscle cible) et le sous-espace bruit regroupant les activités des autres muscles et du bruit. Pour identifier les composantes qui correspondent aux signaux de référence, nous avons comparé les profils de puissance du signal cible avec ceux des différentes composantes estimées qui devraient correspondre à l'activité musculaire de ces signaux cibles. Pour ce faire, nous

avons calculé tout d'abord les différents profils de puissances des signaux cibles qui ont été binarisés (7.23) à partir d'un seuil défini (Fig. 7.1). De même, nous calculons les différents profils de puissances des 64 composantes estimées avant de les binariser également (Fig. 7.2). La binarisation est obtenue par

$$\mathbf{X}_{Binaire}^l = \mathbf{X}^l > \mathbf{threshold}^l, \quad (7.23)$$

avec  $l \in \{\text{composantes estimées (CE) ou le signal de référence (Ref)}\}$ ,  $\mathbf{X}_{Binaire}^l \in \mathbb{R}_+^{P \times N}$  contenant des 0 ou 1 (les valeurs 0 correspondent aux moments de non-contraction et les valeurs 1 correspondent aux moments où le doigt est en extension) et  $\mathbf{X}^l \in \mathbb{R}_+^{P \times N}$  la matrice contenant les différents profils de puissance. La puissance des signaux varie d'un capteur à l'autre, ainsi, nous avons calculé le seuil ( $\mathbf{threshold}^l \in \mathbb{R}_+^P$ ) de chaque signal enregistré sur les capteurs allant de 1 à  $P$ . Ce seuil est défini par  $\mathbf{threshold}^l = [\text{mean}((\mathbf{X}^l)^{\cdot 2}, 2)]^{.1/2} * \text{coeff}$  où la fonction  $\text{mean}$  calcule les moyennes suivant les  $P$  lignes de  $(\mathbf{X}^l)^{\cdot 2} \in \mathbb{R}_+^{P \times N}$ , les profils de puissances sont élevées au carré éléments par éléments à travers  $(\mathbf{X}^l)^{\cdot 2}$  et  $\text{coeff}$  est fixé à 5.  $N$  est le nombre d'échantillons temporels des signaux sEMG. Les différents profils temporels sont obtenus comme suit  $x_p(i) = \frac{1}{\Delta T} \sum_{k=i-\Delta l}^{i+\Delta l} z_p^2(k)$  et sont rangés dans  $\mathbf{X}^l \in \mathbb{R}_+^{P \times N}$  (cf. equation (8.2)).

La figure 7.3 montre les profils de puissance binarisés des signaux de référence et les profils de puissance binarisés des composantes estimées de l'index par la méthode du filtrage optimal à titre d'exemple.

Enfin, l'erreur entre les différents profils de puissance binarisés des composantes estimées et les profils binarisés de référence est déterminée en effectuant une différence entre ces différents profils (Fig. 7.4). Cette différence donne en majorité des valeurs égales à  $-1$  si l'activité cible n'a pas été détectée pour chaque composante, sinon elle donne 0. Cela nous permet d'identifier les composantes qui correspondent au mieux aux signaux de référence qui appartiennent au sous-espace signal. Cette erreur est définie par

$$\mathbf{X}_{erreur} = \mathbf{X}_{Binaire}^{CE} - \mathbf{X}_{Binaire}^{Ref}, \quad (7.24)$$

où  $\mathbf{X}_{Binaire}^{CE}$  (*resp.*  $\mathbf{X}_{Binaire}^{Ref}$ ) sont respectivement les profils de puissance binarisés des composantes estimées et du signal de référence obtenus à l'équation (7.23).  $\mathbf{X}_{erreur} \in \mathbb{R}^{P \times N}$  est la matrice contenant les erreurs avec  $N$  le nombre d'échantillons temporels des signaux sEMG et  $P$  le nombre de capteurs ou de composantes estimées. Lorsqu'une composante estimée est identifiée comme étant celle du signal cible, nous indiquons sur cette composante 1 sinon 0 (Fig. 7.4).

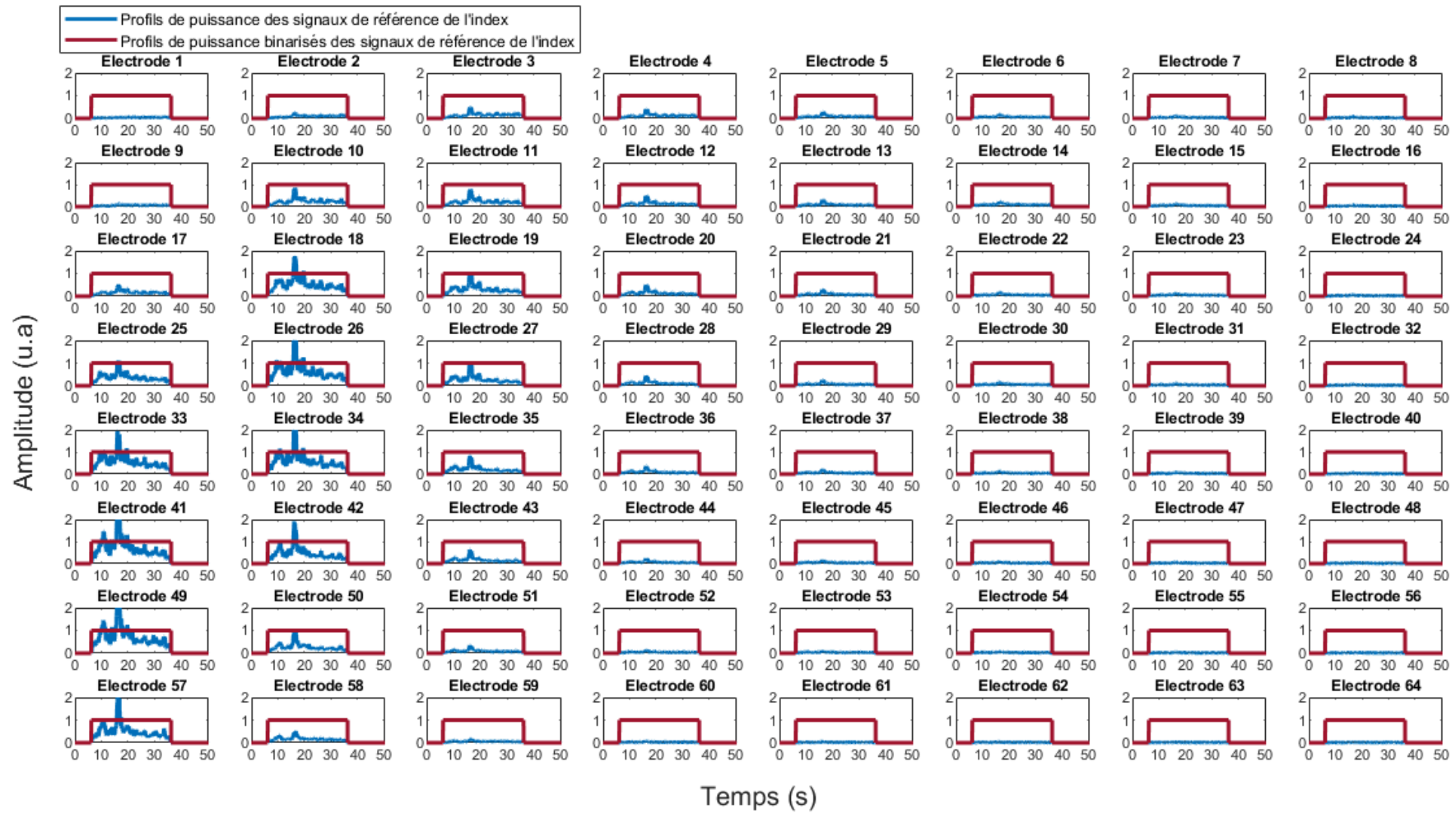


FIGURE 7.1 – Présentation des profils de puissance des signaux de l'index (—) considérés comme référence dans le mélange artificiel créé (6.1) et leurs profils de puissance binarisés (—).

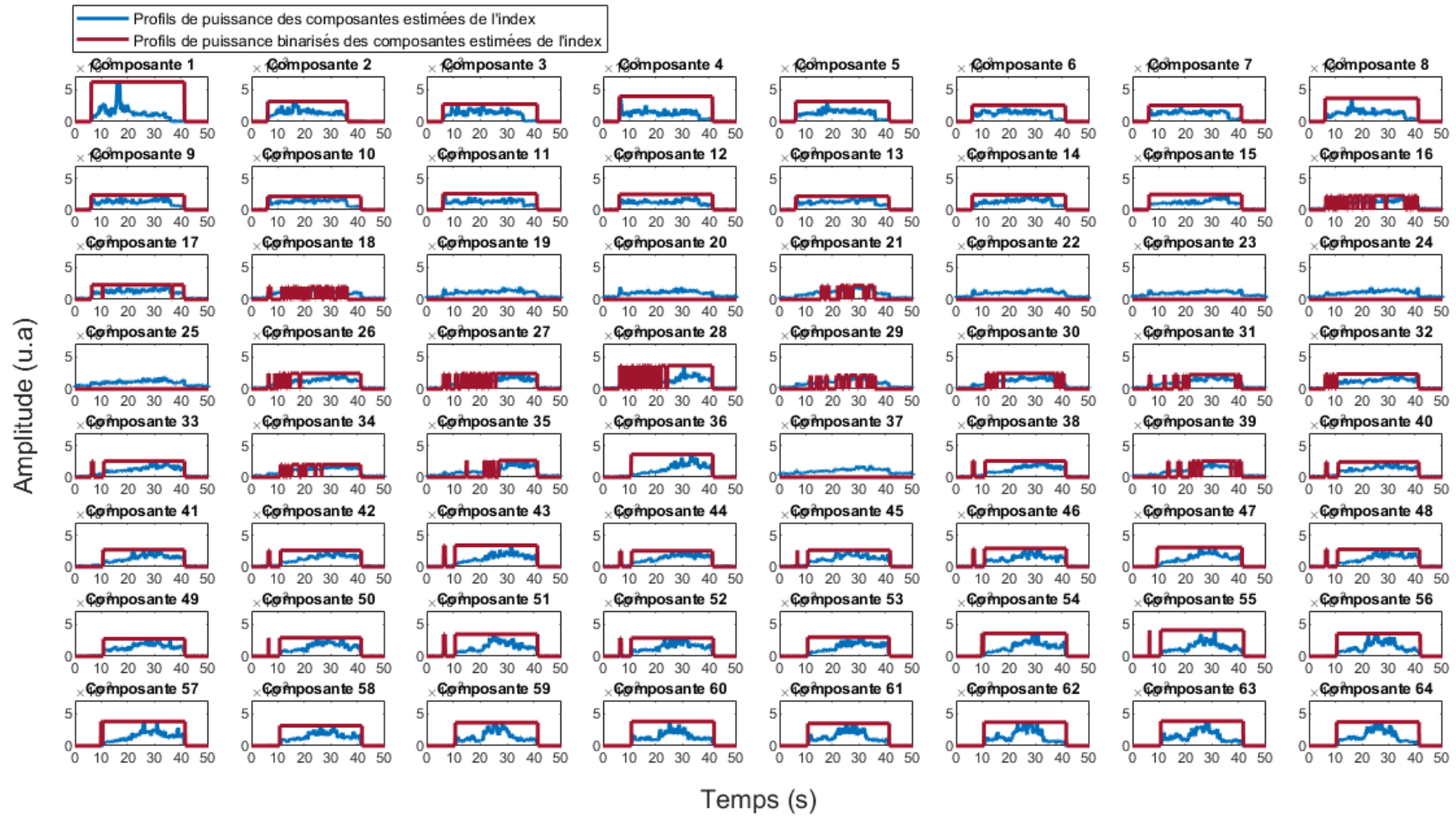


FIGURE 7.2 – Estimation des composantes de l'index à partir du mélange artificiel créé (6.1) en utilisant le filtre optimal. (—) Profils de puissance des composantes estimées de l'index et leurs profils de puissance binarisés (—).

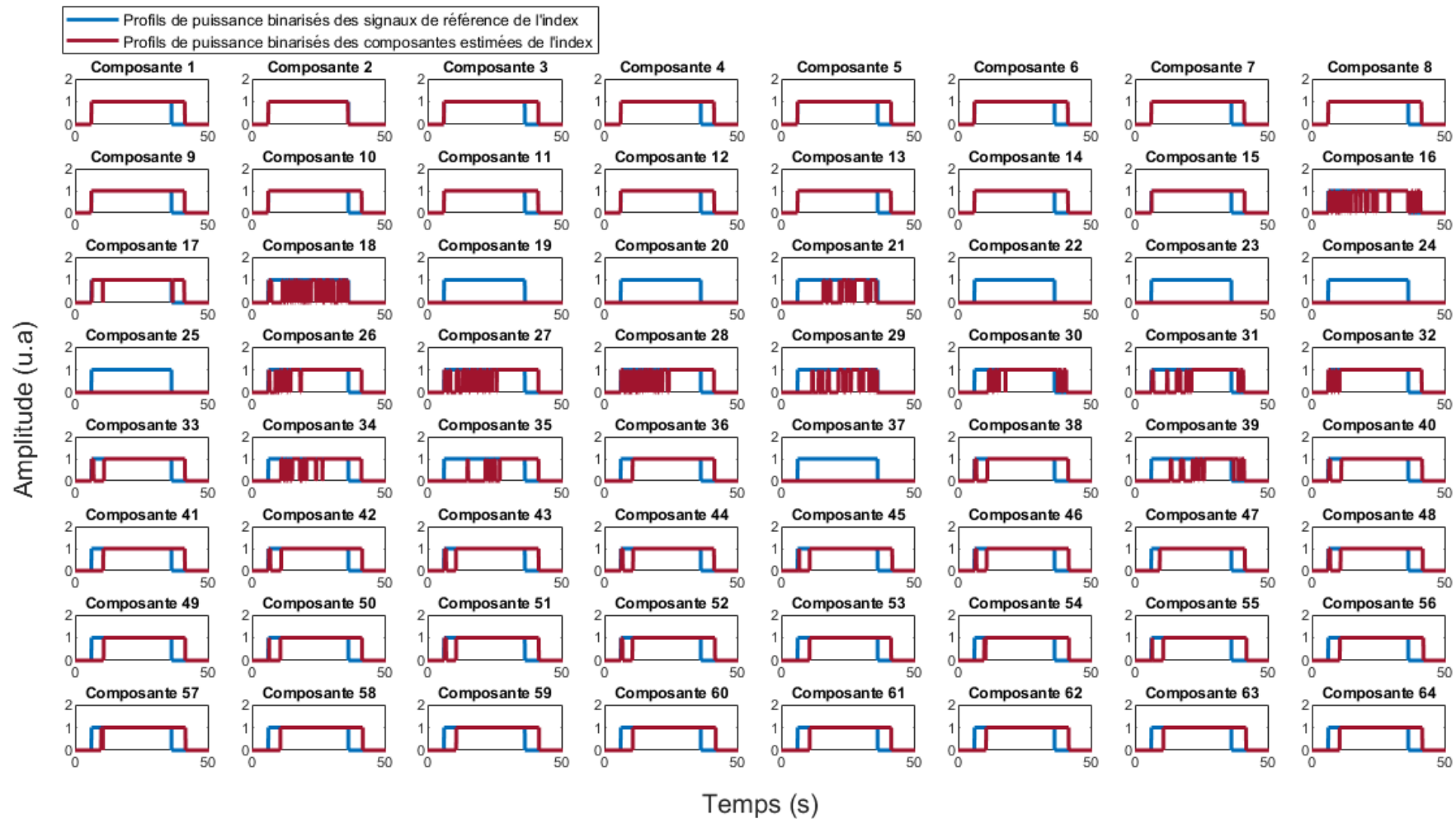


FIGURE 7.3 – Présentation des profils de puissance binarisés des composantes estimées de l'index (—) obtenues par filtrage optimal appliqué au mélange artificiel créé (6.1) et les profils de puissance binarisés des signaux de l'index (—) considéré comme référence dans le mélange créé.

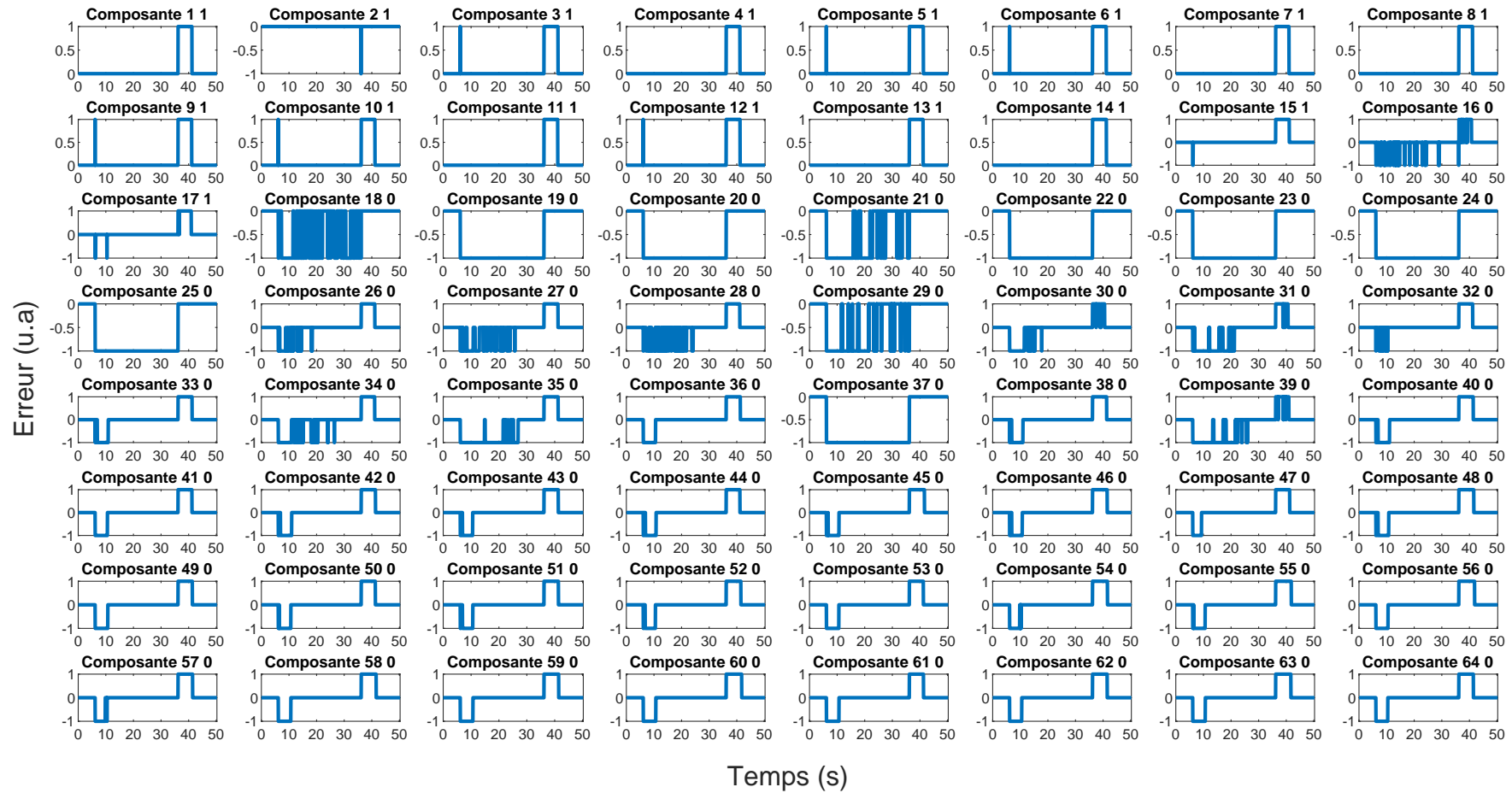


FIGURE 7.4 – Erreur (7.24) entre les profils binarisés de puissance des composantes estimées et ceux des signaux de référence.



## 7.4.2 Illustration sur les mélanges artificiels

Nous présentons dans cette section, les résultats des trois méthodes de séparation sur des mélanges artificiels de signaux réels avant de présenter les résultats quantitatifs.

### FASTICA

La figure 7.5 présente les résultats obtenus en appliquant cette méthode sur un mélange artificiel des deux doigts. Dans les différents mélanges artificiels créés, le muscle de l'index était actif entre 5s et 35s et celui du petit doigt entre 10s et 40s. Un total de 64 composantes sont estimées, dont certaines sont celles de l'index, du petit doigt ou d'autres correspondant au bruit. Nous présentons également les profils de puissance associés à chaque composante estimée. En considérant, par exemple, les composantes 10 & 21, elles correspondent bien aux instants d'extension de l'index entre 5s et 35s et donc en adéquation avec notre protocole. Ce qui est confirmé par leurs profils de puissance associés où nous distinguons clairement les instants d'activation de chaque muscle, mais aussi les instants de changement de niveau de force de 0 à 1 et puis à 2 et vice versa. En revanche, les composantes 1, 3, 12, 17 & 19, peuvent être associées au petit doigt qui était en extension entre 10s et 40s. Nous distinguons aussi pour ces composantes du petit doigt, les instants d'activation de chaque muscle et aussi de changement de niveau de force en adéquation avec le protocole. Les composantes 42, 43, 44 et 46 entre autres, sont actives entre 5 et 40s moments où les deux doigts sont en extension. Ces composantes sont des mélanges des signaux des deux muscles, le crosstalk est toujours présent au niveau de ces composantes. Enfin, les composantes 61, 62, 63 et 64 peuvent être associées à du bruit.

### Diagonalisation conjointe

La diagonalisation conjointe de [26] a aussi été appliquée sur un cas de mélange artificiel à titre d'exemple. Nous présentons les résultats de séparation obtenus à la figure 7.6. Des 64 composantes estimées, on peut citer entre autres les composantes 24 & 32 actives entre 5 et 35 secondes comme celles correspondantes à l'index et les composantes 5, 22 & 37 actives entre 10 et 40 secondes comme celles associées au petit doigt. Les moments d'activation de ces composantes identifiées correspondent à notre protocole. Cependant, plusieurs composantes peuvent être associées à du bruit, notamment les composantes 1, 9, 17 et 25. Les composantes 57, 58 et 59 par exemple, sont des mélanges des signaux des deux doigts, car actives entre 5s et 40s.

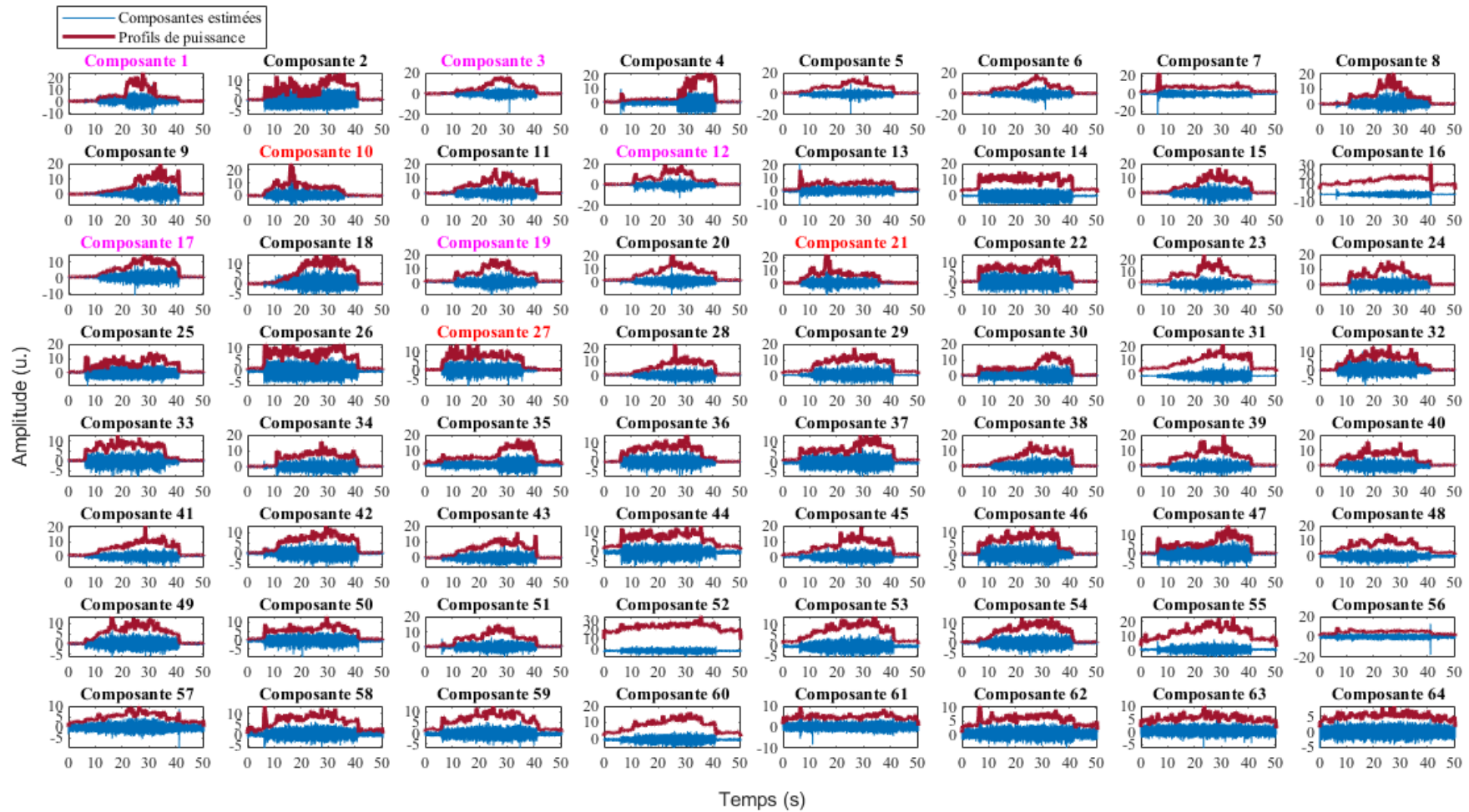


FIGURE 7.5 – Estimation des composantes de l'index et du petit doigt (—) à partir des mélanges artificiels (6.1) par la méthode FASTICA et leurs profils de puissance respectifs (—).

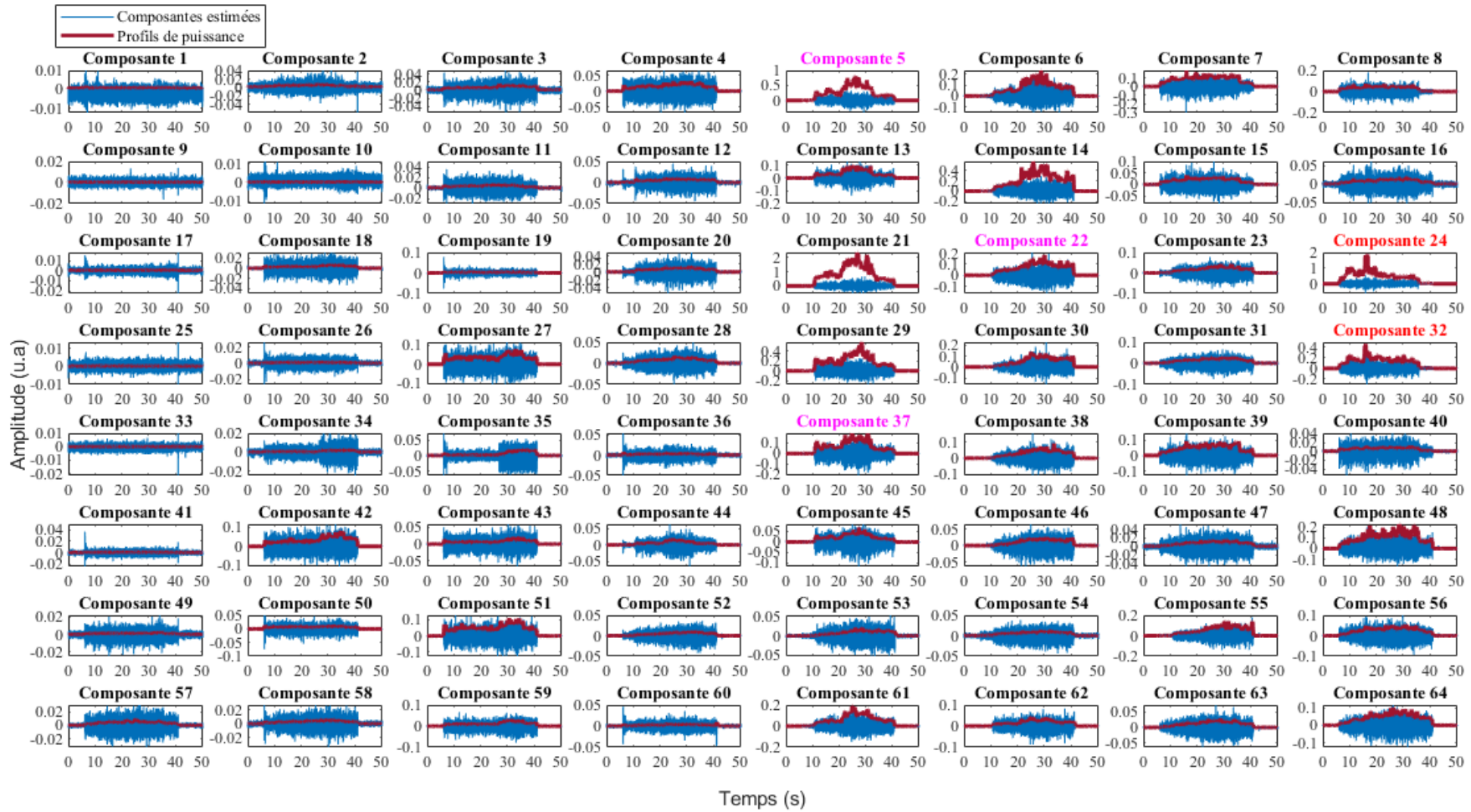


FIGURE 7.6 – Estimation des composantes de l'index et du petit doigt (—) à partir des mélanges artificiels (6.1) par la méthode de diagonalisation conjointe et leurs profils de puissance respectifs (—).

### Filtre optimal

Le filtre optimal a été utilisé dans cette thèse, comme décrit dans les travaux [48],[36]. La figure 7.8 présente les résultats issus d'une séparation d'un mélange artificiel des signaux de l'index et du petit doigt à partir de ce filtre. La méthode nécessitant une calibration, nous présentons sur cette figure, les résultats obtenus lorsque le muscle cible est celui de l'index. Les différentes composantes estimées de l'index sont rangées de la plus grande valeur propre à la plus petite valeur propre (Fig. 7.7). On remarque que plus la valeur propre est élevée, le vecteur propre associé permet une estimation optimale de l'index, ce qui se remarque au niveau des 3 premières composantes estimées (Fig. 7.8). Leur évolution temporelle correspond aux instants où seul l'index est extension entre 5s et 35s. En revanche, les dernières composantes (de 57 à 64, par exemple) sont associées au petit doigt dont le muscle est actif entre 10s et 40s. Pour chaque profil associé aux différentes composantes citées ci-dessus, on observe les deux niveaux de force en adéquation avec le protocole ainsi que des instants d'activation différents pour chaque muscle.

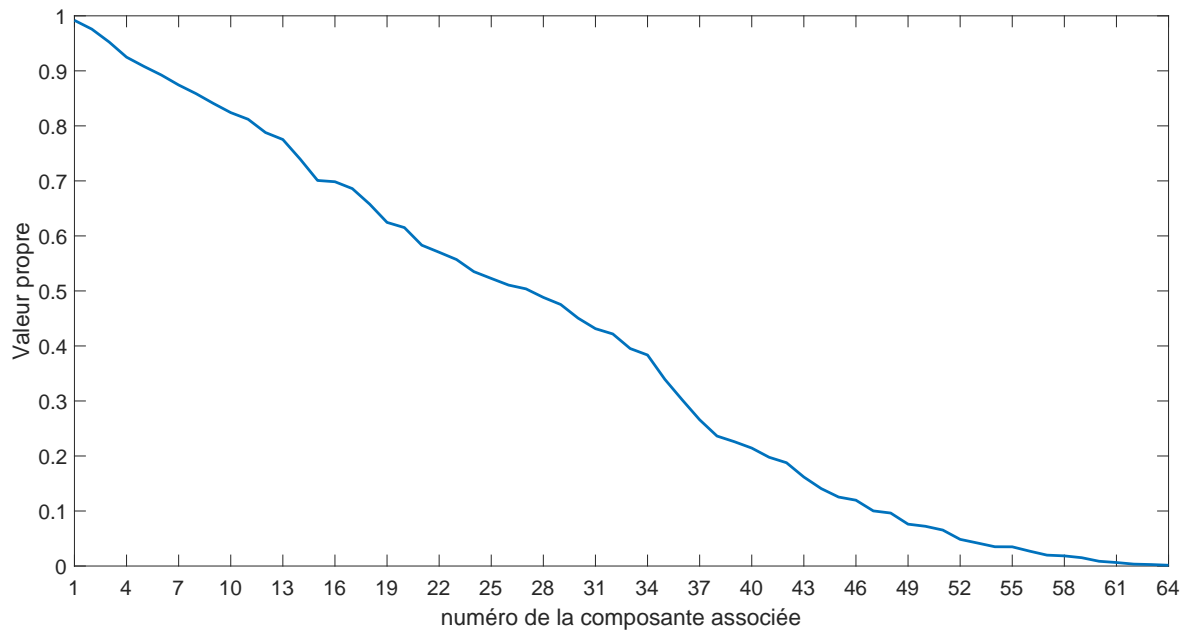


FIGURE 7.7 – Évolution des valeurs propres estimées par la méthode du filtre optimal en maximisant le rapport SNR (7.21) entre les signaux de l'index et les signaux du mélange artificiel (I+PD).

Les conclusions restent les mêmes lorsqu'on considère le petit doigt comme muscle cible. Les plus grandes valeurs propres nous permettent d'effectuer une bonne séparation c'est-à-dire une bonne estimation du petit doigt entre les instants où il était actif.

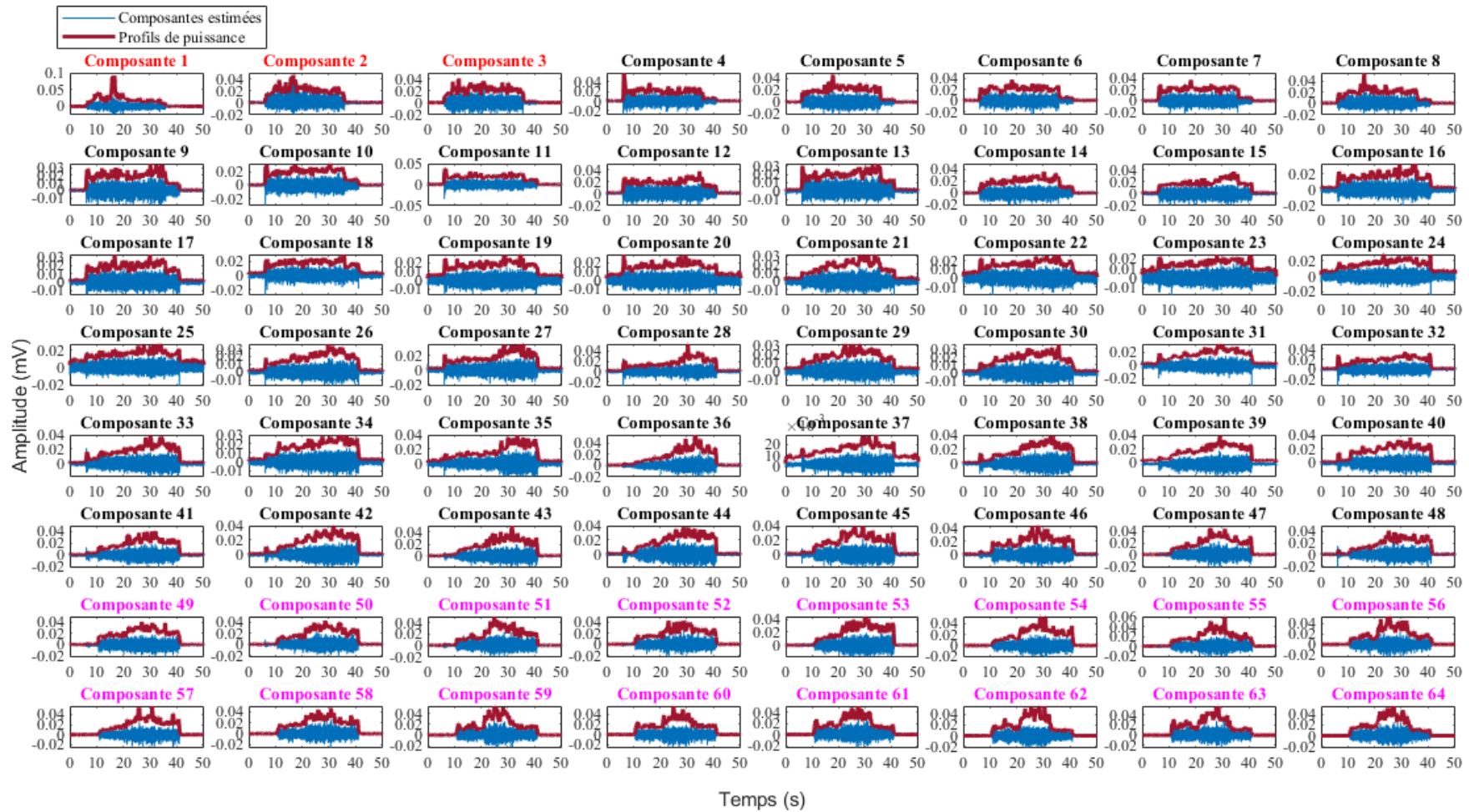


FIGURE 7.8 – Estimation des composantes de l'index (—) à partir des mélanges artificiels (6.1) par la méthode du filtre optimal et leurs profils de puissance respectifs (—).

## Performance de séparation

Les différents résultats représentés ci-dessus sont ceux obtenus à partir d'un mélange artificiel. Nous avons testé ces trois méthodes sur plusieurs mélanges artificiels de signaux de l'index et du petit doigt. Un total de 30 mélanges aléatoires de signaux du petit doigt et de l'index sont créés pour chaque sujet. La figure 7.9 nous montre les performances obtenues après séparation lorsque le petit doigt est considéré comme le muscle cible et la figure 7.10 nous montre les performances de séparation liées à l'estimation de l'index.

Pour chaque figure, nous avons les angles minimum (à gauche) et maximum (à droite) obtenus à partir des différentes méthodes testées. On remarque que la méthode semi-aveugle (filtre optimal) a de meilleures performances de séparation que les deux autres méthodes. Les valeurs de  $\theta_{min}$  sont les plus petites pour l'estimation du petit doigt (Fig. 7.9) et de l'index (Fig. 7.10) avec cette méthode. En se basant sur les valeurs médianes de ces différentes performances calculées ( $\theta_{min}$ ), la meilleure méthode est le filtre optimal ("FiltOPT"), ensuite nous avons la diagonalisation conjointe des matrices de covariance ("JDiag") et enfin la FASTICA (Fig. 7.9) & (Fig. 7.10). Ainsi, on a  $FiltOpt < JDiag < FastICA$ . Quand on considère les performances liées à l'erreur maximale  $\theta_{max}$  (Fig. 7.9) & (Fig. 7.10) à droite, le filtrage optimal donne toujours les meilleures performances de séparation. Par contre, la méthode DiagConj donne une performance moins bonne que la méthode FASTICA. Une explication à cela pourrait être liée au fait que nous avons sélectionné plus de composantes que la méthode DiagConj par rapport aux deux autres méthodes (Fig. 7.11) et dont certaines peuvent être assimilées à du bruit.

Somme toute, la méthode du filtre optimal demeure la meilleure des trois au vu des performances obtenues. Sa seule limite reste sa calibration. Nous présentons dans la suite le comportement sur des mélanges réels des 3 autres méthodes.

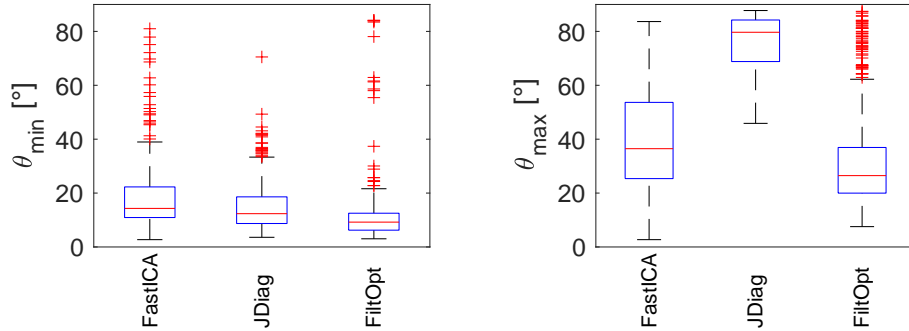


FIGURE 7.9 – Performances de séparation angles min (7.22a) et max (7.22b) liées à l'estimation du petit doigt. Chaque boîte à moustaches montre la médiane en tant que ligne centrale en rouge, les bords inférieurs et supérieurs correspondent respectivement aux 25e et 75e percentiles. Les moustaches s'étendent aux valeurs extrêmes et les outliers sont représentés par des croix rouges.

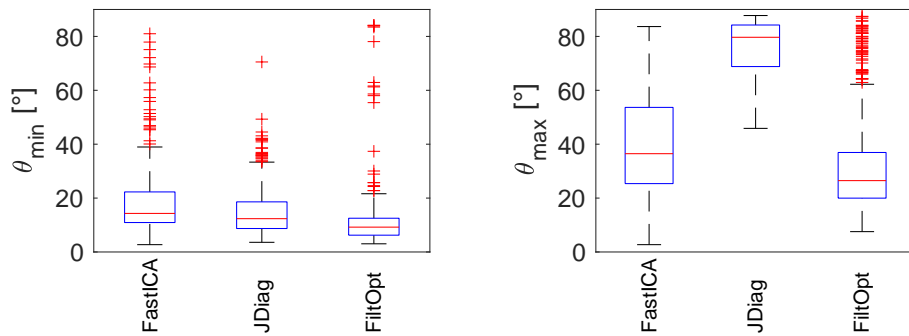


FIGURE 7.10 – Performances de séparation angles min (7.22a) et max (7.22b) liées à l'estimation de l'index. Chaque boîte à moustaches montre la médiane en tant que ligne centrale en rouge, les bords inférieurs et supérieurs correspondent respectivement aux 25e et 75e percentiles. Les moustaches s'étendent aux valeurs extrêmes et les outliers sont représentés par des croix rouges.

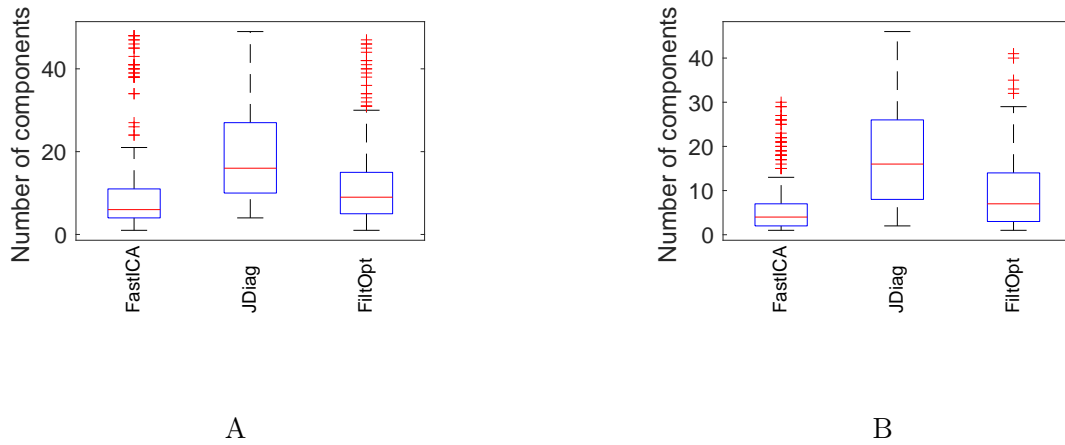


FIGURE 7.11 – Nombre de composantes sélectionnées. A) Lorsque le PD est le muscle cible, B) lorsque l’index est le muscle cible.

### 7.4.3 Illustration sur les mélanges réels

Nous présentons dans cette section, les résultats des trois méthodes de séparation sur des mélanges réels. Ce mélange consiste en l’extension simultanée index-petit doigt (IP).

#### FASTICA

Les résultats obtenus sur un mélange réel sont présentés à la figure 7.13. On arrive à identifier quelques composantes du petit doigt notamment la composante 22 qui est active entre 15s et 50s au cours de cette contraction simultanée en adéquation avec notre protocole. Cependant, il n’y a quasi pas de composantes qu’on pourrait associer à l’index uniquement. La séparation n’a pas donc très bien fonctionné sur ces mélanges, ce qui pourrait s’expliquer par le fait que cette méthode suppose que les mélanges sont parfaitement linéaires instantanés ce qui n’est pas toujours le cas avec les signaux sEMG [34].

#### Diagonalisation Conjointe

En appliquant la diagonalisation conjointe au mélange réel, les résultats sont pratiquement les mêmes que ceux obtenus avec la FASTICA. On arrive à distinguer les composantes associées au petit doigt plus aisément. Nous avons entre autres les composantes 5 & 20 dont l’évolution temporelle est entre 15s et 50s (Fig. 7.14). Les composantes liées à l’index ne sont pratiquement pas identifiables pour cette méthode de séparation qui suppose que les mélanges sont linéaires instantanés.



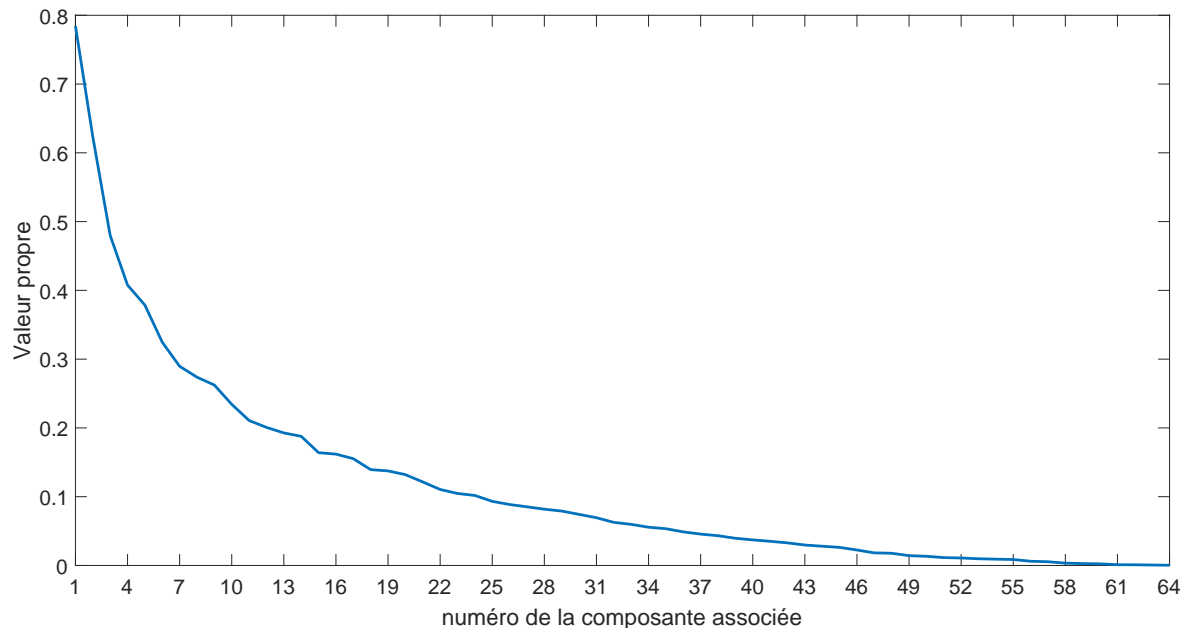


FIGURE 7.12 – Évolution des valeurs propres estimées par la méthode du filtre optimal en maximisant le rapport SNR (7.21) entre les signaux de l'index et les signaux du mélange réel (IP).

### Filtre optimal

Ce filtre appliqué sur ces mélanges réels, nous donne les résultats présentés à la figure 7.15. Les 64 composantes estimées sont rangées de celle associée à la plus grande valeur propre à celle associée à la plus petite. La composante 1, dont le vecteur propre de séparation est associé à la plus grande valeur propre, devrait nous donner la meilleure composante associée à l'index (Fig. 7.12). Cependant nous remarquons que ce n'est pas le cas, car le signal associé à la composante 1 s'étend au delà des 45s, alors que au cours de cette contraction simultanée, le muscle de l'index est actif entre 5 et 45s. Quant aux composantes liées au petit doigt (les composantes 49 à 64) actives entre 10s et 50s par exemple, elles sont associées aux plus petites valeurs propres (Fig. 7.15).

En observant le profil de puissance de la composante 1 de l'index avec la composante 64 du petit doigt, on pourrait donner comme explication que la décontraction de l'index ne s'est pas faite de façon brusque dès que le sujet a baissé son doigt autour de 45s comme mentionné dans le protocole. Il semblerait que la décontraction de l'index se soit faite de façon progressive, ce qui explique le fait qu'après 45s, alors qu'elle devrait être nulle en principe (Fig. 7.15). Contrairement aux résultats obtenus avec les mélanges artificiels, le filtrage optimal ne donne pas d'aussi bons résultats sur des mélanges réels.

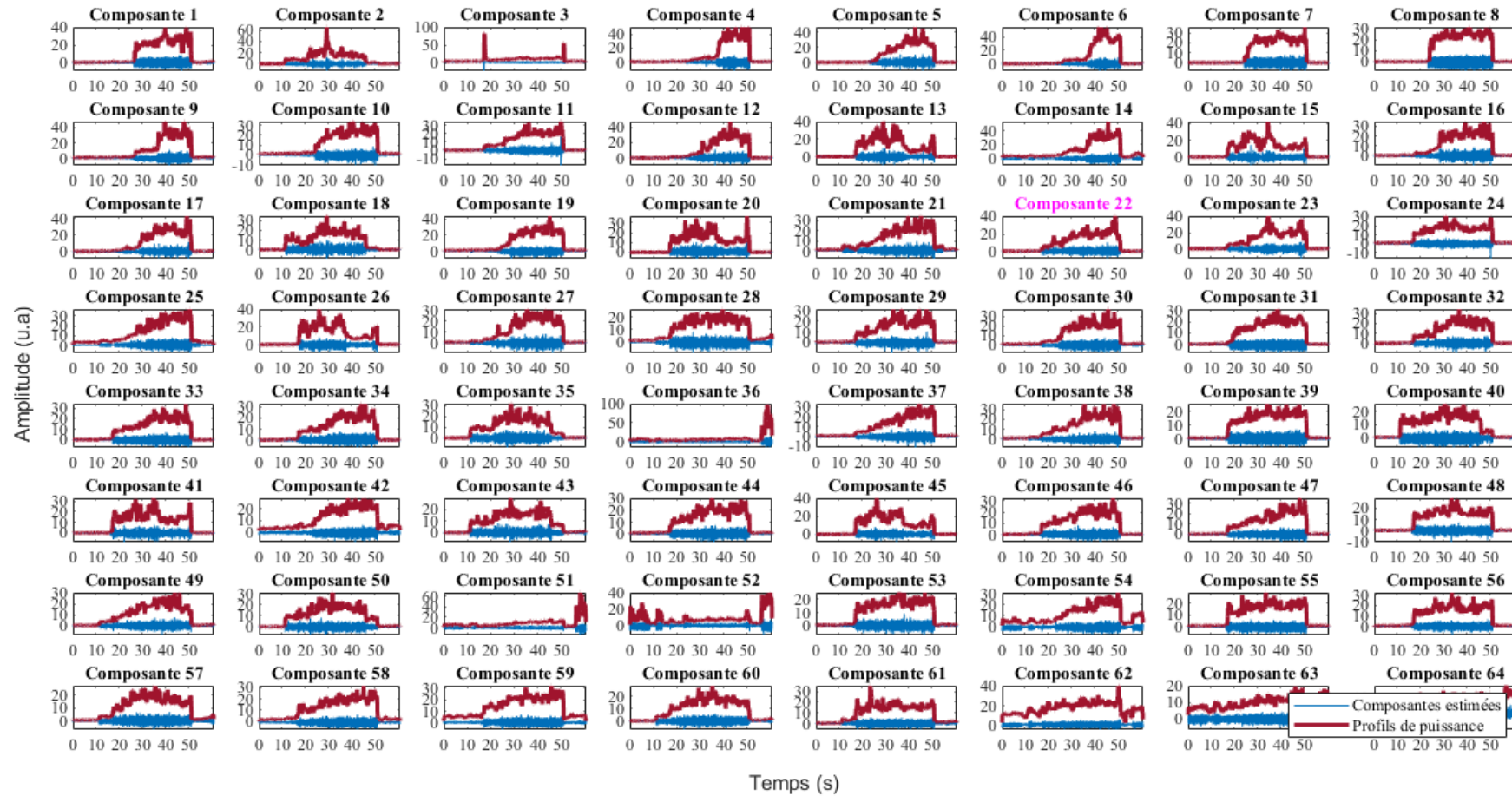


FIGURE 7.13 – Composantes estimées par la méthode FASTICA (—) à partir des mélanges réels index-petit doigt (IP) et leurs profils de puissance respectifs (—).

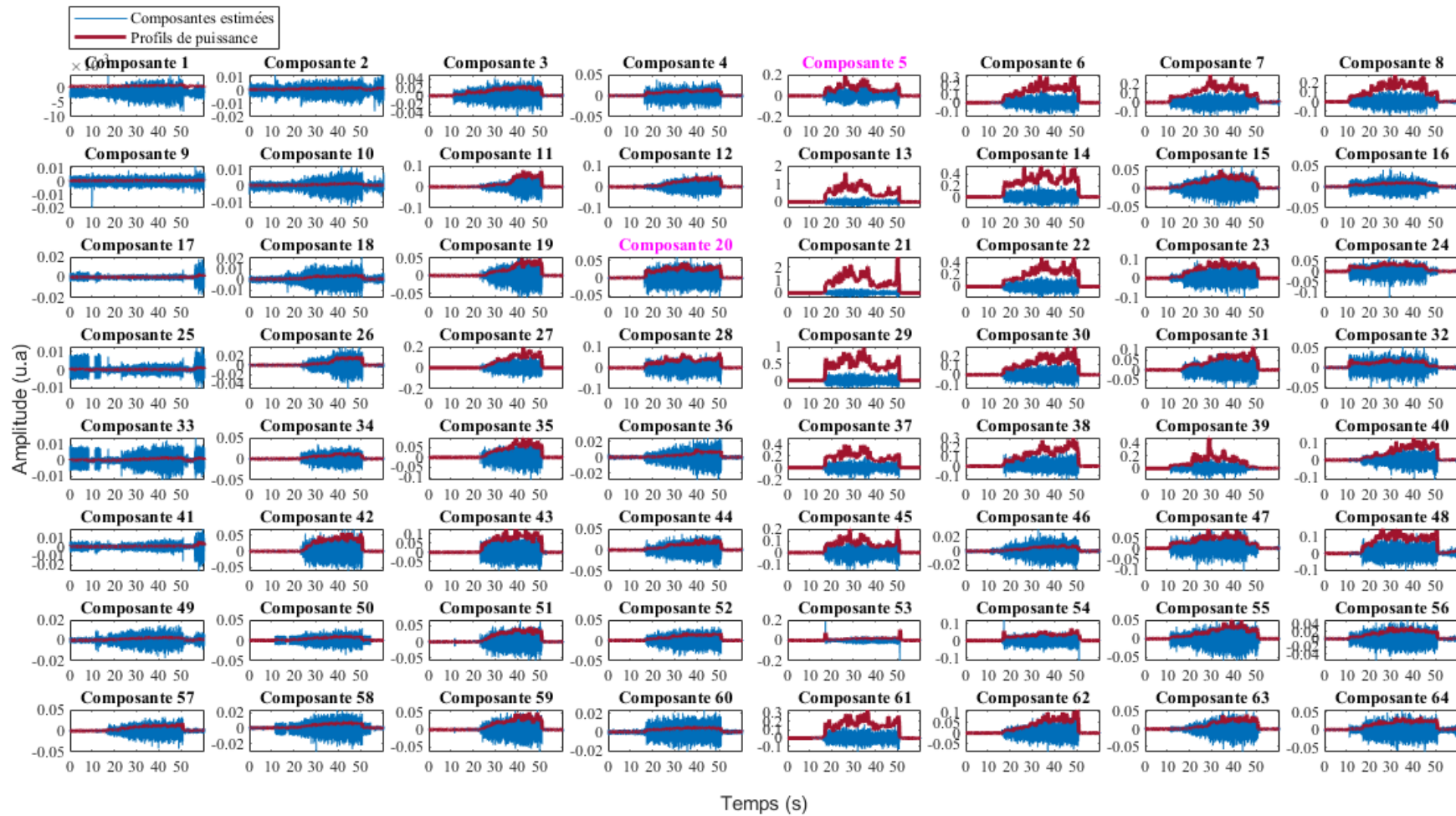


FIGURE 7.14 – Composantes estimées par la méthode de la diagonalisation conjointe (—) à partir des mélanges réels index-petit doigt (IP) et leurs profils de puissance respectifs (—).

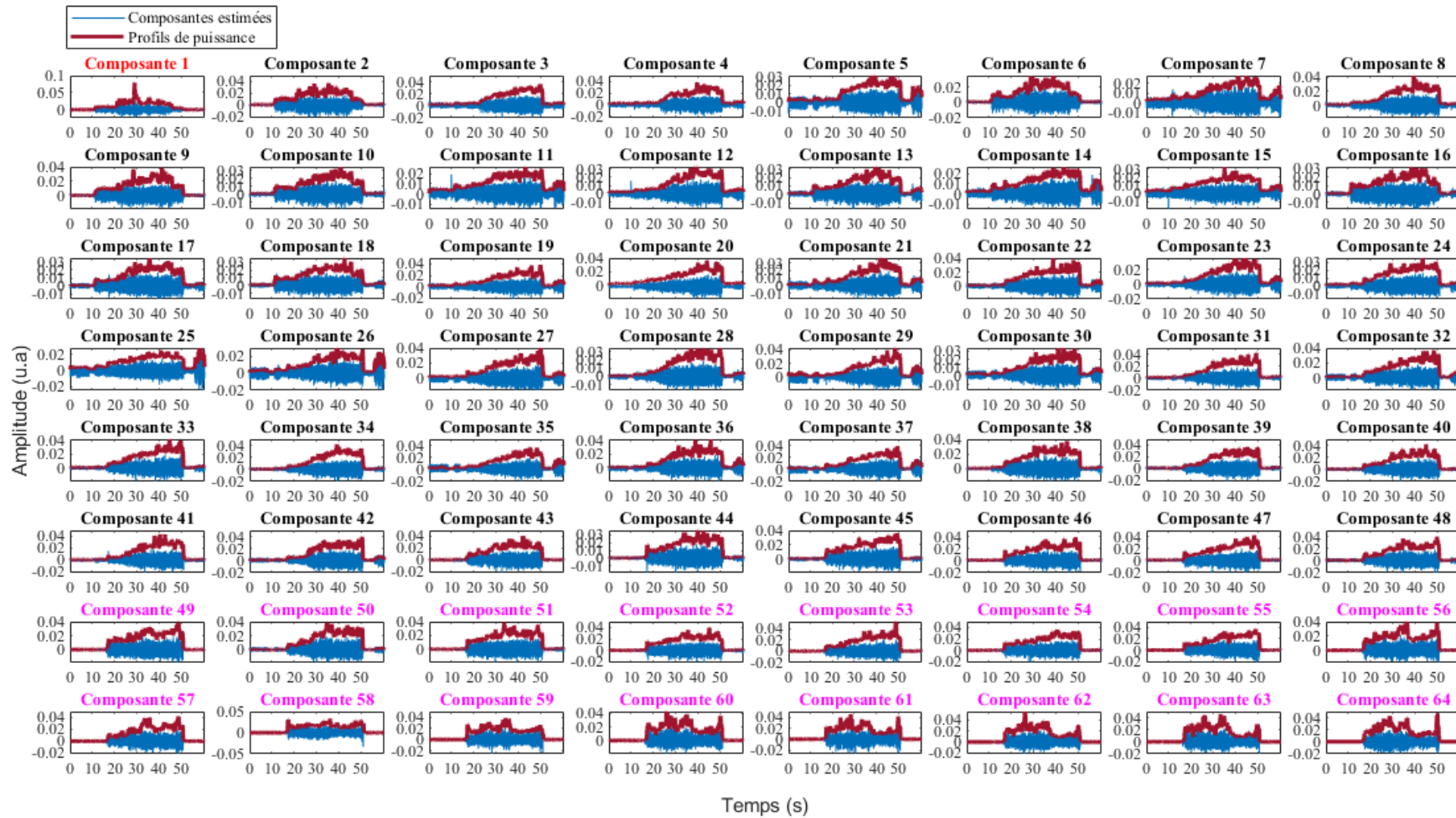


FIGURE 7.15 – Composantes estimées par la méthode du filtre optimal (—) à partir des mélanges réels index-petit doigt (IP) et leurs profils de puissance respectifs (—).

## Conclusion

Les trois méthodes présentées dans ce chapitre ont donné de meilleurs résultats sur les mélanges artificiels de signaux sEMG réels. Notamment, la méthode du filtre optimal a donné des performances bien meilleures par rapport aux deux autres. Cependant, lorsqu'elles ont été appliquées sur des mélanges réels de signaux sEMG, les séparations n'ont pas été optimales pour ces trois méthodes. En supposant que le mélange réel se rapproche du mélange artificiel, la séparation devrait être identique, ce qui n'est pas forcément le cas sur les signaux que nous avons enregistrés. Ceci nécessite de développer une nouvelle méthode de séparation pour les signaux sEMG.

# Réduction de la diaphonie basée sur des méthodes tensorielles

---

## Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons notre approche basée sur la décomposition tensorielle non négative de type PARAFAC2 (NN-PARAFAC2) [40],[41] dans le cadre de la réduction du cross-talk. Cette décomposition tensorielle a été utilisée sur des profils de puissance ou enveloppes de signaux sEMG. Nous présenterons les résultats de notre approche sur les mélanges artificiels de signaux sEMG, ainsi que sur des mélanges réels. Ces résultats seront ensuite comparés à ceux obtenus en utilisant la NN-PARAFAC2 de la littérature et la décomposition matricielle NMF.

## Sommaire

---

<b>8.1 Méthodes proposées . . . . .</b>	<b>107</b>
8.1.1 De la NMF à NN-PARAFAC2 pour la réduction de la diaphonie des signaux sEMG . . . . .	108
8.1.2 NN-PARAFAC2 . . . . .	109
8.1.3 NN-PARAFAC2 contrainte . . . . .	110
8.1.4 Choix des hyperparamètres . . . . .	113
<b>8.2 Résolution des méthodes par AO-ADMM . . . . .</b>	<b>114</b>
8.2.1 Estimation des matrices $\mathbf{A}$ par ADMM . . . . .	115
8.2.2 Estimation des matrices $\{\mathbf{P}_k\}_k, \mathbf{B}^*$ par ADMM . . . . .	116
8.2.3 Estimation des matrices $\mathbf{D}_k$ par ADMM . . . . .	118
<b>8.3 Résultats et discussion . . . . .</b>	<b>119</b>
8.3.1 Critères quantitatifs de séparation . . . . .	119
8.3.2 Illustration sur les mélanges artificiels . . . . .	120
8.3.3 Performance de séparation . . . . .	139
8.3.4 Illustration sur les mélanges réels . . . . .	141

---

## 8.1 Méthodes proposées

La décomposition tensorielle est une méthode qui consiste à factoriser une matrice ou

un tenseur en un produit de matrices ou de tenseurs de rang plus faibles afin de pouvoir effectuer des analyses simplifiées des données. Cette décomposition appliquée aux signaux sEMG permet d'identifier avec précision les sources musculaires qui génèrent ces signaux et d'extraire des informations pertinentes à leur sujet.

Le signal myoélectrique EMG généré par les potentiels d'action provenant des fibres musculaires [33] décrit au chapitre 3, est modélisé par

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{W}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (8.1)$$

où  $\mathbf{z}(t) \in \mathbb{R}^P$  est le vecteur des  $P$  signaux enregistrés par les  $P$  capteurs,  $\mathbf{s}(t) \in \mathbb{R}^N$  est le vecteur des  $N$  sources représentant les fibres musculaires et  $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{P \times N}$  est la matrice de mélange et  $\mathbf{n}(t) \in \mathbb{R}^P$  est le bruit additif rassemblant toutes les activités restantes telles que les artefacts ou le bruit électronique.

Retrouver l'activité individuelle de chaque muscle  $\mathbf{s}(t)$  à partir des observations  $\mathbf{z}(t)$  s'apparente donc à un problème de séparation de sources [22] comme énoncé au chapitre 4.

Nous avons opté pour un changement de modèle en calculant la puissance des signaux sEMG sur des fenêtres glissantes, ce qui nous a permis d'utiliser des enveloppes temporelles pour des raisons liées au fait que les méthodes de types SAS supposent que les signaux EMG suivent un modèle de mélange linéaire instantané, et évoquées dans les chapitres 4 & 7. L'estimation de ces enveloppes ou profils temporels nous permet d'avoir une idée sur le niveau d'activation de chaque muscle par le biais de la proportionnalité entre la puissance (RMS) et le niveau de force.

Ces enveloppes temporelles, en lieu et place des signaux sEMG (8.1), sont obtenues comme suit

$$x_p(i) = \frac{1}{\Delta T} \sum_{k=i-\Delta l}^{i+\Delta l} z_p^2(k), \quad (8.2)$$

où  $\Delta T = 2\Delta l + 1$  la longueur de la fenêtre ou la trame,  $x_p(i)$  représente les profils de puissance du  $i^{\text{ème}}$  échantillon pour chaque canal  $p$ . Les profils de puissance à valeurs non-négatives obtenus pour chaque canal sont rangés dans une matrice  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}_+^{P \times N_p}$ , où  $N_p$  le nombre d'échantillons temporels des enveloppes, on a :  $[\mathbf{X}]_{p,i} = x_p(i)$ .

### 8.1.1 De la NMF à NN-PARAFAC2 pour la réduction de la diaphonie des signaux sEMG

Avant d'utiliser l'approche tensorielle de type NN-PARAFAC2, nous avons utilisé la décomposition matricielle NMF [31] sur les différents profils de puissance obtenus à partir des signaux de l'extension de l'index, du petit doigt et de l'extension simultanée des deux doigts pour chaque essai  $k$  ( $1 \leq k \leq K$ ) avec  $K$  le nombre total d'essais. Chaque essai est rangé dans une matrice  $\mathbf{X}_k$  et les essais sont traités indépendamment les uns des autres, ce qui signifie

que chaque essai  $k$  a été soumis à une factorisation NMF comme dans [39][37], dans le but de séparer l'activité relative à chaque muscle. La factorisation nous donne

$$\forall k, \quad \mathbf{X}_k \approx \mathbf{A}_k \mathbf{H}_k, \quad (8.3)$$

où  $\mathbf{A}_k \in \mathbb{R}_+^{P \times R}$  et  $\mathbf{H}_k \in \mathbb{R}_+^{R \times N_k}$  sont respectivement les profils spatiaux et temporels,  $R$  est le nombre de composantes choisies,  $P$  le nombre de canaux ou électrodes sEMG et  $N_k$  le nombre d'échantillons du  $k^{\text{ème}}$  essai.

Le profil spatial des muscles extenseurs de l'index et du petit doigt reste inchangé au cours des différents essais effectués par un même sujet au cours d'une session d'acquisition, car ils dépendent de la position relative des muscles et des capteurs. Ainsi, les différentes extensions répétées pour chaque essai  $k$  devraient donner des résultats identiques en ce qui concerne les cartes spatiales des muscles  $\mathbf{A}_k = \mathbf{A}_j$  ( $k \neq j$ ). Par conséquent, l'équation (8.3) peut s'écrire sous cette forme :  $\forall k, \quad \mathbf{X}_k \approx \mathbf{A} \mathbf{H}_k$ , comme décrit dans [49]. Sur ce, nous pouvons traiter l'ensemble des essais simultanément.

Ainsi, nous avons opté pour la décomposition tensorielle de type PARAFAC2 [50] qui offre l'unicité de la décomposition contrairement à la NMF [31]. Cette décomposition s'exprime comme suit

$$\forall k, \quad \mathbf{X}_k \approx \mathbf{A} \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T, \quad (8.4)$$

avec  $\mathbf{X}_k$  les observations de chaque essai  $k$ ,  $\mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T = \mathbf{H}_k$ , où  $\mathbf{H}_k$  représente les différents profils temporels estimés par la NMF et  $\cdot^T$  l'opérateur de la transposée,  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{P \times R}$  sont les cartes spatiales,  $\mathbf{D}_k \in \mathbb{R}^{R \times R}$  est une matrice diagonale contenant les différentes amplitudes et  $\mathbf{B}_k \in \mathbb{R}^{N_k \times R}$  la matrice contenant les différents profils temporels de telle sorte que  $\mathbf{B}_{k1}^T \mathbf{B}_{k1} = \mathbf{B}_{k2}^T \mathbf{B}_{k2}$  pour tout  $(k_1, k_2)$  pour assurer l'identifiabilité du modèle [50].  $P$  est le nombre de capteurs ou électrodes,  $R$  le rang du tenseur ou le nombre de composantes à estimer et  $N_k$  le nombre d'échantillons par essai.

### 8.1.2 NN-PARAFAC2

La méthode NN-PARAFAC2 proposée impose une contrainte de non-négativité sur les coefficients de décomposition (NN-PARAFAC2) [40],[41] car les données sur lesquelles nous travaillons sont des enveloppes à coefficients positifs. De ce fait, cette contrainte est appliquée à toutes nos estimations.

Le critère d'optimisation associé est le suivant

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{A}, \{\mathbf{B}_k, \mathbf{D}_k\}_k} D(\mathbf{X}_k | \mathbf{A} \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T) + \iota_+(\mathbf{A}) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{B}_k) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{D}_k) \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{B}_{k1}^T \mathbf{B}_{k1} = \mathbf{B}_{k2}^T \mathbf{B}_{k2} \quad \forall k_1, k_2 \leq K, \end{aligned} \quad (8.5)$$

où  $D(\mathbf{X}_k | \hat{\mathbf{X}}_k)$  représente une certaine mesure de divergence entre  $\mathbf{X}_k$  et sa reconstruction  $\hat{\mathbf{X}}_k$ .



### 8.1.3 NN-PARAFAC2 contrainte

Comme observé au chapitre 6 (cf. figures 6.22 & 6.23 par exemple), il est fréquent que lors d'enregistrements, des problèmes de déconnexion d'électrodes ou d'artefacts entraînent une mauvaise capture de l'activité EMG par un ou plusieurs capteurs. La spécificité de notre approche est liée au fait que d'un essai à un autre dans le tenseur, il peut y avoir différentes électrodes dysfonctionnelles (Fig. 6.20) & (Fig. 6.21) contrairement à NN-PARAFAC2, où il faut éliminer l'union de tous les capteurs dysfonctionnels d'un essai à un autre. C'est pourquoi, nous proposons une modélisation des enregistrements qui prend en compte ces problèmes. L'équation (8.4) devient

$$\forall k, \quad \tilde{\mathbf{X}}_k \approx \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T, \quad (8.6)$$

où  $\mathbf{G}_k \in \mathbb{R}_+^{P_k \times P}$ , avec  $P_k$  le nombre de capteurs utilisables au  $k^{\text{ème}}$  essai. La matrice  $\mathbf{G}_k$  représente ainsi la sélection des  $P_k$  capteurs utilisables parmi tous les  $P$ , et est définie comme la matrice identité de taille  $P$  à partir de laquelle les lignes correspondant aux capteurs défectueux ont été supprimées. Il convient de noter que l'ensemble des  $P_k$  capteurs utilisables peut différer d'un essai à l'autre.  $\tilde{\mathbf{X}}_k \in \mathbb{R}_+^{P_k \times N_k}$  est la matrice des observations pour l'essai  $k$  dont les électrodes sont utilisables.

Pour chaque essai  $k$ , l'équation (8.6) peut s'écrire sous cette forme :

$$\forall k, \quad \tilde{\mathbf{X}}_k \approx \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T, \quad (8.7)$$

où  $\mathbf{P}_k \mathbf{B}^* = \mathbf{B}_k \in \mathbb{R}_+^{N_k \times R}$  est la forme temporelle. Cette équation provient de la contrainte de PARAFAC2  $\mathbf{B}_{k1}^T \mathbf{B}_{k1} = \mathbf{B}_{k2}^T \mathbf{B}_{k2} \quad \forall k_1, k_2 \leq K$ . La matrice  $\mathbf{B}^* \in \mathbb{R}_+^{N_k \times R}$  contient les informations de base sur les composantes de toutes les matrices  $\mathbf{B}_k$ .  $\mathbf{P}_k \in \mathbb{R}^{R \times R}$  est une matrice orthogonale spécifique à chaque essai. La relation  $\mathbf{P}_k \mathbf{B}^* = \mathbf{B}_k \in \mathbb{R}_+^{N_k \times R}$  montre que toutes les composantes de la matrice  $\mathbf{B}_k$  sont liées d'une manière ou d'une autre.

De plus, outre la contrainte de non-négativité mentionnée précédemment, nous avons inclut de nouvelles contraintes dans notre approche nous permettant d'obtenir un nouveau modèle. Ces nouvelles contraintes tiennent compte de certaines spécificités des signaux sEMG liées à leur propagation, à la forme des muscles extenseurs des deux doigts (index, petit doigt) ainsi qu'à notre protocole expérimental.

La fonction coût associée à notre modèle est définie comme suit

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{A}}, \{\hat{\mathbf{D}}_k, \hat{\mathbf{P}}_k\}_k, \hat{\mathbf{B}}^* = \arg \min_{\substack{\text{s.t.} \\ \mathbf{P}_k^T \mathbf{P}_k = \mathbf{I}}} & \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T \right\|_F^2 + \gamma_{AgA}(\mathbf{A}) \right. \\ & + \sum_{k=1}^K \gamma_{B_k} g_{B_k}(\mathbf{B}_k) + \iota_{PF2}(\{\mathbf{B}_k\}_k) + \sum_{k=1}^K \gamma_{D_k} g_{D_k}(\mathbf{D}_k) \\ & \left. + \iota_+(\mathbf{A}) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{B}_k) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{D}_k) \right\}, \quad (8.8) \end{aligned}$$

où  $g_A(\cdot)$ ,  $g_{B_k}(\cdot)$  and  $g_{D_k}(\cdot)$  sont des contraintes de régularisation spécifiques aux signaux sEMG basées sur leurs caractéristiques ou à leur mode d'acquisition,  $\gamma_A$ ,  $\gamma_{B_k}$  et  $\gamma_{D_k}$  sont des hyperparamètres ajustables,  $\iota_+(\cdot)$  représente la fonction indiquant 0 pour les nombres en entrée non-négatifs et  $+\infty$  sinon et  $\iota_{PF2}(\{\mathbf{B}_k\}_k) = 0$  si  $\mathbf{B}_k^T \mathbf{B}_k$  est constant pour tout  $k$  et égal à  $+\infty$  sinon.  $\tilde{\mathbf{X}}_k$  est l'ensemble des matrices contenant les signaux des essais pour lesquels les électrodes sont fonctionnelles.

### 8.1.3.1 Contrainte relative aux profils spatiaux A des muscles

La figure 8.1 illustre la carte d'activation spatiale d'un signal enregistré lié au petit doigt, qui a été obtenue en calculant la valeur RMS du signal sur chacune des 64 électrodes. Les signaux sEMG captés par les électrodes situées à la surface de la peau et à proximité au-dessus du muscle présentent généralement une amplitude plus élevée que les signaux sEMG captés par les électrodes éloignées du muscle. Cette remarque s'explique par le fait que l'amplitude du signal sEMG s'atténue au fur et à mesure que la distance entre l'électrode d'acquisition et la source d'activité musculaire augmente.

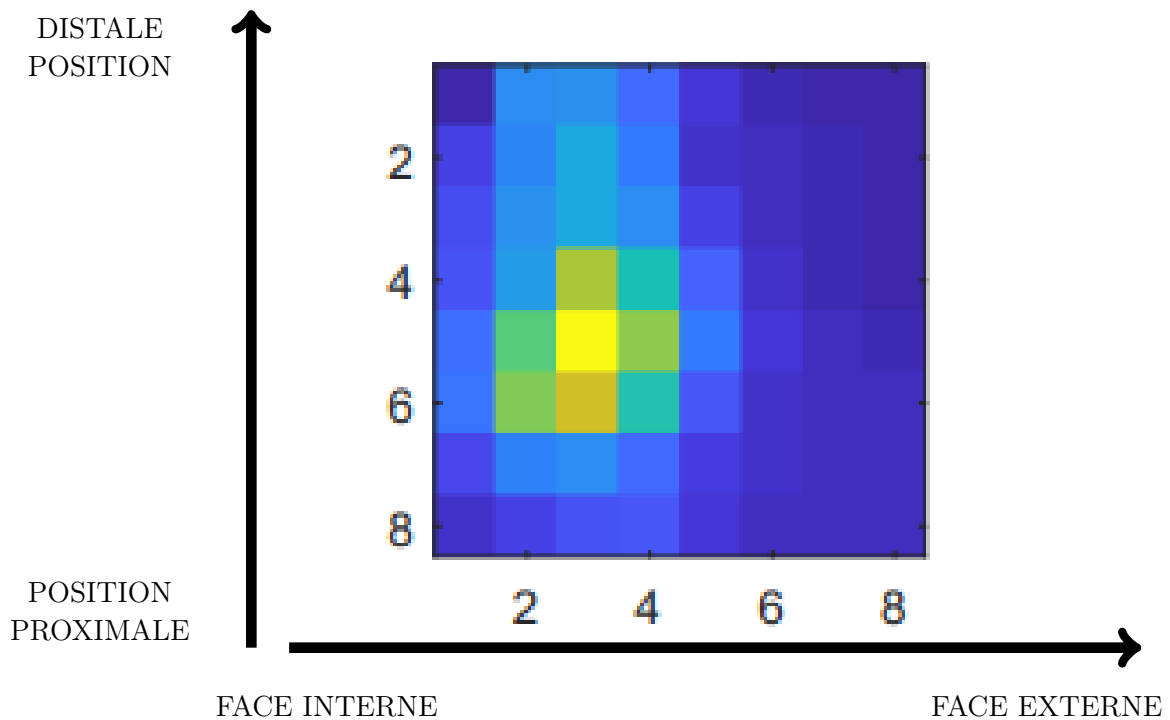


FIGURE 8.1 – Carte d'activation RMS lors de l'extension du petit doigt sur une fenêtre d'une seconde de signal.

Ainsi, en examinant la carte d'activation spatiale (Fig.8.1), on peut constater que les électrodes les plus actives sont celles qui, à la surface de la peau, se trouvent au dessus du muscle ou à proximité de celui-ci. Plus on s'éloigne de la source, plus on observe une atténuation du signal, ce qui explique la décroissance de la puissance RMS sur les capteurs

se situant de part et d'autre du muscle. Cette carte spatiale présente un seul motif connexe en adéquation avec l'anatomie du muscle du petit doigt (Fig. 5.1). En effet, l'anatomie de ces muscles montre qu'ils ont une forme qui n'est pas discontinue (Fig. 5.1). Ainsi, au cours d'une activité musculaire, les puissances observées sur les cartes spatiales doivent être réparties en un bloc ou motif connexe plutôt que d'être irrégulières ou fragmentées.

En considérant les caractéristiques physiologiques du muscle des deux doigts considérés dans cette thèse, nous avons imposé certaines contraintes sur la matrice  $\mathbf{A}$  estimée, qui doit fournir des informations sur les zones d'activation des deux muscles. Primo, cette carte doit évidemment comporter un seul motif comme énoncé plus haut et doit couvrir toute la forme du muscle. Ainsi, il est impératif qu'elle ne soit pas répartie en plusieurs blocs ou motifs actifs. Ce motif doit-être à l'image de la forme du muscle. Secundo, on observe que la puissance entre deux capteurs voisins sur le profil spatial varie lentement (Fig. 8.1). En considérant deux capteurs  $C_1$  et  $C_2$  quelconques situés à proximité l'un de l'autre (Fig. 8.1), on remarque qu'ils ont approximativement capté un signal myoélectrique identique, ce qui explique leur couleur pratiquement similaire. Ainsi donc, l'erreur quadratique moyenne entre la RMS de ces deux capteurs voisins doit-être faible. Par conséquent, cela sous-entend des transitions douces au cours de la propagation du signal sEMG. Quand le muscle est actif, la puissance du signal sur un capteur  $C_i$  par exemple ne peut pas être hyper-élevée et celle sur le capteur voisin  $C_{i+1}$  très faible. La décroissance n'est pas brutale, mais progressive entre capteurs voisins.

Pour répondre à ces exigences sur la matrice  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{P \times R}$ , nous avons appliqué la contrainte  $g_A(\cdot)$  définie comme suit

$$g_A(\mathbf{A}) = \text{Tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A}) + \alpha \|\mathbf{A}\|_{2,1}, \quad (8.9)$$

où  $\alpha$  est un coefficient ajustable ou de pondération,  $\text{Tr}(\cdot)$  est l'opérateur de la trace,  $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{P \times P}$  est la matrice laplacienne définissant la proximité spatiale entre les capteurs et  $\|\cdot\|_{2,1}$  est la norme mixte  $\ell_{2,1}$ -norm. Elle est définie comme  $\|\mathbf{A}\|_{2,1} = \sum_{i=1}^P \left( \sum_{j=1}^R |a_{ij}|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$ . Cette contrainte  $g_A$  est la somme de deux termes. Le terme laplacien assure que le facteur spatial  $\mathbf{A}$  ait une variation spatiale lisse puisqu'il est lié à l'activité musculaire et qu'il devrait donc être similaire à la forme du muscle. Quant au terme lié à la norme mixte, il consiste à imposer la parcimonie sur ce facteur pour limiter le nombre de composantes spatiales nécessaires pour expliquer les données. Elle a pour conséquence de sélectionner les éléments les plus pertinents parmi les autres estimations qui peuvent être assimilées à du bruit.

### 8.1.3.2 Contrainte relative aux profils temporels $\mathbf{B}_k$

Les matrices  $\mathbf{B}_k$  sont celles correspondantes aux profils temporels qui nous donnent une information sur les périodes d'activation des muscles de l'index ou du petit doigt après séparation et les instants de changements de niveau de force. En considérant la figure (Fig. 8.2) équivalent à notre protocole, on constate que l'évolution du niveau de force voulu est constante par morceau.

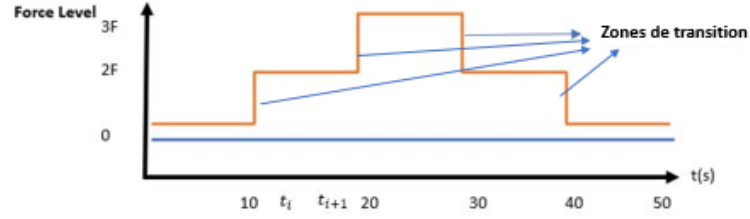


FIGURE 8.2 – Niveau de force exercé par un doigt (orange) pendant que l'autre doigt est au repos (bleu) (cf. figure 5.6).

Pour chaque instant  $t_i$  et  $t_{i+1}$  différents, lorsque le doigt est en extension (Fig. 8.2), on a à l'exception des zones de transition

$$\mathbf{x}_{t_i} - \mathbf{x}_{t_{i+1}} \approx 0$$

avec  $\mathbf{x}_{t_i}$  (resp.  $\mathbf{x}_{t_{i+1}}$ ) les données du profil de puissance du signal aux instants respectifs. Nous imposons ainsi aux différentes matrices  $\mathbf{B}_k$ , une contrainte de variation totale (TV) permettant de favoriser les solutions constantes par morceau. Comme le montre la figure 8.2, au cours des expériences, lorsque les masses sont suspendues aux doigts des sujets, cela génère une force directement liée à la masse. Par conséquent, les niveaux de forces peuvent être considérés comme constants par morceau, car ils changent lorsque que nous passons du niveau 1 au niveau 2 en augmentant la masse et vice-versa. La régularisation de la variation totale (TV) est une méthode couramment utilisée et très favorable aux composantes constantes par morceau. Elle est donc idéalement adaptée pour régulariser les facteurs temporels  $\mathbf{B}_k$  dans notre contexte en ce sens qu'elle permet d'identifier les changements de niveau de force de manière efficace. La pénalisation est définie comme

$$g_{B_k}(\mathbf{B}_k) = \text{TV}(\mathbf{B}_k) = \sum_{i,j} |[\mathbf{B}_k]_{i,j} - [\mathbf{B}_k]_{i-1,j}|. \quad (8.10)$$

### 8.1.3.3 Contrainte relative à $\mathbf{D}_k$

Nous avons appliqué la pénalisation de Rigde notée  $g_{D_k}(\cdot)$  aux matrices  $\mathbf{D}_k$  pour éviter des solutions numériques incohérentes [51].

### 8.1.4 Choix des hyperparamètres

Il s'agit toujours d'une partie délicate pour des critères pénalisés. Dans cette thèse, leurs valeurs ont été choisies par validation croisée. Les valeurs des hyperparamètres  $\gamma_A$ ,  $\gamma_{B_k}$  et  $\gamma_{D_k}$

ont été ajustées afin de parvenir à un équilibre entre le terme d'adéquation aux données et les termes de pénalisation. Dans notre cas, les valeurs choisies sont les suivantes :  $\gamma_A = 0.5$ ,  $\gamma_{B_k} = 0.1$  et  $\gamma_{D_k} = 1$ . Le nombre maximal d'itérations (MaxIter) est fixé à 5000 itérations.

## 8.2 Résolution des méthodes par AO-ADMM

Pour optimiser le critère (8.8), nous proposons d'utiliser la méthode AO-ADMM [52] développée dans [41]. Cette méthode d'optimisation alternée divise le problème initial (la fonction objectif) en sous-problèmes plus faciles et résout alternativement chaque sous problème en maintenant les autres variables constantes. Elle est très efficace dans la résolution de problèmes d'optimisation s'exprimant comme une somme de fonctions et permet également d'incorporer des contraintes supplémentaires ou des termes de régularisation garantissant une solution stable qui respecte certains critères.

L'initialisation est effectuée de manière aléatoire ; tous les facteurs sont tirés d'une distribution uniforme. Nous n'avons pas rencontré de problèmes de convergence (c'est-à-dire que la répétition de l'optimisation à partir de plusieurs points d'initialisation conduit à des solutions similaires).

Pour résoudre ce critère, on peut le diviser en trois sous-problèmes :

1°) Sous-problème n°1

Ce sous-problème est relatif à l'estimation de la matrice  $\mathbf{A}$  à partir de l'équation suivante

$$\hat{\mathbf{A}} = \arg \min_{\mathbf{A}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T \right\|_F^2 + \gamma_A g_A(\mathbf{A}) + \iota_+(\mathbf{A}) \right\}. \quad (8.11)$$

2°) Sous-problème n°2

Ce sous-problème permet d'estimer  $\{\hat{\mathbf{P}}_k\}_k$  et  $\mathbf{B}^*$  à partir de la fonction ci-dessous

$$\{\hat{\mathbf{P}}_k\}_k, \hat{\mathbf{B}}^* = \arg \min_{\substack{\text{s.t.} \\ \mathbf{P}_k^T \mathbf{P}_k = \mathbf{I}}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \gamma_{B_k} g_{B_k}(\mathbf{B}_k) + \iota_{PF2}(\{\mathbf{B}_k\}_k) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{B}_k) \right\}. \quad (8.12)$$

3°) Sous-problème n°3

Les matrices  $\{\mathbf{D}_k\}_k$  sont estimées en résolvant cette équation

$$\{\hat{\mathbf{D}}_k\}_k = \arg \min_{\{\mathbf{D}_k\}_k} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \gamma_{D_k} g_{D_k}(\mathbf{D}_k) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{D}_k) \right\}. \quad (8.13)$$

### 8.2.1 Estimation des matrices $\mathbf{A}$ par ADMM

L'estimation des matrices  $\mathbf{A}$  tient compte du fait que  $g_A$  est la somme de deux termes : un terme quadratique et un terme non quadratique.

$$g_A(\mathbf{A}) = \underbrace{\text{Tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A})}_{\text{Terme quadratique 1}} + \underbrace{\alpha \|\mathbf{A}\|_{2,1}}_{\text{Terme non quadratique 2}}$$

La résolution de l'équation (8.11) pour la mise à jour de  $\mathbf{A}$  s'est faite en posant d'abord  $\mathbf{\Gamma}_k^T = \mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)$  comme suit

$$\hat{\mathbf{A}} = \arg \min_{\mathbf{A}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \underbrace{\mathbf{D}_k (\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T}_{\mathbf{\Gamma}_k^T} \right\|_F^2 + \gamma_A g_A(\mathbf{A}) + \iota_+(\mathbf{A}) \right\}, \quad (8.14)$$

où la fonction  $\iota_+$ , indicatrice de l'ensemble des nombres réels positifs est définie comme suit

$$\iota_+(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \geq 0 \\ +\infty, & \text{sinon.} \end{cases}$$

Cela revient à résoudre cette équation suivante

$$\mathbf{A}^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{A}} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{\Gamma}_k^{(l)T} \right\|_F^2 + \gamma_A \text{Tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A}) + \frac{\rho_{Z_A}}{2} \left\| \mathbf{A} - \mathbf{Z}_A^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} \right\|_F^2 + \frac{\rho_{Y_A}}{2} \left\| \mathbf{A} - \mathbf{Y}_A^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)} \right\|_F^2, \quad (8.15)$$

où  $\mathbf{Z}_A \in \mathbb{R}^{P \times R}$ ,  $\mathbf{Y}_A \in \mathbb{R}^{P \times R}$  sont des variables auxiliaires;  $\boldsymbol{\mu}_{Y_A} \in \mathbb{R}^{P \times R}$  et  $\boldsymbol{\mu}_{Z_A} \in \mathbb{R}^{P \times R}$  des variables duales.  $\rho_{Y_A}$  et  $\rho_{Z_A}$  des paramètres duaux.

On estime la matrice  $\mathbf{A}$  comme suit

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{A}^{(l+1)}) &= \left( \mathbf{E}_k^{(l)} + \gamma_A (\mathbf{I}_R \otimes \mathbf{L}) + \frac{\rho_{Y_A} + \rho_{Z_A}}{2} \mathbf{I}_{RP} \right)^{-1} \\ &\quad \text{vec} \left( \mathbf{F}_k^{(l)} + \frac{\rho_{Z_A}}{2} (\mathbf{Z}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)}) + \frac{\rho_{Y_A}}{2} (\mathbf{Y}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)}) \right), \end{aligned} \quad (8.16)$$

où  $\mathbf{E}_k^{(l)} = \sum_k (\boldsymbol{\Gamma}_k^{(l)T} \boldsymbol{\Gamma}_k^{(l)}) \otimes (\mathbf{G}_k^T \mathbf{G}_k)$ ,  $\boldsymbol{\Gamma}_k^{(l)} = \mathbf{B}_k^{(l)} \mathbf{D}_k^{(l)}$ ,  $\mathbf{I}_q$  est la matrice identité de taille  $q$ ,  $\otimes$  le produit de Kronecker,  $\mathbf{F}_k^{(l)} = \sum_k \mathbf{G}_k^T \tilde{\mathbf{X}}_k \boldsymbol{\Gamma}_k^{(l)}$  et  $\text{vec}(\cdot)$  l'opérateur de vectorisation (cf. Annexe A.1).

---

**Algorithm 3** : ADMM pour le mode  $\mathbf{A}$

---

**Résultat** :  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{Z}_A$ ,  $\mathbf{Y}_A$ ,  $\mathbf{Z}_A$ ,  $\boldsymbol{\mu}_{Z_A}$ ,  $\boldsymbol{\mu}_{Y_A}$

---

1: **for**  $l \leftarrow 1$  to  $MaxIter$  **do**

2:  $\text{vec}(\mathbf{A}^{(l+1)}) = \left( \mathbf{E}_k^{(l)} + \gamma_A (\mathbf{I}_R \otimes \mathbf{L}) + \frac{\rho_{Y_A} + \rho_{Z_A}}{2} \mathbf{I}_{RP} \right)^{-1} \text{vec} \left( \mathbf{F}_k^{(l)} + \frac{\rho_{Z_A}}{2} (\mathbf{Z}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)}) + \frac{\rho_{Y_A}}{2} (\mathbf{Y}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)}) \right)$

3:  $\mathbf{Z}_A^{(l+1)} = \text{prox}_{\frac{\gamma_A}{\rho_{Z_A}} g_{Z_A}} \left( \mathbf{A}^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} \right)$

4:  $\mathbf{Y}_A^{(l+1)} = \left[ \mathbf{A}^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)} \right]_+$

5:  $\boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} + \mathbf{A}^{(l+1)} - \mathbf{Z}_A^{(l+1)}$

6:  $\boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)} + \mathbf{A}^{(l+1)} - \mathbf{Y}_A^{(l+1)}$

7: **end for**

---

## 8.2.2 Estimation des matrices $\{\mathbf{P}_k\}_k$ , $\mathbf{B}^*$ par ADMM

L'optimisation des différents profils temporels des matrices  $\mathbf{B}_k$  s'est faite par ADMM en résolvant l'équation (8.12). En introduisant les variables auxiliaires  $\mathbf{Z}_{B_k}$ ,  $\mathbf{Y}_{B_k}$  et  $\mathbf{X}_{B_k}$  à cette équation on a

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{B}}_k\}_k, \{\hat{\mathbf{Z}}_{B_k}\}_k, \{\hat{\mathbf{Y}}_{B_k}\}_k, \{\hat{\mathbf{X}}_{B_k}\}_k &= \arg \min_{\mathbf{B}_k = \mathbf{Z}_{B_k}} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \gamma_{B_k} g_{B_k}(\mathbf{Z}_{B_k}) \\ &\text{s.t.} \begin{cases} \mathbf{B}_k = \mathbf{Y}_{B_k} \\ \mathbf{B}_k = \mathbf{X}_{B_k} \end{cases} \\ &\quad + \iota_{PF2}(\mathbf{Y}_{B_k}) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{X}_{B_k}), \end{aligned} \quad (8.17)$$

avec  $\mathbf{A}_k = \mathbf{G}_k \mathbf{A}$ .

Cette optimisation revient à résoudre le problème d'optimisation quadratique défini comme suit

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_k^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{B}_k} & \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k^T - \mathbf{B}_k \mathbf{D}_k^{(l)} \mathbf{A}_k^{(l+1)T} \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k - \mathbf{Z}_{B_k}^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right\|_F^2 \\ & + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{X_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k - \mathbf{X}_{B_k}^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k - \mathbf{Y}_{B_k}^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} \right\|_F^2, \end{aligned} \quad (8.18)$$

dont le minimum (cf. Annexe (A.2)) est égal à

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_k^{(l+1)} = & \left( \left( \tilde{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k^{(l)} \right) + \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{Z}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right) + \frac{\rho_{X_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{X}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} \right) + \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{Y}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} \right) \right) \\ & \times \left( \mathbf{D}_k^{(l)} \mathbf{A}_k^{(l+1)T} \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k^{(l)} + \frac{\rho_{Z_{B_k}} + \rho_{X_{B_k}} + \rho_{Y_{B_k}}}{2} \mathbf{I} \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (8.19)$$

Les différentes mises à jour effectuées pour l'estimation des différents profils temporels  $\mathbf{B}_k$ , sont résumées par l'algorithme 4

---

**Algorithm 4** : ADMM pour le mode **B**

---

**Résultat** :  $\mathbf{B}_k$ ,  $\mathbf{X}_{B_k}$ ,  $\mathbf{Y}_{B_k}$ ,  $\mathbf{Z}_{B_k}$ ,  $\boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}$ ,  $\boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}$ ,  $\boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}$

---

- 1: **for**  $l \leftarrow 1$  to  $MaxIter$  **do**
  - 2:   **for**  $k \leftarrow 1$  to  $K$  **do**
  - 3:      $\mathbf{B}_k^{(l+1)} = \left( \left( \tilde{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k^{(l)} \right) + \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{Z}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right) + \frac{\rho_{X_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{X}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} \right) + \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{Y}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} \right) \right) \times \left( \mathbf{D}_k^{(l)} \mathbf{A}_k^{(l+1)T} \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k^{(l)} + \frac{\rho_{Z_{B_k}} + \rho_{X_{B_k}} + \rho_{Y_{B_k}}}{2} \mathbf{I} \right)^{-1}$
  - 4:      $\mathbf{X}_{B_k}^{(l+1)} = \left[ \mathbf{B}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} \right]_+$
  - 5:      $\mathbf{Z}_{B_k}^{l+1} = prox_{\frac{\gamma_{B_k}}{\rho_{Z_{B_k}}} g_{B_k}} \left( \mathbf{B}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right)$
  - 6:      $\boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} + \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{X}_{B_k}^{(l+1)}$
  - 7:      $\boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} + \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{Y}_{B_k}^{(l+1)}$
  - 8:      $\boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} + \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{Z}_{B_k}^{(l+1)}$
  - 9:   **end for**
  - 10: **end for**
-



### 8.2.3 Estimation des matrices $\mathbf{D}_k$ par ADMM

Soit  $\mathbf{d}_k$  le vecteur des termes diagonaux de  $\mathbf{D}_k$ . Sa mise à jour avec ADMM est la suivante

$$\{\hat{\mathbf{d}}_k\}_k = \arg \min_{\{\mathbf{d}_k\}_k} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \underbrace{\mathbf{G}_k \mathbf{A}}_{\mathbf{A}_k} \mathbf{D}_k \underbrace{(\mathbf{P}_k \mathbf{B}^*)^T}_{\mathbf{B}_k^T} \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{d}_k), \quad (8.20)$$

avec  $\mathbf{d}_k = \text{diag}(\mathbf{D}_k)$  où  $\text{diag}(\cdot)$  est le vecteur des termes diagonaux de la matrice d'entrée.

L'estimation du vecteur  $\mathbf{d}_k$  revient à minimiser l'équation (8.21)

$$\mathbf{d}_k^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{d}_k} \frac{1}{\rho_{D_k}} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^{(l+1)T} \right\|_F^2 + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{d}_k - (\mathbf{z}_{d_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{D_k}^{(l)}) \right\|_F^2, \quad (8.21)$$

avec  $\boldsymbol{\mu}_{D_k}$  la variable duale,  $\rho_{D_k}$  le paramètre dual et  $\mathbf{z}_{d_k}$  la variable auxiliaire.

Ainsi,

$$\forall k, \mathbf{d}_k^{(l+1)} = \left( \frac{\gamma_{D_k} + \rho_{d_k}}{2} \mathbf{I}_R + (\mathbf{A}_k^{(l+1)T} \mathbf{A}_k^{(l+1)}) \odot (\mathbf{B}_k^{(l+1)T} \mathbf{B}_k^{(l+1)}) \right)^{-1} \left( \frac{\rho_{d_k}}{2} (\mathbf{z}_{d_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{d_k}^l) + \text{diag}(\mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^{(l+1)T}) \right), \quad (8.22)$$

où  $\odot$  est le produit de Hadamard (cf. Annexe (A.3)). Les différentes mises à jour liées aux amplitudes sont définies par l'algorithme 5

---

**Algorithm 5** : ADMM pour le mode  $\mathbf{D}$

---

**Result** :  $\underline{\mathbf{d}}_k, \underline{\mathbf{z}}_{d_k}, \underline{\boldsymbol{\mu}}_{D_k}$

1: **for**  $l \leftarrow 1$  to *MaxIter* **do**

2:     **for**  $k \leftarrow 1$  to  $K$  **do**

3:          $\mathbf{d}_k^{(l+1)} = \left( \frac{\gamma_{D_k} + \rho_{d_k}}{2} \mathbf{I} + (\mathbf{A}_k^{(l+1)T} \mathbf{A}_k^{(l+1)}) \odot (\mathbf{B}_k^{(l+1)T} \mathbf{B}_k^{(l+1)}) \right)^{-1} \left( \frac{\rho_{d_k}}{2} (\mathbf{z}_{d_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{D_k}^l) + \text{diag}(\mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^{(l+1)T}) \right)$

4:          $\mathbf{z}_{d_k}^{(l+1)} = \left[ \underline{\mathbf{d}}_k^{(l+1)} + \underline{\boldsymbol{\mu}}_{D_k}^{(l)} \right]_+$

5:          $\boldsymbol{\mu}_{D_k}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{D_k}^{(l)} + \mathbf{d}_k^{(l+1)} - \mathbf{z}_{d_k}^{(l+1)}$

6:     **end for**

7: **end for**

---

Le temps de calcul était assez élevé au cours de ces différentes optimisations. Pour notre approche mod.PF2, il était d'environ  $7min$  par sujet pour les mélanges réels contre  $6min$   $50s$  pour les mélanges artificiels. S'agissant de la méthode PF2, son temps de calcul était approximativement égal à  $6min$  pour les mélanges réels et pour les mélanges artificiels. Ces temps de calculs varient en fonction des différentes tâches exécutées par le PC au cours de l'exécution du programme d'optimisation et des caractéristiques du PC. Nous avons utilisé un laptop DELL dont les caractéristiques sont les suivantes : Processeur : Intel(R) Core (TM)  $i7-10610U$  CPU @ 1.80 GHz 2.30 GHz Mémoire RAM installée : 32,0 Go (31,7 Go utilisable) Type du système Système d'exploitation 64 bits, processeur x64. Nous avons également utilisé une version de Matlab 2018b. Nos tenseurs contenaient en moyenne 12 essais de signaux sEMG, échantillonnés à 2048Hz, avec une durée d'environ 60s par essai.

### 8.3 Résultats et discussion

Nous présentons dans cette partie les critères quantitatifs de séparation et les résultats obtenus à partir des méthodes proposées sur les mélanges artificiels et réels.

#### 8.3.1 Critères quantitatifs de séparation

La qualité de séparation a été évaluée en calculant l'erreur relative entre les composantes estimées et les signaux de référence de chaque doigt. Cette erreur permet de quantifier l'exactitude de la séparation entre les signaux estimés obtenus et les signaux de référence. Elle est obtenue comme suit

$$\theta_k^{(j)} = \frac{\|\hat{\mathbf{S}}_k^{(j)} - \mathbf{S}_k^{(j)}\|_F^2}{\|\mathbf{S}_k^{(j)}\|_F^2}, \quad (8.23)$$

avec  $j = \text{index ou petit doigt}$  et  $\hat{\mathbf{S}}_k^{(j)} \in \mathbb{R}_+^{P \times N_k}$  (resp.  $\mathbf{S}_k^{(j)} \in \mathbb{R}_+^{P \times N_k}$ ) étant le profil de puissance estimé (resp. de référence) où  $P$  représente le nombre de capteurs et  $N_k$  le nombre d'échantillons du  $k^{\text{ème}}$  essai. Plus cette mesure est faible, meilleure est la performance.

Avant de procéder à l'estimation des différents profils de puissance  $\hat{\mathbf{S}}_k^{(j)} \in \mathbb{R}_+^{P \times N_k}$  ayant servi au calcul de l'erreur (8.23) ci-dessus, nous avons effectué une sélection des composantes relatives à chaque doigt  $j$  parmi les  $R = 8$  composantes estimées. Ainsi, pour chacune des  $R = 8$  composantes estimées, nous avons calculé les profils moyens de puissance correspondants. Ensuite, nous avons estimé le coefficient de corrélation (8.24) entre le profil moyen de puissance de chacune des 8 composantes estimées et le profil moyen de puissance de référence  $\mathbf{S}_k^{(j)} \in \mathbb{R}_+^{P \times N_k}$  de l'index (resp. petit doigt).

$$\text{corrTm}p_k^{(j)} = \left| \text{corrcoef}(\text{mean}(\tilde{\mathbf{S}}_k), \text{mean}(\mathbf{S}_k^{(j)})) \right|, \quad (8.24)$$

avec  $j = \text{index ou petit doigt}$  et  $\tilde{\mathbf{S}}_k \in \mathbb{R}_+^{P \times N_k}$  le profil de puissance estimé par composante,  $\mathbf{S}_k^{(j)} \in \mathbb{R}_+^{P \times N_k}$  le profil de puissance de référence où  $P$  représente le nombre de capteurs et  $N_k$  le nombre d'échantillons du  $k^{\text{ème}}$  essai. *corrcoef* est une fonction matlab qui calcule le coefficient de corrélation entre deux variables et la fonction *mean* calcule les moyennes temporelles des différents profils de puissance. Ces moyennes sont calculées suivant les  $P$  lignes. Lorsque ce coefficient est supérieur ou égal à un seuil fixé à 0.7, nous attribuons cette composante à l'index (resp. petit doigt).

Dans la section suivante, nous allons comparer les résultats de nos méthodes basées sur la décomposition tensorielle non-négative de type PARAFAC2 (NN-PARAFAC2) [40],[41] avec ceux obtenus à partir de la factorisation en matrice non-négative (NMF) [31], basée également sur l'hypothèse de non-négativité des données. Ensuite, nous allons évaluer la performance de la méthode proposée NN-PARAFAC2 contrainte ("mod.PF2"), de NN-PARAFAC2 ("PF2") et de la factorisation matricielle non-négative ("NMF") pour la séparation des signaux d'électromyogramme de surface sur des mélanges artificiels à partir de l'équation (8.23). Enfin, les résultats de séparation obtenus sur les mélanges réels seront également présentés.

### 8.3.2 Illustration sur les mélanges artificiels

Nous avons testé ces trois méthodes sur un ensemble de mélanges artificiels décrits au chapitre 6. Ces mélanges artificiels sont obtenus à partir de l'équation (6.1) puis, leurs différents profils de puissance (8.2) ont été calculés avant d'être rassemblés pour créer le tenseur d'observations.

#### NMF

Nous avons utilisé la factorisation en matrices non négatives (NMF) pour estimer un ensemble de 8 composantes temporelles et spatiales ( $R = 8$ ). Cette factorisation s'est faite à partir des profils de puissance de mélanges artificiels des signaux de l'index et du petit doigt d'un même sujet. Nous présentons les résultats obtenus à partir de deux mélanges artificiels créés à titre d'exemple.

La figure 8.3 nous présente les 8 profils temporels estimés à partir du premier mélange artificiel. Nous affichons également les profils de position de chaque doigt obtenus par les caméras. Parmi les 8 composantes estimées, certaines sont clairement liées à chaque doigt en particulier : les composantes 1 et 2 à l'index et la composante 3 au petit doigt, comme le confirment les données de la caméra. Ces données de la caméra montrent que l'index est bien en extension entre 5s et 35s et le petit doigt entre 10 et 40 secondes. Cependant, les composantes 4, 5, 6 7 et 8 sont encore des mélanges. Elles sont actives quand les deux doigts sont en extension entre 5 et 40 secondes. La séparation n'a donc pas été optimale, car les composantes identifiées relatives à chaque doigt ne contiennent pas toutes les informations pour expliquer leur activité respective.

Les profils spatiaux associés sont présentés à la figure 8.4. Les composantes spatiales 1 et 2, montrent que la zone d'activation du muscle de l'index est à gauche. Cependant, le petit doigt est actif à gauche et au coeur de la matrice comme le montre composante 3.

Les profils temporels et spatiaux (Fig. 8.5) & (Fig. 8.6) estimés à partir du second mélange du même sujet, montrent que la composante 3 est liée à l'index et la composante 5 au petit doigt. Leurs composantes temporelles sont respectivement actives entre 5s et 35s et entre 10s et 40s. Par contre, les autres composantes (1, 2, 4 et 8) (Fig. 8.5) sont encore des mélanges. Elles sont actives quand les deux doigts sont en extension entre 5 et 40 secondes. Le crosstalk n'est donc pas séparé.

En conclusion, bien que certaines composantes soient clairement liées à un seul doigt, ce n'est pas le cas de toutes les composantes. La NMF nécessite plusieurs composantes par doigt. De plus, bien que la position de la matrice est restée fixe d'un essai à un autre, on remarque que la décomposition estime des matrices  $\mathbf{A}_k$  non identiques. D'un point de vue physiologique, il est inconcevable que la carte spatiale puisse varier d'un essai à un autre pour un même sujet au cours d'une tâche similaire.

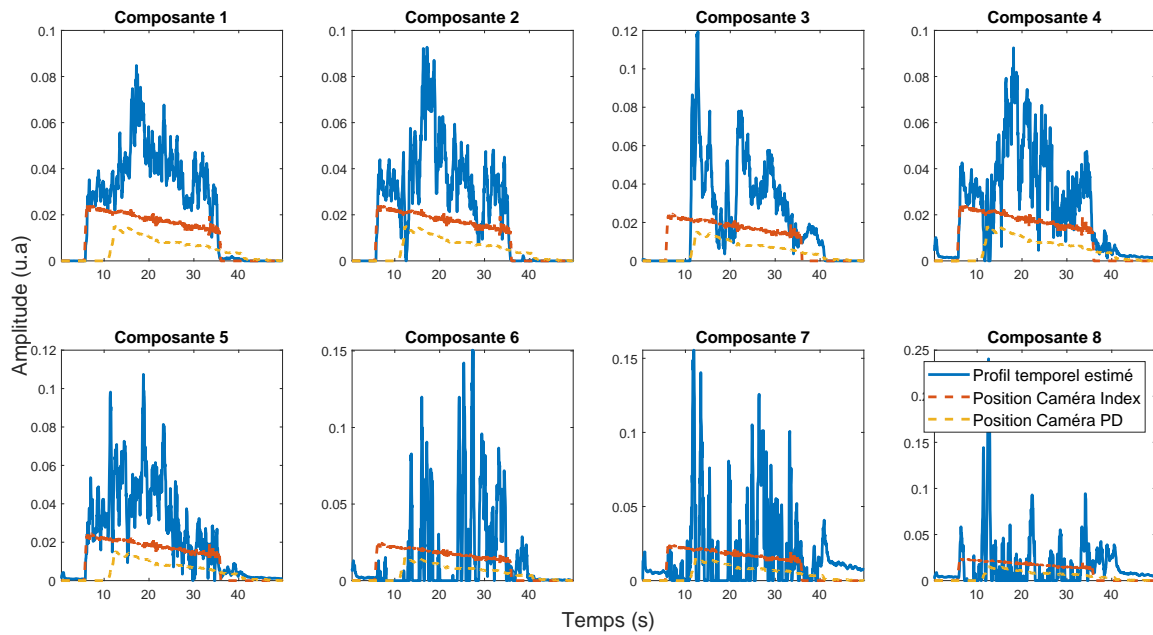


FIGURE 8.3 – Estimation des composantes temporelles de l'index et du petit doigt à partir du premier mélange artificiel en utilisant la NMF. (— profil temporel des doigts, - - position de l'index capturée par la caméra, - - position du petit doigt capturée par la caméra).

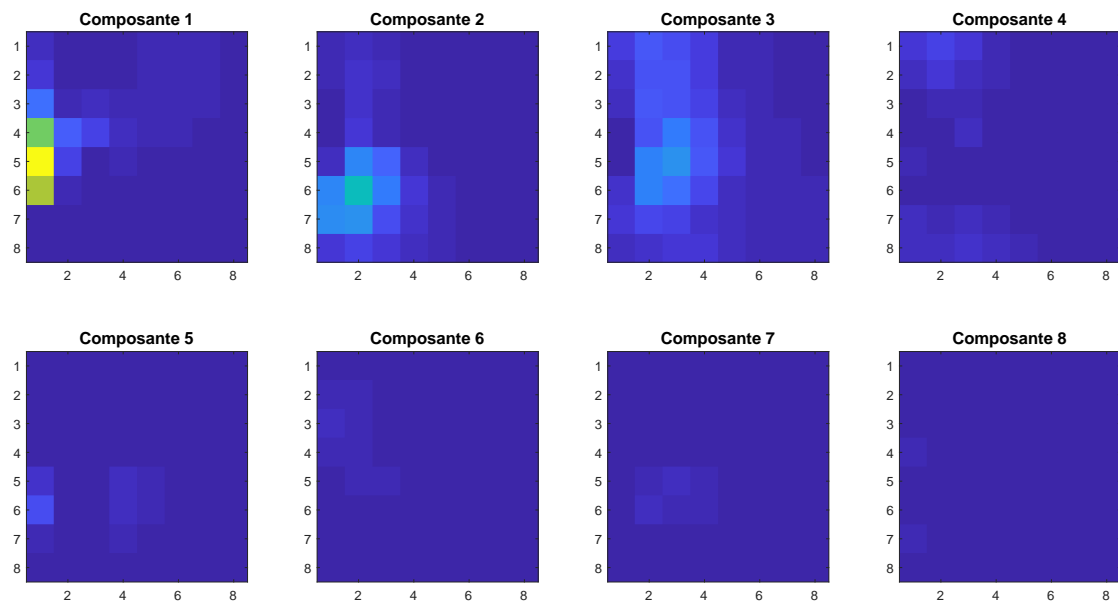


FIGURE 8.4 – Estimation des profils spatiaux par la méthode NMF appliquée au premier mélange artificiel. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

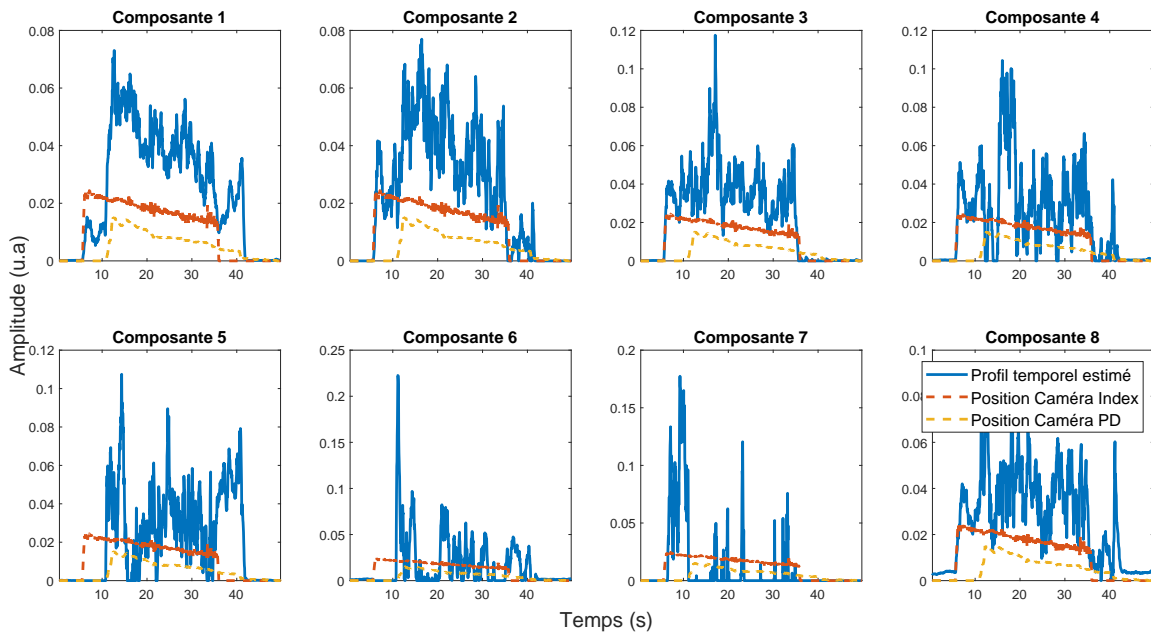


FIGURE 8.5 – Estimation des composantes temporelles de l'index et du petit doigt à partir du second mélange artificiel en utilisant la NMF. (— profil temporel des doigts, - - position de l'index capturée par la caméra, - - position du petit doigt capturée par la caméra).

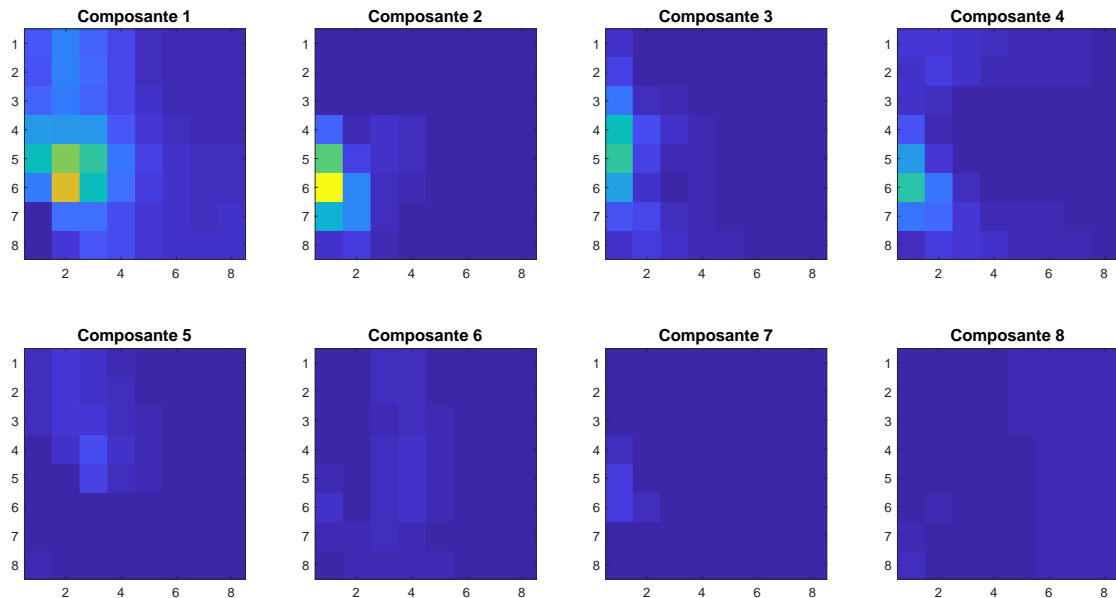


FIGURE 8.6 – Profils spatiaux estimés par la méthode NMF appliquée au second mélange artificiel. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

## NN-PARAFAC2

Pour réaliser cette décomposition, nous avons construit un tenseur constitué de  $K = 12$  essais au total comprenant : 3 essais des profils de puissance de l'index, 3 essais pour le petit doigt. A cela s'ajoute les 3 essais des profils de puissance du mélange artificiel index plus petit doigt où l'index est en extension entre 5s et 35s et le petit doigt actif entre 10s et 40s. Les trois derniers essais correspondent également à des profils de puissance de mélanges artificiels du petit doigt actif entre 5s et 35s et de l'index actif entre 10s et 40s.

Au total  $R = 8$  composantes ont été estimées. Nous présentons les résultats obtenus pour un essai en particulier de l'index, du petit doigt et pour les deux cas de mélanges artificiels. La figure 8.7 présente les 8 cartes spatiales estimées. Elles fournissent des informations sur les zones d'activations des deux muscles lors des différentes extensions des doigts.

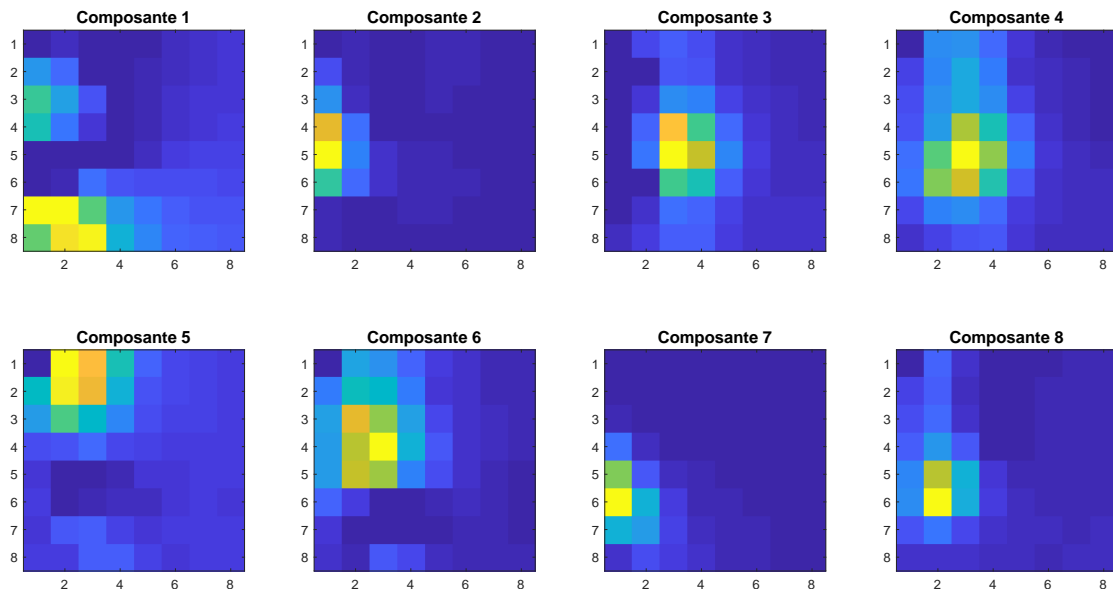


FIGURE 8.7 – Profils spatiaux estimés par la méthode NN-PARAFAC2 appliquée au tenseur contenant les profils de puissance des signaux de chaque muscle en extension individuelle et ceux des mélanges artificiels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

En ce qui concerne la figure 8.8, elle illustre les amplitudes des différentes composantes en fonction de chaque essai. Cette figure nous montre à priori les composantes nécessaires pour expliquer les données. Par exemple, si nous examinons les amplitudes des composantes 2 et 7, nous constatons que les valeurs des amplitudes relatives aux essais du petit doigt seul sont pratiquement nulles. Cela implique que ces deux composantes sont probablement liées à l'index car les contributions de ces composantes sont négligeables lors des essais ne contenant que des extensions du petit doigt. En revanche, les amplitudes des composantes 3, 4, 5, 6 et

8 indiquent que ces composantes devraient être associées au petit doigt car les valeurs des amplitudes associées à l'index sont nulles (Fig. 8.8).

Notre objectif principal est de parvenir à une identification optimale des composantes qui expliquent au mieux les données afin de trouver celles associées à chaque doigt. Ainsi, nous avons calculé la contribution de la  $r^{\text{ième}}$  composante estimée pour le  $k^{\text{ième}}$  essai définie par

$$CTR(r, k) = \frac{\left\| \mathbf{a}_r d_{r,k} \mathbf{b}_{r,k}^T \right\|_F^2}{\left\| \mathbf{X}_k \right\|_F^2}, \quad (8.25)$$

avec  $\mathbf{a}_r$  une colonne associée à la matrice des composantes spatiales  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{b}_{r,k}$  la  $r^{\text{ième}}$  colonne de la matrice des profils temporels  $\mathbf{B}_k$ , avec  $k$  le numéro de l'essai ( $1 \leq k \leq K$ ),  $r$  est le numéro de la composante ( $1 \leq r \leq R$ ) et  $d_{r,k}$  l'amplitude associée.

La figure 8.9 présente les contributions individuelles de chaque composante par essai. Lorsqu'on examine les essais de l'index, il est clair que les composantes 2 et 7 sont essentielles pour estimer efficacement les profils de puissance ou niveau d'activation de l'index. Cela est corroboré par les contributions élevées de ces composantes pour les essais de l'index. Cette contribution  $CTR = 0.17$  pour la composante 2 et 0.40 pour la composante 7 en considérant par exemple l'essai 1 de l'index. De même, quand on considère les essais du petit doigt, les contributions mettent en évidence les composantes 3, 4, 5, 6 et 8 pour expliquer les données liées au muscle du petit doigt. En considérant l'essai 1 du petit doigt, la contribution de ces composantes sélectionnées est respectivement égale à 0.06, 0.17, 0.02, 0.03 et 0.11. Enfin, de l'analyse des contributions des composantes dans les deux types de mélanges artificiels créés, on déduit que les composantes 2 et 7 sont principalement associées à l'index, tandis que les composantes 3, 4 et 8 présentent les contributions les plus significatives pour le petit doigt. De façon générale, les composantes liées à l'index ont une intensité beaucoup plus grande que celles liées au petit doigt. De plus, la composante 1 n'a jamais été utilisée dans l'ensemble pour l'explication des données.

La contribution globale des différentes composantes sélectionnées est définie par l'équation (8.26).

$$CTR_{\text{globale}}(\mathcal{R}, k) = \frac{\left\| \sum_{r \in \mathcal{R}} \mathbf{a}_r d_{r,k} \mathbf{b}_{r,k}^T \right\|_F^2}{\left\| \mathbf{X}_k \right\|_F^2}, \quad (8.26)$$

avec  $\mathbf{a}_r$  une colonne associée à la matrice des composantes spatiales  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{b}_{r,k}$  la  $r^{\text{ième}}$  colonne de la matrice des profils temporels  $\mathbf{B}_k$ , avec  $k$  le numéro de l'essai ( $1 \leq k \leq K$ ),  $r$  est le numéro de la composante sélectionnée ( $r \in \mathcal{R}$ ) où  $\mathcal{R}$  l'ensemble des composantes sélectionnées et  $d_{r,k}$  l'amplitude associée.



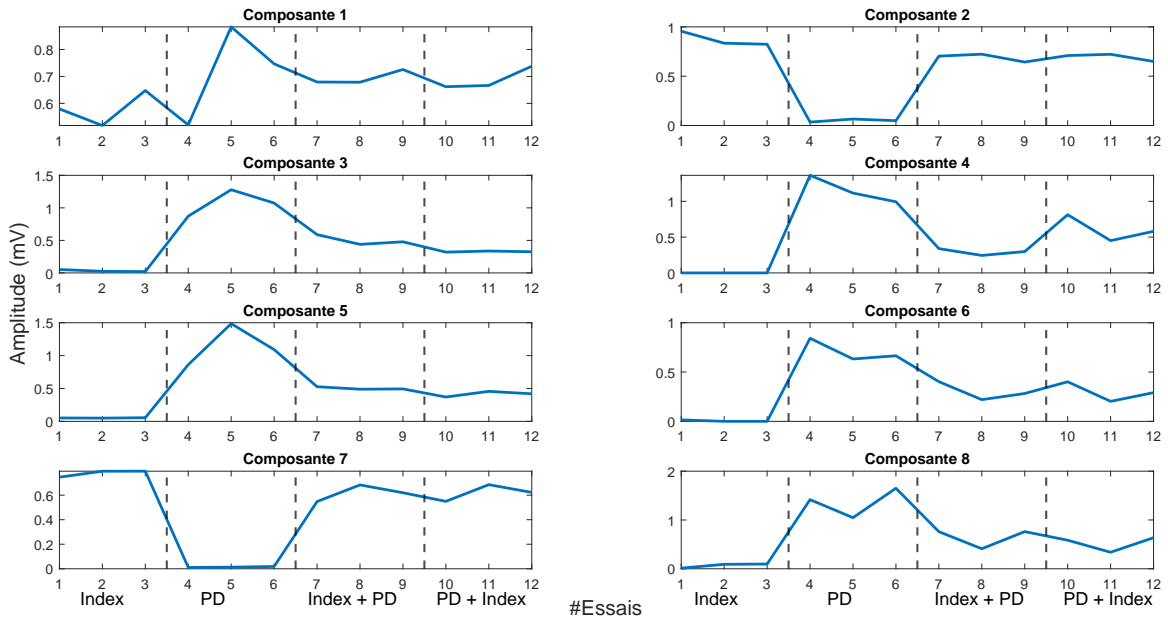


FIGURE 8.8 – Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l’index, du petit doigt et ceux des deux types des mélanges artificiels (I+PD, PD+I).

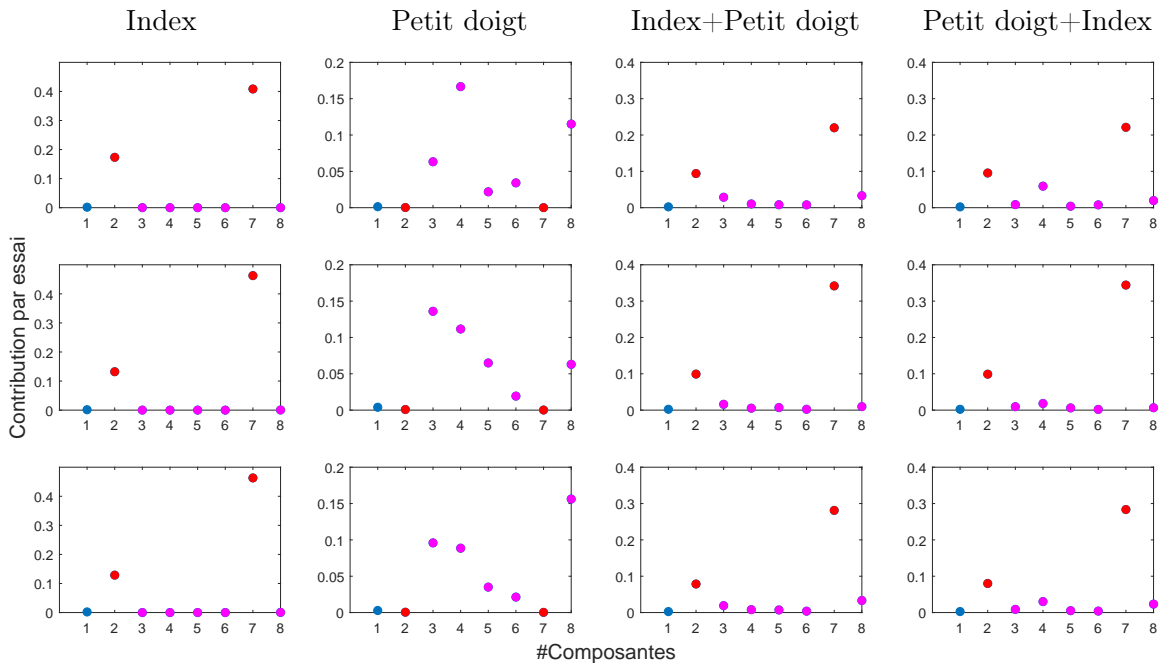


FIGURE 8.9 – Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l’index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges artificiels (I+PD, PD+I).

- : contribution des composantes liées à l’index.
- : contribution des composantes liées au petit doigt.
- : contribution de la composante liée au bruit.

Les contributions globales des composantes sélectionnées 2 et 7 pour chaque essai de l'index sont présentées à la figure 8.10A. Pour le premier essai, elle s'élève à  $CTR_{globale} = 0.96$ , à  $CTR_{globale} = 0.95$  pour le second essai et à  $CTR_{globale} = 0.94$  pour le troisième essai. Les deux composantes sélectionnées expliquent environ 95% des données de l'index au cours de son extension individuelle.

Quant au petit doigt, les composantes sélectionnées (3, 4, 5, 6, et 8) ont une contribution globale  $CTR_{globale} = 0.96$  pour le premier essai,  $CTR_{globale} = 0.93$  pour le second essai et  $CTR_{globale} = 0.94$  pour le troisième essai (Fig. 8.10B). Ces 5 composantes expliquent à peu près 94% des données du petit doigt au cours de son extension individuelle.

Nous présentons à la figure 8.10C les contributions globales liées aux 2 composantes sélectionnées (2 et 7) de l'index et aux 5 composantes sélectionnées (3, 4, 5, 6, et 8) du petit doigt dans les trois essais de mélanges artificiels index plus petit doigt. Dans le premier essai, les composantes de l'index contribuent de manière significative avec un  $CTR_{globale} = 0.52$  tandis que les composantes du petit doigt de manière moins significative avec une contribution globale  $CTR_{globale} = 0.21$ . Par conséquent, dans cet essai, les composantes de l'index expliquent 52% des données, contre 21% pour le petit doigt. La somme de ces deux contributions globales donne 73% contre une contribution de 96% obtenue à la figure 8.10D. En effet, cette figure 8.10D nous présente les contributions globales obtenues à partir de toutes les composantes sélectionnées sur les 8 estimées pour chaque essai. Il s'agit de la contribution globale de l'ensemble des composantes (2 et 7) de l'index et des cinq composantes (3, 4, 5, 6, et 8) du petit doigt. On remarque un écart de 23% qui ne pourrait pas être associé à la contribution de la composante 1 puisqu'elle est négligeable sur l'ensemble des essais (Fig. 8.9). Cette différence montre que les composantes ne sont pas orthogonales entre elles. Lors du deuxième essai, les composantes de l'index jouent un rôle plus prépondérant, contribuant à hauteur de 72% ( $CTR_{globale} = 0.72$ ) tandis que les composantes du petit doigt contribuent seulement à 9% ( $CTR_{globale} = 0,09$ ). La somme de ces deux contributions globales donne 81% contre 96% obtenu à la figure 8.10D. On obtient une différence de 15% pour les mêmes raisons évoquées précédemment, les composantes sont non orthogonales. Enfin, lors du troisième essai, nous observons une contribution globale d'environ 57% ( $CTR_{globale} = 0,57$ ) pour l'index et de 16% ( $CTR_{globale} = 0,16$ ) pour le petit doigt. Somme toute, les composantes de l'index ont une influence beaucoup plus importante que celle du petit doigt dans l'explication des données. Les conclusions restent les mêmes quand on compare la somme des contributions globales qui s'élève à 73% avec celle obtenue à la figure 8.10D qui est de 96%.

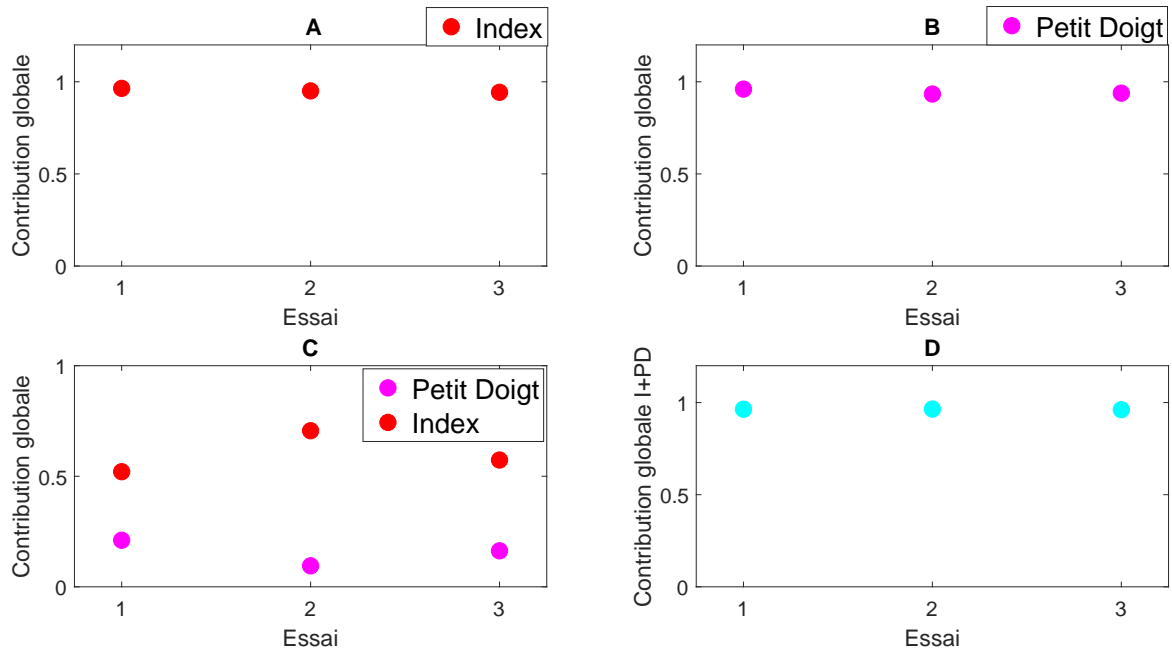


FIGURE 8.10 – Contribution globale des composantes sélectionnées par essai pour chacun des doigts (index ou petit doigt).

A) Contribution globale (8.25) des différentes composantes sélectionnées de l'index parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais de la contraction individuelle de l'index.

B) Contribution globale (8.25) des différentes composantes sélectionnées du petit doigt parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais de la contraction individuelle du petit doigt.

C) Contribution globale (8.25) des différentes composantes sélectionnées par doigt parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais des mélanges artificiels index plus petit doigt.

D) Contribution globale de l'ensemble des composantes sélectionnées (8.26) de l'index et du petit doigt parmi les  $R = 8$  composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour les essais des mélanges artificiels index plus petit doigt.

• : contribution globale des composantes liées à l'index.

• : contribution globale des composantes liées au petit doigt.

• contribution globale de l'ensemble des composantes sélectionnées de l'index et du petit doigt.

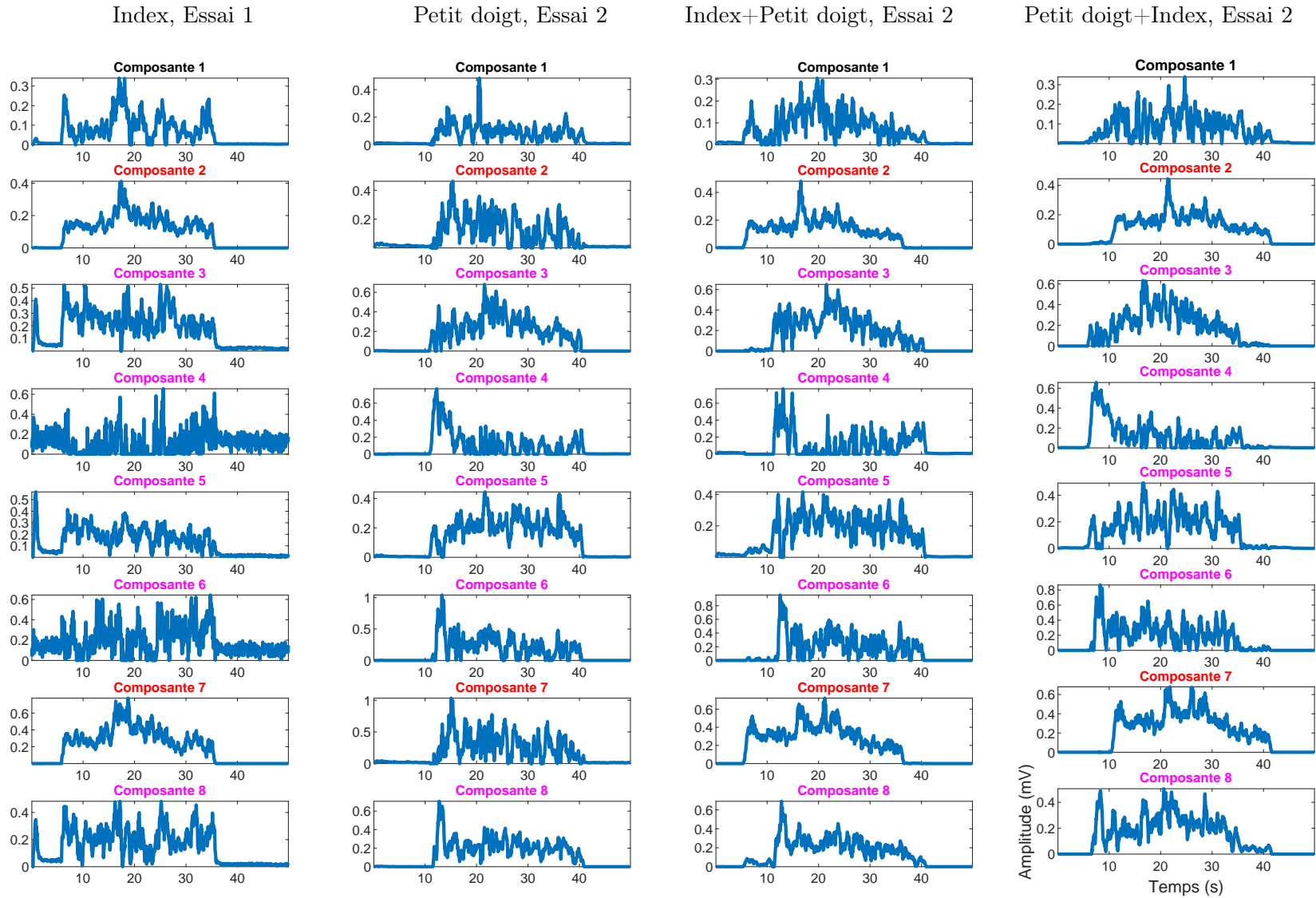


FIGURE 8.11 – Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et à ceux des mélanges artificiels. (– Profils temporels de l’index, – profils temporels du petit doigt).

Les profils temporels (Fig. 8.11) correspondants aux composantes 2 et 7 sont en adéquation avec notre protocole avec une activité marquée entre 5 et 35 secondes, période correspondant à l'extension individuelle de l'index au cours des acquisitions. En ce qui concerne les profils temporels 3, 4, 5, 6 et 8 associés au petit doigt durant son extension individuelle, ils montrent une activité entre 10 et 40 secondes, ce qui est conforme au protocole expérimental. Lorsqu'on considère les mélanges artificiels petit doigt plus index, les périodes d'activation des composantes de l'index sont entre 10 et 40 secondes et celles relatives au petit doigt sont entre 5 et 35 secondes. On remarque également les trois phases au niveau de ces profils temporels sélectionnés conformément à notre protocole : repos, niveau de force 1, niveau de force 2, niveau de force 1, repos pour chaque doigt.

A partir de ces différentes composantes identifiées, nous avons estimé les profils de puissance moyens de l'index et celui du petit doigt ce qui nous donne une idée du niveau d'activation de ces différents muscles. La figure 8.12 présente les résultats de séparation obtenus sur ces mélanges artificiels en utilisant la méthode PF2.

À gauche de la figure 8.12, il est possible de voir l'estimation des profils moyens de puissance de chaque muscle représentés en rouge et la position des doigts capturée par la caméra est en bleu. Ces graphiques montrent que le profil moyen de puissance de l'index est bien estimé, car les données position de la caméra montrent que la période d'activation du muscle est bien conforme aux périodes où le doigt était en extension entre 5 et 35 secondes. De plus, les phases de changement de niveau de force entre le niveau 1 et le niveau 2 et vice versa sont bien identifiées. La première phase est comprise entre 5s et 15s, la deuxième phase entre 15s et 25s, avant de revenir au premier niveau de force entre 25s et 35s. Les mêmes conclusions s'appliquent au profil moyen de puissance estimé du petit doigt qui était en extension entre 10 et 40 secondes cependant les phases de changement de niveau sont différentes. Pour ce doigt, la première phase est comprise entre 10s et 20s, la deuxième phase entre 20s et 30s, avant de revenir au premier niveau de force entre 30s et 40s. S'agissant des cartes spatiales estimées (Fig. 8.7), nous avons représenté les deux composantes spatiales liées à l'index (composantes 2 et 7) ainsi que les 5 composantes spatiales (composantes 3, 4, 5, 6 et 8) associées au petit doigt (Fig. 8.12). Ces cartes spatiales illustrent les différentes zones d'activation de chaque muscle. On observe une répartition de l'activité musculaire entre les différentes cartes spatiales associées à chaque doigt.

Enfin, contrairement à la factorisation en matrice non négative, la méthode NN-PARAFAC2 ("PF2") appliquée aux mélanges artificiels nous permet de séparer l'activité liée à chaque muscle avec une décomposition qui permet d'obtenir les profils spatiaux  $\mathbf{A}$  identiques d'un essai à l'autre pour un même sujet.

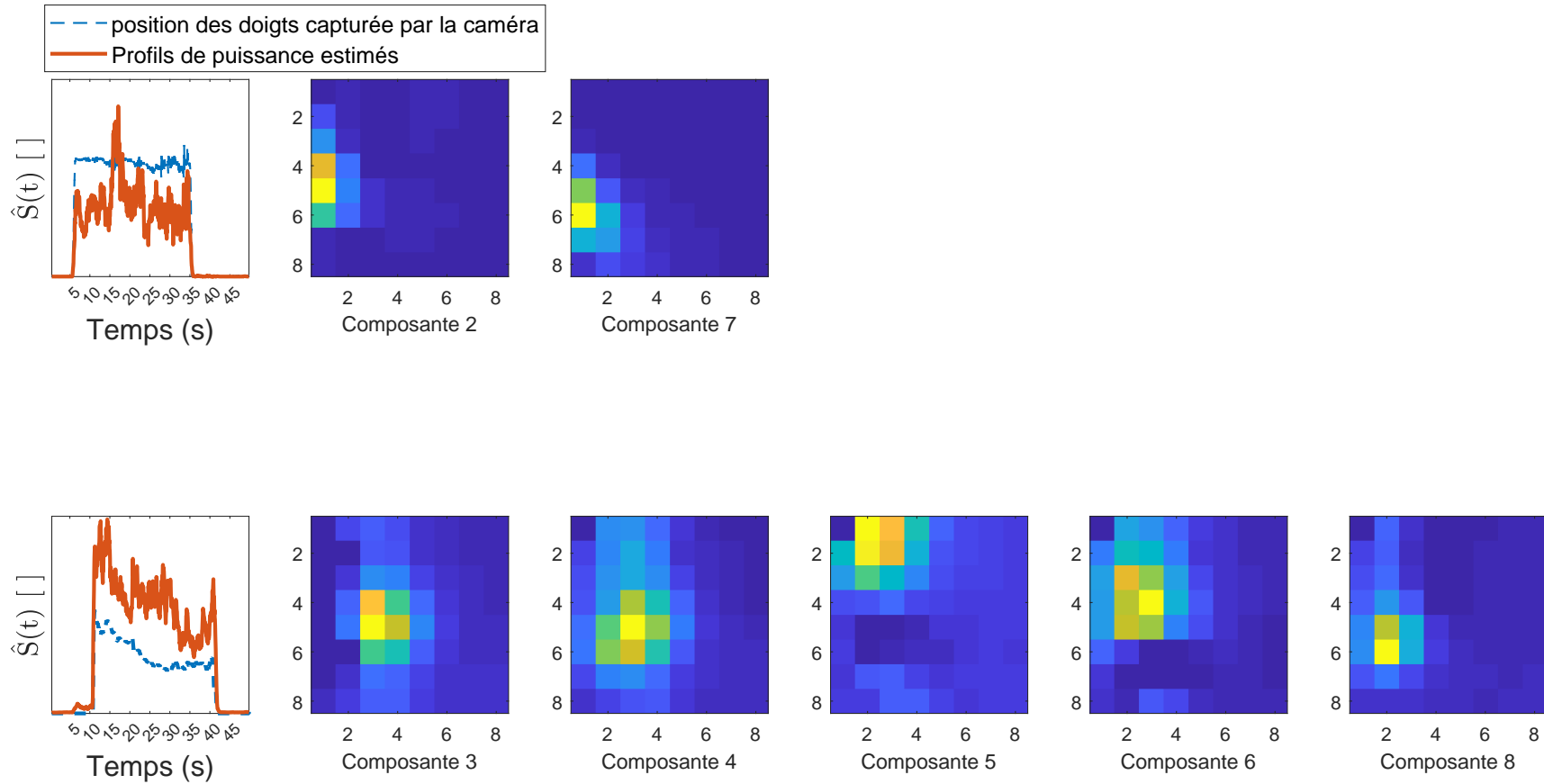


FIGURE 8.12 – Séparation à partir de mélanges artificiels par PARAFAC2. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, — position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

## PARAFAC2 contrainte

Nous avons également appliqué notre approche NN-PARAFAC2 contrainte, que nous appelons "mod.PF2", sur les profils de puissance de mélanges artificiels des signaux de l'index et du petit doigt, ainsi que sur les profils de puissance de ces deux doigts pris individuellement comme cela a été fait précédemment.

Les figures 8.13, 8.14, 8.15 & 8.16 montrent respectivement les différentes cartes spatiales estimées, les différentes valeurs d'amplitude estimées associées à toutes les composantes par essai, la contribution des différentes composantes par essai obtenue après NN-PARAFAC2 contrainte et les profils temporels estimés pour un essai en particulier par tâche.

Parmi les 8 cartes spatiales présentées à la figure 8.13, deux d'entre elles, à savoir les cartes spatiales 3 et 5, sont clairement identifiables avec une présence de l'activité musculaire. Les 6 autres cartes spatiales, en revanche, sont considérées comme du bruit, car ne contenant pas d'informations pertinentes. Cette distinction découle de l'application du principe de parcimonie, tel qu'évoqué dans le paragraphe 8.1.3.1. La parcimonie a pour conséquence de sélectionner les éléments les plus pertinents parmi un certain nombre de données.

Les amplitudes estimées pour chacune des composantes en fonction des différents essais, illustrées à la figure 8.14, montrent que la composante 3 est liée au petit doigt car les amplitudes des 3 essais liés à l'index sont nulles au niveau de cette composante et la composante 5 à l'index puisque les amplitudes des 3 composantes liées au petit doigt sont nulles ou négligeables au niveau de cette composante 5. Afin de connaître les contributions des autres composantes estimées par essai, elles ont été calculées et sont présentées à la figure 8.15. Les résultats de la figure 8.15 confirment qu'une seule composante par doigt est nécessaire pour expliquer les données. La composante 3 est effectivement associée au petit doigt, tandis que la composante 5 à l'index. Ces deux composantes ont une valeur  $CTR = 1$ , ce qui permet d'estimer parfaitement l'activité musculaire de chaque doigt. Elles se distinguent parmi les  $R$  composantes estimées, sans aucune ambiguïté comme cela s'observe au niveau des profils temporels estimés (Fig. 8.16) ainsi qu'au niveau des amplitudes estimées (Fig. 8.14).

La figure 8.16 illustre les profils temporels estimés pour les différents essais distincts : ceux relatifs à l'index, au petit doigt, ainsi que les essais réalisés avec les mélanges artificiels créés. Parmi les 8 composantes temporelles estimées, il est notable que la méthode parvient à estimer une composante temporelle par tâche, à savoir un profil temporel associé à l'extension de l'index et un autre à l'extension du petit doigt. Sur cette figure, nous connaissons a priori la composante temporelle liée à chaque doigt en se basant sur la plage temporelle d'activation de chaque muscle.

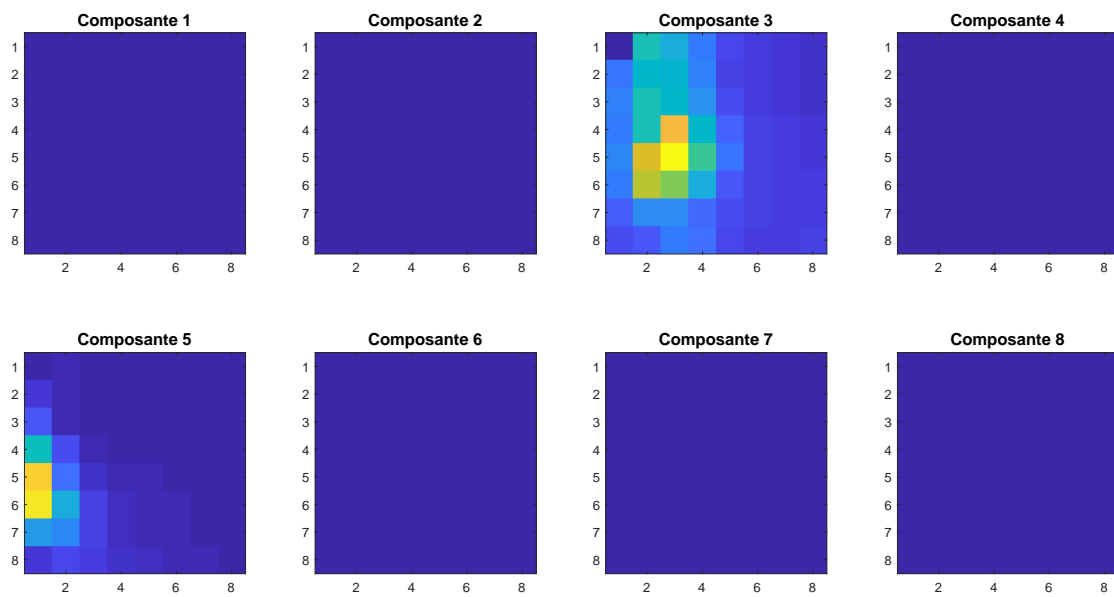


FIGURE 8.13 – Profils spatiaux estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée au tenseur contenant les profils de puissance des signaux de chaque muscle en extension individuelle et ceux des mélanges artificiels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.



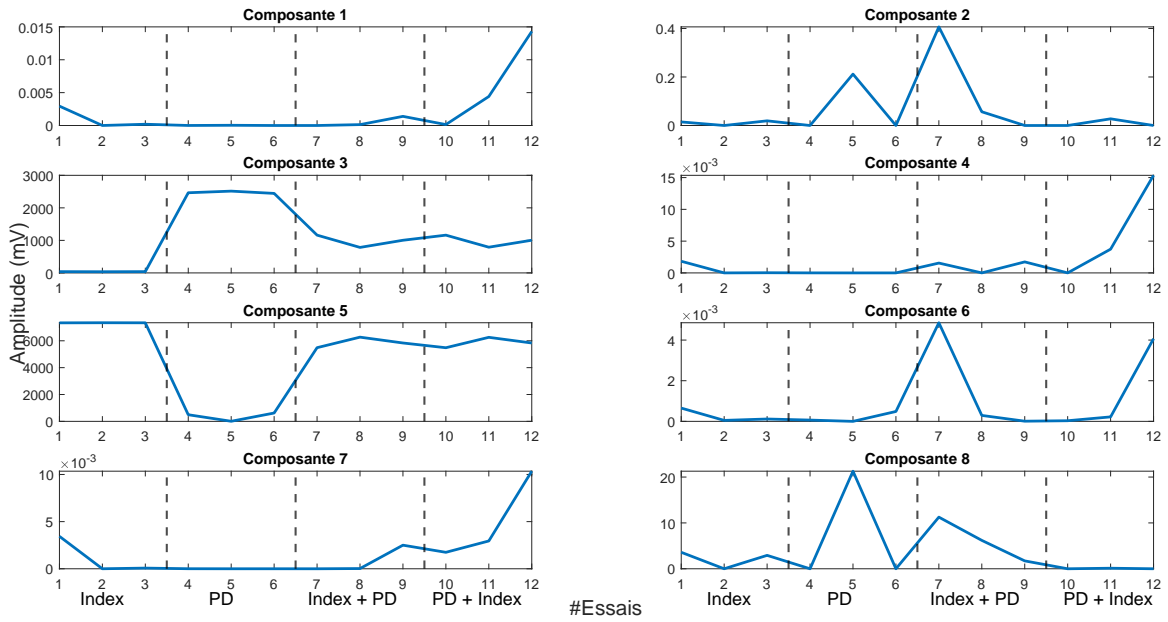


FIGURE 8.14 – Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 contrainte pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l’index, du petit doigt et ceux des deux types des mélanges artificiels (I+PD, PD+I).

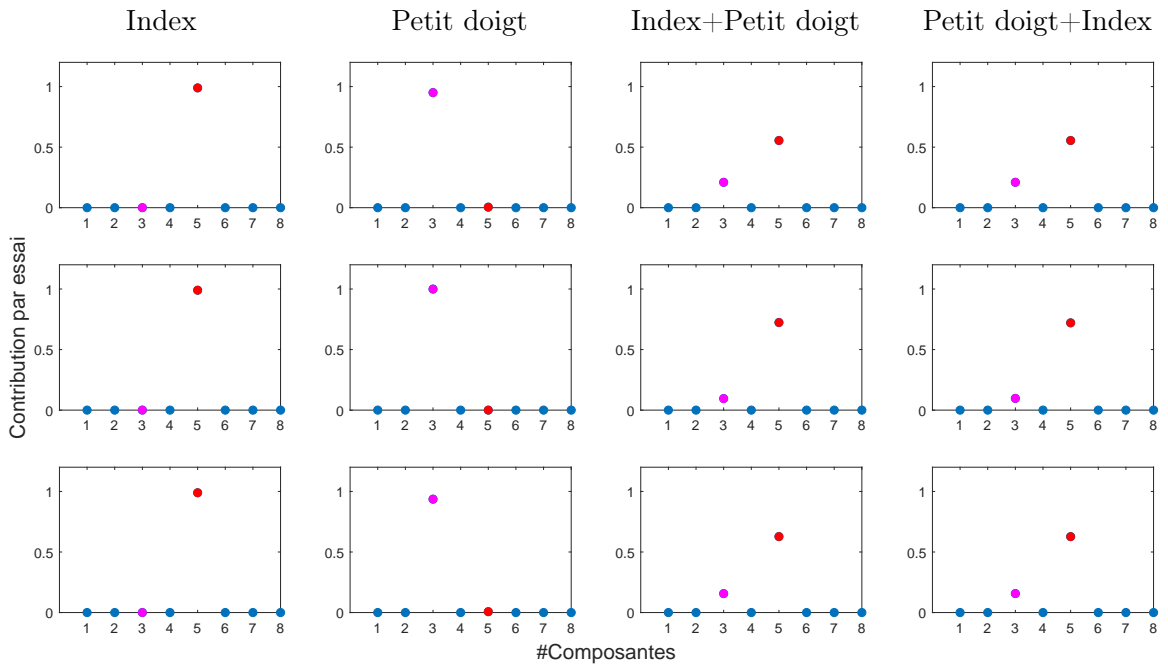


FIGURE 8.15 – Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 contrainte pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l’index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges artificiels.

- : contribution de la composante liée à l’index.
- : contribution de la composante liée au petit doigt.
- : contribution des composantes liées au bruit.

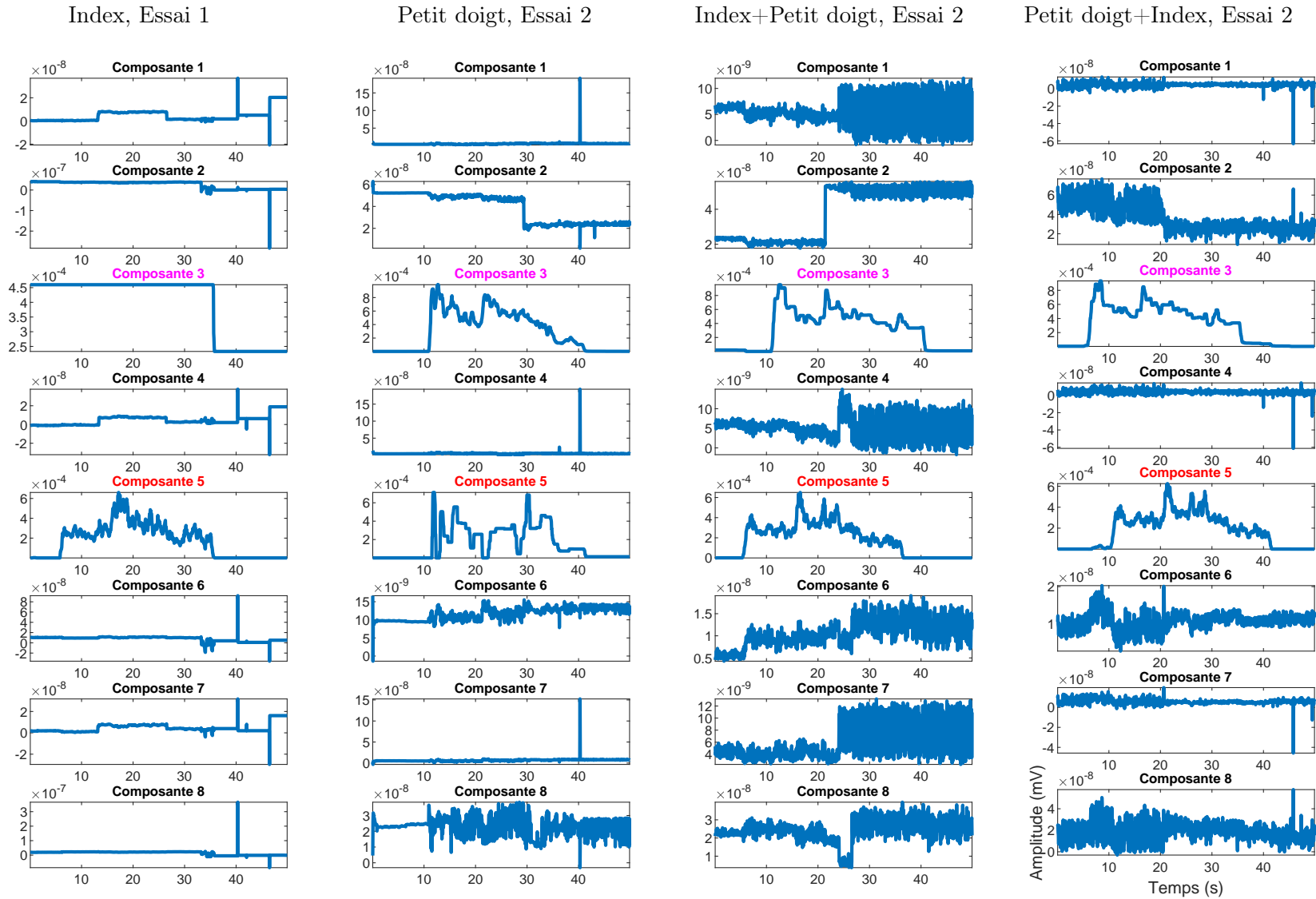


FIGURE 8.16 – Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et à ceux des mélanges artificiels. (— Profils temporels de l’index, — profils temporels du petit doigt).

En utilisant les composantes sélectionnées, nous avons estimé les profils de puissance spécifiques à chaque doigt (Fig. 8.17). À gauche de la figure, nous observons l'estimation des profils moyens de puissance de chaque doigt à partir de l'essai 3 du mélange artificiel index plus petit doigt, (ligne rouge) et la ligne bleue indiquant la position des doigts capturée par la caméra. Ces profils de puissance s'accordent parfaitement avec notre protocole. On constate que l'index est actif entre 5s et 35s et le petit doigt entre 10s et 40s. Les cartes spatiales associées à chaque muscle sont présentées et leurs zones d'activations identifiées.

La figure 8.18 présente les composantes spatiales estimées par les deux méthodes (PF2 et mod.PF2), ainsi que les profils de puissance estimés qui se révèlent pratiquement identiques pour les deux approches. Les résultats de séparation obtenus grâce à notre approche sont quasiment identiques à ceux obtenus avec la méthode NN-PARAFAC2. Cependant, il est important de noter que notre approche requiert une composante par doigt et une concentration plus marquée de l'activité musculaire dans une zone précise du muscle. En comparaison, avec la méthode NN-PARAFAC2, l'activité musculaire est répartie entre les différentes cartes spatiales (Fig. 8.18).

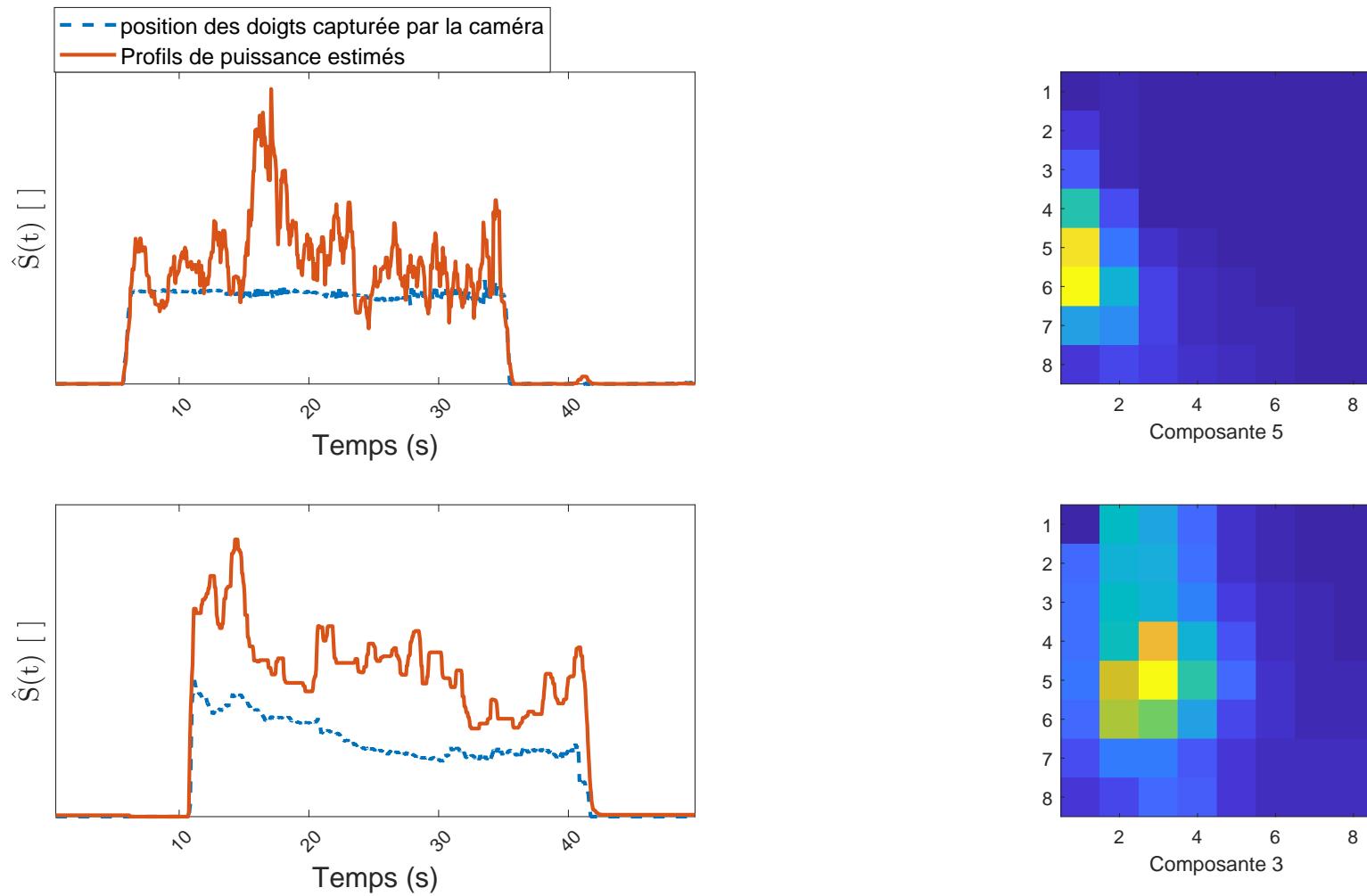


FIGURE 8.17 – Séparation à partir de mélanges artificiels par PARAFAC2 contrainte. Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, - - position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

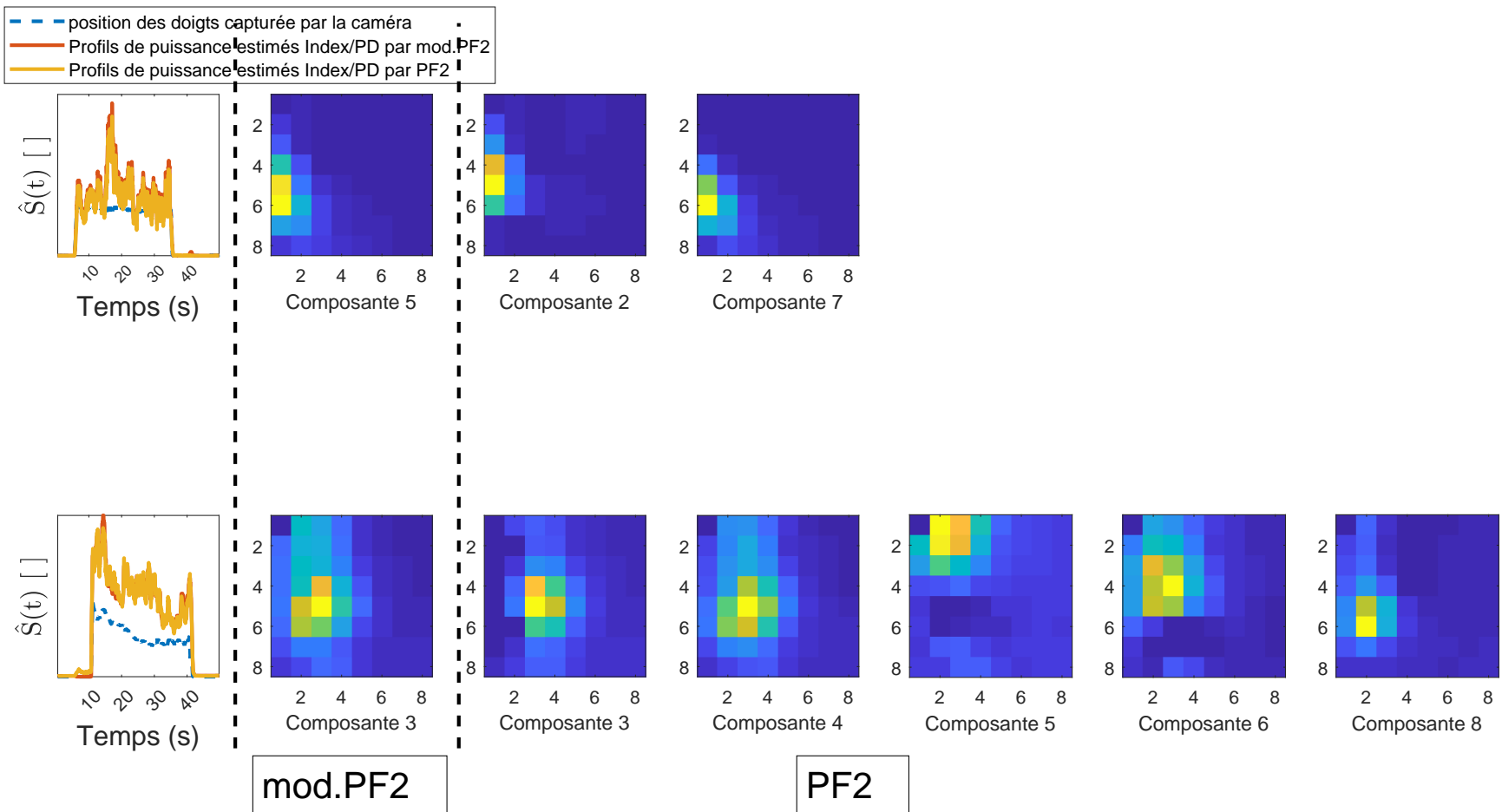


FIGURE 8.18 – Séparation à partir de mélanges artificiels. Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— mod.PF2, — PF2, — position des doigts capturée par la caméra). Milieu (resp. Droite) : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas) par mod.PF2 (resp. PF2). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

### 8.3.3 Performance de séparation

Pour évaluer la performance de ces trois méthodes de séparation, un total de 9 mélanges artificiels a été créé par sujet comme indiqué au paragraphe 6.3 (chapitre 6) puis leurs profils de puissance ont été calculés (8.2) avant d'être rangés dans un tenseur d'observation ne contenant que ces mélanges ( $K = 9$ ). Cette configuration est répétée 20 fois afin de garantir des résultats robustes.

La Figure 8.19 nous montre la comparaison des performances d'estimation des trois méthodes de séparation à partir du calcul de l'erreur relative à l'aide de l'équation (8.23) et pour chaque méthode, 8 composantes sont estimées. L'objectif étant de séparer les signaux de l'index et du petit doigt dans les différents mélanges artificiels, cette figure met en évidence les performances de chaque méthode pour l'estimation de chaque doigt. Les résultats obtenus montrent que les méthodes tensorielles en termes de performance sont supérieures à la NMF pour séparer la contribution des signaux de l'index de chaque mélange artificiel. Les erreurs relatives obtenues liées à cette séparation sont en adéquation avec cette conclusion. En effet, l'erreur médiane d'estimation est un peu plus de 20% pour la NMF, autour de 6% pour PF2 et de 5% pour mod.PF2. Les méthodes tensorielles (PF2 et mod.PF2) ont alors les erreurs les plus faibles, ce qui explique le fait qu'elles offrent une meilleure qualité de séparation. S'agissant de la figure droite de la figure 8.19, elle est spécialement dédiée aux performances de la séparation des signaux du muscle du petit doigt dans les différents mélanges artificiels créés. Les résultats montrent également que les méthodes tensorielles sont supérieures à la NMF pour la séparation de la contribution du petit doigt comme l'indiquent les différentes erreurs relatives plus faibles pour ces deux méthodes. En général, on a les performances de mod.PF2 qui sont sensiblement égales à celles de PF2 ( $mod.PF2 \approx PF2$ ) pour l'estimation des profils de puissance de l'index et du petit doigt.

Ces résultats renforcent l'idée que les deux méthodes tensorielles utilisées sont plus efficaces pour la séparation des signaux musculaires pour nos mélanges artificiels indépendamment du doigt considéré. La supériorité de leurs performances peut s'expliquer part le fait que les méthodes de type NN-PARAFAC2 bénéficient des propriétés d'unicité pendant la décomposition contrairement à la factorisation matricielle NMF. Elles bénéficient également des propriétés d'identifiabilité qui permettent d'obtenir des résultats plus précis.

La figure 8.20 nous montre le nombre de composantes qu'il faut pour l'estimation des signaux des muscles de l'index respectivement du petit doigt en fonction de la méthode utilisée. Des trois méthodes, la méthode proposée mod.PF2, nécessite moins de composantes que les autres méthodes, généralement une par doigt, pour obtenir des performances similaires à celles de la méthode PF2 (Fig. 8.19), ce qui est un avantage pratique. Cet avantage a pour conséquence de sélectionner plus facilement les éléments les plus pertinents parmi les  $R$  composantes estimées relatives aux profils temporels et aux cartes spatiales.

Enfin, au cours d'une acquisition de signaux sEMG, il se peut que nous soyons confrontés à un problème de capteurs dysfonctionnels intermittents d'un essai à un autre. Alors que pour appliquer la méthode NN-PARAFAC2, il faudrait que pour toutes les matrices  $\mathbf{X}_k$  quel que

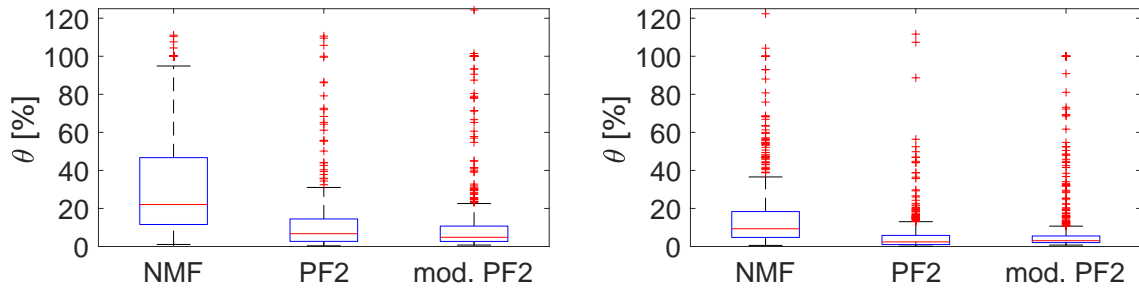


FIGURE 8.19 – Comparaison des performances d’estimation à partir de l’erreur d’estimation (8.23) (index à gauche et petit doigt à droite). Boxplots : médiane (ligne rouge), 25ème et 75ème percentile (bords inférieurs et supérieurs), valeurs extrêmes (moustaches) et valeurs aberrantes (+).

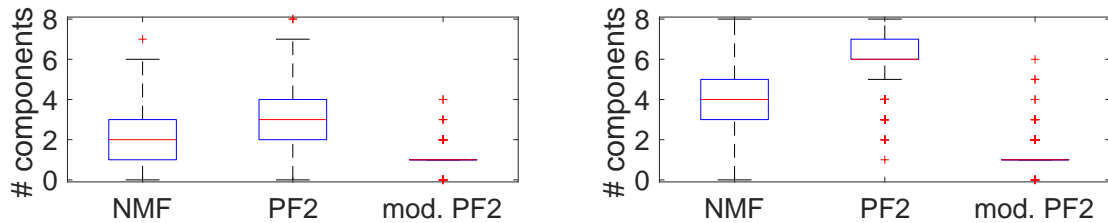


FIGURE 8.20 – Nombre de composantes associées à l’index (gauche) et au petit doigt (droite). Boxplots : médiane (ligne rouge), 25ème et 75ème percentile (bords inférieurs et supérieurs), valeurs extrêmes (moustaches) et valeurs aberrantes (+).

soit  $k$  le nombre d’essai, l’ensemble de capteurs fonctionnels doit rester identique à toutes les matrices du tenseur. En quelque sorte, l’ensemble des  $P_k$  capteurs utilisables ne doit pas différer d’un essai à l’autre. Ainsi, donc si les capteurs sont différents pour chaque matrice du tenseur, il est nécessaire de supprimer l’union de toutes ces électrodes. Il se peut que dans certains cas, au vu du nombre de capteurs éliminés, nous ayons une perte d’informations importantes sur l’activité musculaire enregistrée par ces électrodes. Cela pourrait réduire la qualité des informations extraites à partir du tenseur ce qui aurait un impact sur nos estimations.

Cependant, contrairement à PF2, la méthode que nous avons mise en place permet de surmonter le problème de capteurs dysfonctionnels intermittents. La Figure 8.21 présente l’impact de l’augmentation des capteurs dysfonctionnels intermittents sur la qualité de séparation dans l’estimation des muscles de l’index (figure de gauche) et du petit doigt (figure de droite). Elle illustre que même en présence de 25 à 30 capteurs manquants, la performance ne diminue que légèrement, tout en étant capable de prédire correctement les signaux des 64 capteurs. De plus,  $\theta$  (8.23) est calculé sur les 64 capteurs, ce qui rend la méthode proposée robuste aux capteurs dysfonctionnels intermittents.

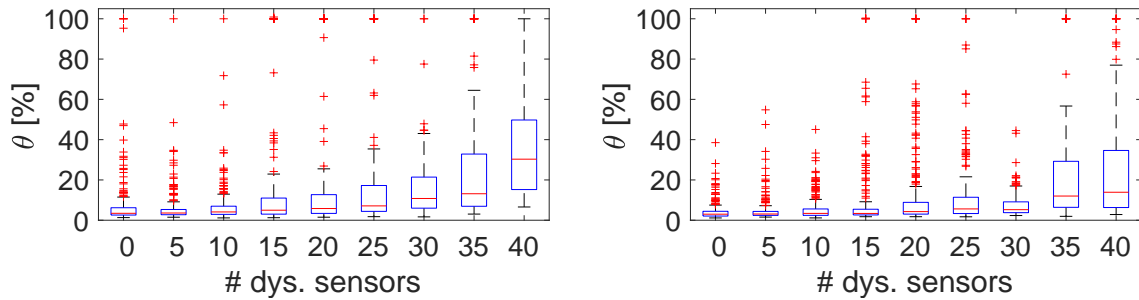


FIGURE 8.21 – Influence du nombre de capteurs défectueux sur l’erreur d’estimation (8.23) (à gauche : index, à droite : petit doigt). Les diagrammes en boîte présentent la médiane (ligne rouge), le 25e et le 75e centiles (bords inférieur et supérieur), les valeurs extrêmes (moustaches) et les valeurs aberrantes (+).

### 8.3.4 Illustration sur les mélanges réels

Suite aux résultats prometteurs sur les différents mélanges artificiels, ces méthodes tensorielles ont été appliquées sur des mélanges réels afin de tester leur efficacité dans la réduction du cross-talk. Pour ces mélanges réels, nous avons deux configurations. Comme décrit dans le chapitre 5, la première configuration consiste au cours de l’extension simultanée en une extension de l’index seul au départ puis de l’index et du petit doigt et du petit doigt seul à la fin (IP). La deuxième configuration consiste en l’extension du petit doigt seul au départ puis du petit doigt et de l’index et de l’index seul à la fin (PI).

Nous avons appliqué les méthodes sur les deux configurations de mélanges simultanés. La configuration IP et la configuration extension simultanée petit doigt-index (PI). Soulignons que tous les essais contenus dans le tenseur n’ont aucun essai défectueux.

## NN-PARAFAC2

Le principe reste inchangé par rapport à l’analyse précédente sur les mélanges artificiels. La décomposition a été réalisée en estimant 8 composantes. Tout d’abord, nous présentons les 8 profils spatiaux estimés à la figure 8.22. Ces cartes spatiales fournissent des informations sur l’évolution de l’activité musculaire lors des différentes extensions des doigts.



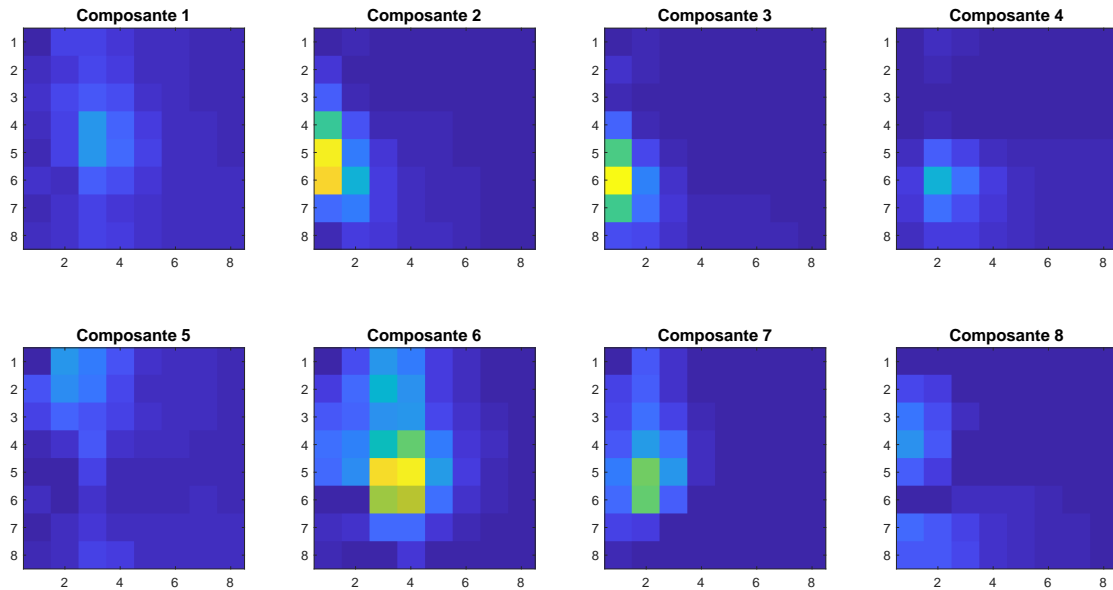


FIGURE 8.22 – Profils spatiaux estimés par la méthode PARAFAC2 appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque muscle contracté individuellement et ceux des mélanges réels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

Pour identifier les composantes, nous présentons les différentes amplitudes par composantes pour tous les essais (Fig. 8.23). Par exemple, les composantes 1, 4, 5, 6 et 7 pourraient être liées au petit doigt, car les amplitudes liées à l’index sont nulles pour ses trois essais en considérant chaque composante. Par conséquent, la contribution de ces composantes est donc nulle dans l’explication des données liées à l’index. En revanche, les composantes 2 et 3 pourraient mieux expliquer les données liées à l’index.

Les contributions de chacune des 8 composantes pour tous les essais sont présentées à la figure 8.24. Nous pouvons ainsi, identifier les composantes liées à chaque muscle avec plus de précision. On remarque que les composantes 2 et 3 sont liées à l’index sur l’ensemble de tous les essais du tenseur. Quant au petit doigt, le nombre de composantes à sélectionner est supérieur à deux. Nous pouvons citer les composantes 1, 4, 5, 6 et 7. Les profils temporels estimés associés à ces composantes confirment ces choix. Ceux de l’index sont bien actifs entre 5 et 35 secondes par contre ceux du petit doigt entre 10 et 40 secondes (Fig. 8.25) conformément au protocole au cours des contractions individuelles. Il est à noter que la composante 8 n’a jamais été utilisée dans l’ensemble pour l’explication des données. Elle est liée au bruit.

Les différents profils temporels, spécifiques à un essai particulier et à chaque tâche, sont présentés à la figure 8.25. Nous disposons ainsi de 8 profils temporels liés à l’index, au petit doigt, ainsi qu’aux extensions simultanées IP et PI.

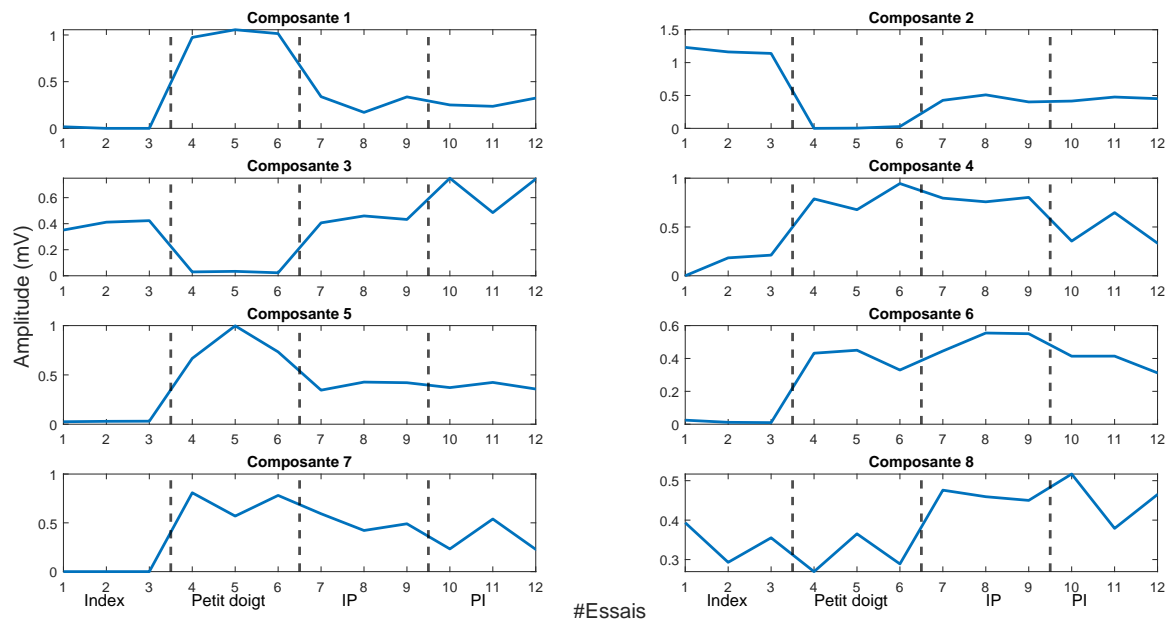


FIGURE 8.23 – Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels (IP, PI).

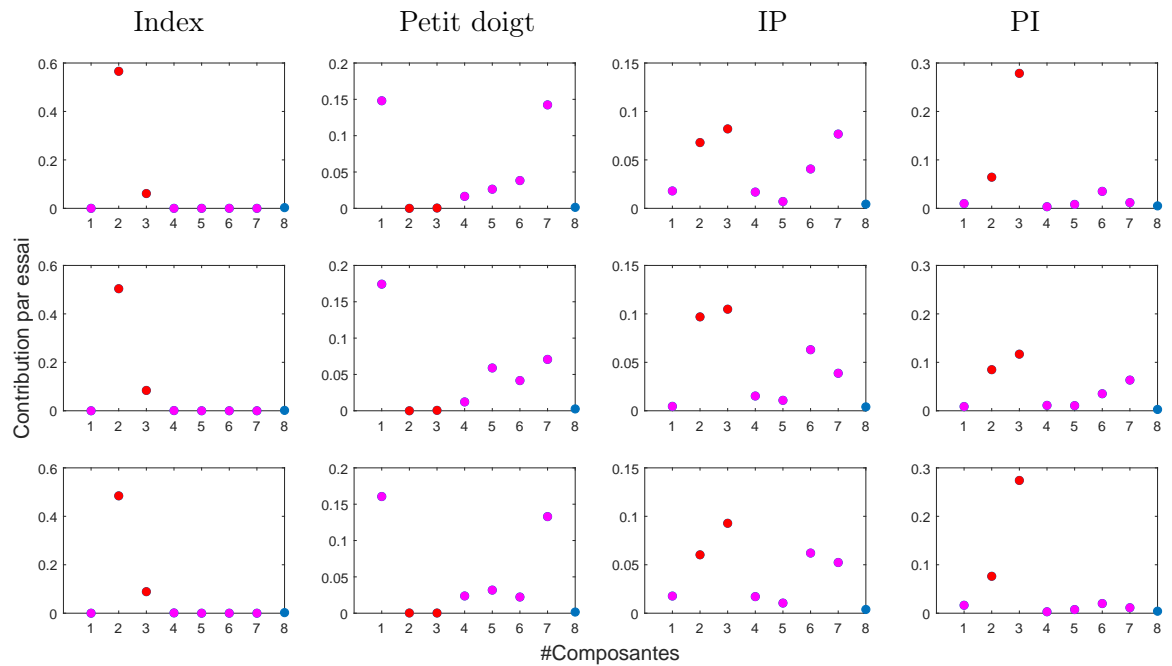


FIGURE 8.24 – Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l'index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels (IP, PI).

- : contribution des composantes liées à l'index.
- : contribution des composantes liées au petit doigt.
- : contribution de la composante liée au bruit.

Des différentes composantes identifiées, nous avons estimé les profils de puissance moyens relatifs à chaque doigt dans les différents mélanges. La figure 8.26 nous présente les résultats de séparation obtenus sur les mélanges réels (IP) à travers l'estimation des différents profils de puissance et les cartes spatiales correspondantes à chaque muscle. Les profils de puissance estimés des deux doigts sont conformes à notre protocole. On a l'index dont le muscle est actif entre 10s et 45s et le petit doigt actif entre 15s et 50s. Ces périodes sont confirmées par les données de la caméra. Les changements de niveau de force sont également bien identifiés.

Au cours de l'extension simultanée (PI), le petit doigt étant mis en extension en premier, l'estimation de son profil de puissance devrait avoir une plage temporelle comprise entre environ 10s et autour de 45s contrairement à l'index dont l'extension s'est effectuée entre 15s et autour de 50s. La figure 8.27 confirme nos attentes à travers les données de la caméra. On observe aussi les deux niveaux de force en adéquation avec le protocole expérimental. Pour ces deux types de mélange, on constate une répartition des contributions musculaires à travers les différentes cartes spatiales estimées (Fig. 8.26) & (Fig. 8.27), sans lien avec la physiologie des muscles.

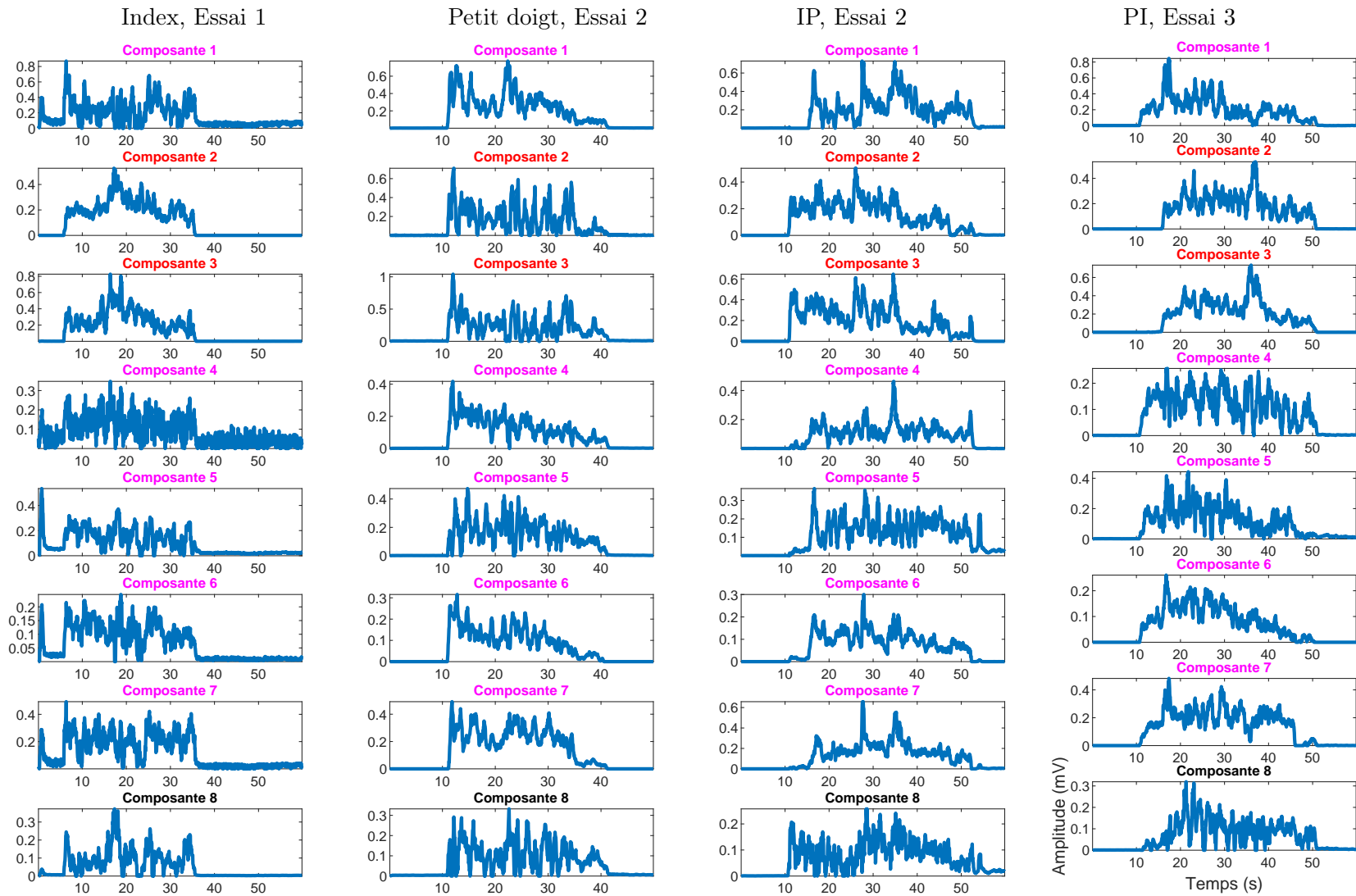


FIGURE 8.25 – Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et à ceux des mélanges réels. (– Profils temporels de l’index, – profils temporels du petit doigt.)

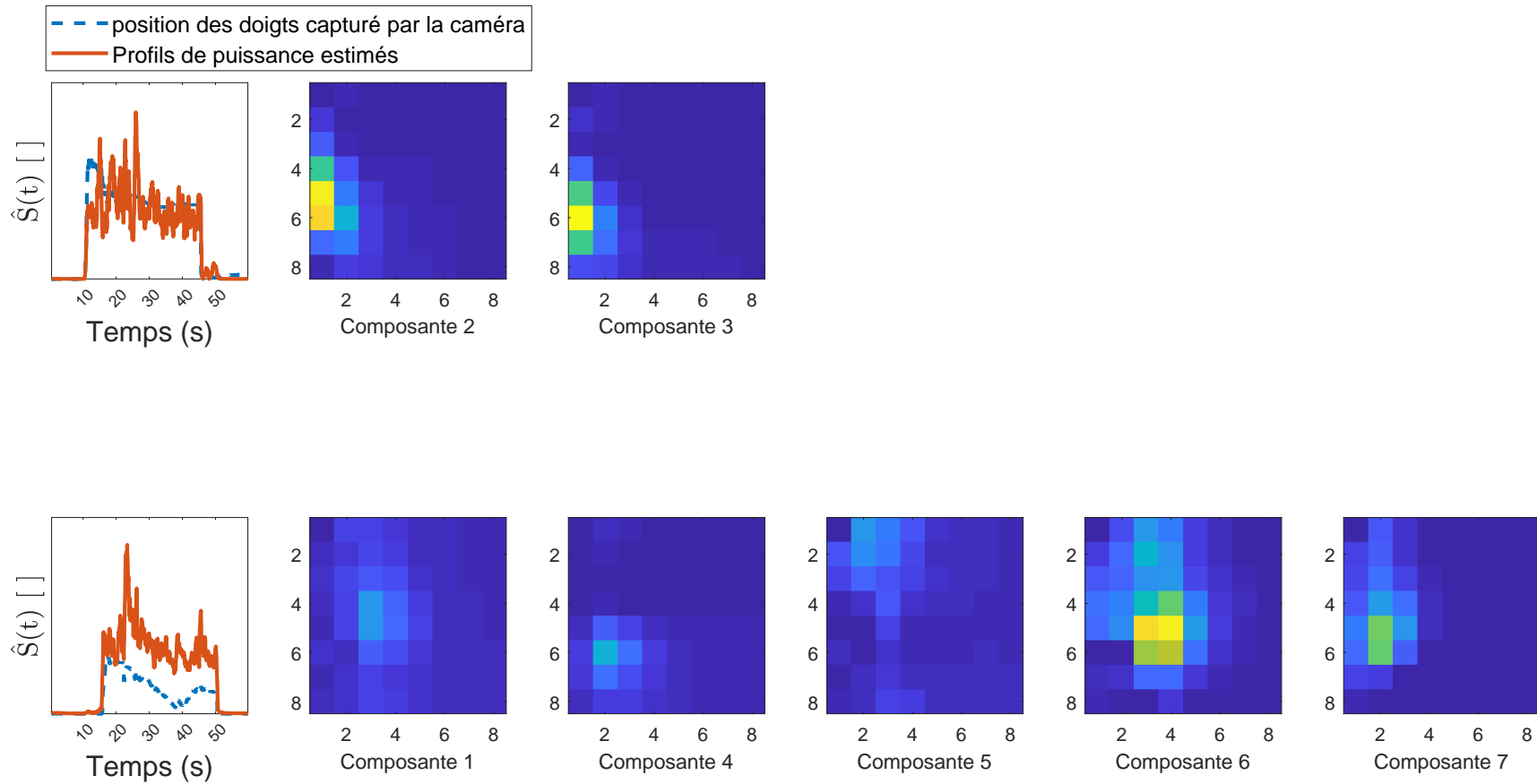


FIGURE 8.26 – Séparation à partir de mélanges réels (IP) par PARAFAC2. Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, - - position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

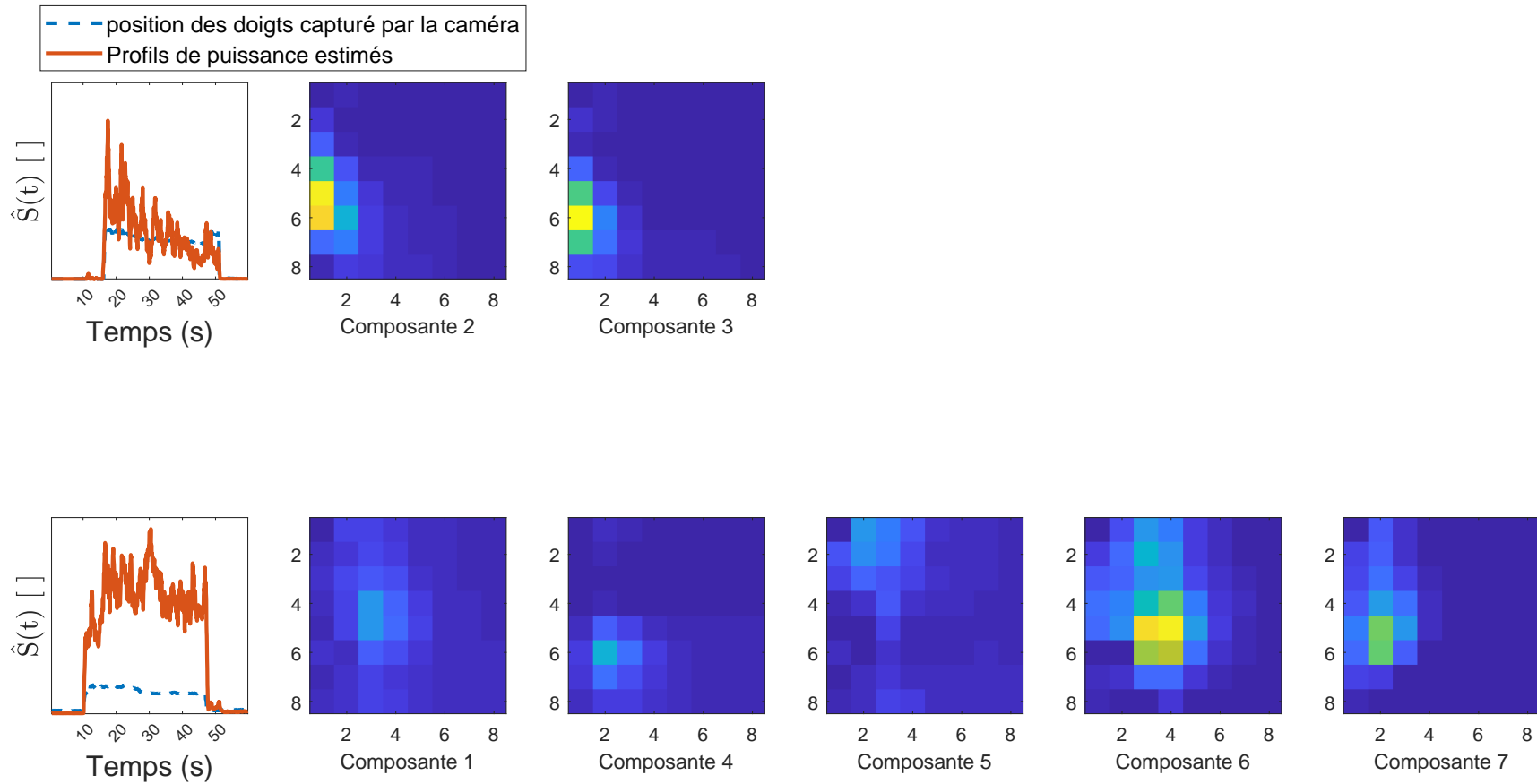


FIGURE 8.27 – Séparation à partir de mélanges réels (PI) par PARAFAC2. Gauche : estimation des niveaux d'activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, - - position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l'index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

### NN-PARAFAC2 contrainte

Notre approche a également été testée sur ces deux types de mélanges réels (IP) et (PI).

Les 8 cartes spatiales estimées par mod.PF2 sont présentées à la figure 8.28. Elles montrent que l'activité musculaire des muscles de l'index et du petit doigt est principalement répartie entre les composantes 3 et 5. Cette répartition entre ces deux composantes est due à l'application de la parcimonie sur les cartes spatiales  $\mathbf{A}$  (cf. paragraphe 8.1.3.1).

En ce qui concerne les autres composantes, on remarque que l'activité musculaire est pratiquement nulle.

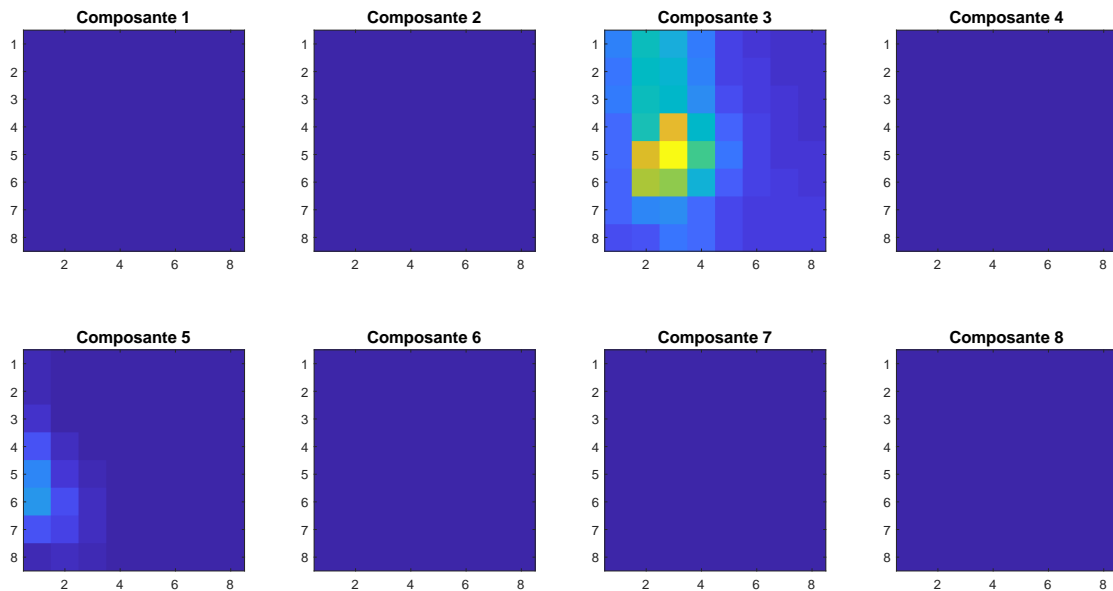


FIGURE 8.28 – Profils spatiaux estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque muscle contracté individuellement et ceux mélangés réels. Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l'avant bras.

La figure 8.29 présente les différentes amplitudes estimées. On remarque que la composante 3 est liée au petit doigt, car les amplitudes des trois essais de l'index sont nulles au niveau de cette composante. Cependant, la composante 5 est liée à l'index parce que les amplitudes des essais du petit doigt sont négligeables, ainsi la contribution de cette composante est nulle dans l'explication des données du petit doigt. La figure 8.30 nous montre les différentes contributions de chaque composante par essai pour les 4 tâches effectuées. En considérant la tâche consistant à l'extension individuelle de l'index, seule la composante 5 a une contribution non nulle ( $CTR = 0.98$ ). En revanche, en considérant la tâche de l'extension du petit doigt, la

composante 3 a une contribution  $CTR = 0.92$ . Les 7 autres composantes estimées ont une contribution nulle. Par conséquent, la composante 5 est bien liée à l'index et la composante 3 au petit doigt. Cela est également confirmé au niveau des contributions obtenues lorsque les deux doigts sont en contraction simultanée peu importe la configuration (Fig. 8.30).

Quant aux profils temporels estimés, ils sont présentés à la figure 8.31 pour un essai par tâche à titre illustratif. Le profil temporel 5 estimé au niveau de la tâche IP, est bien celui lié à l'index. Cette composante est active entre 10 et 45 secondes alors que la composante temporelle 3 liée au petit doigt est active entre 15 et 50 secondes conformément à notre protocole expérimental avec les deux niveaux de force identifiés.

De ces deux composantes sélectionnées, nous avons estimé à partir des deux types des mélanges réels (IP, PI) les profils de puissance de chaque doigt. Les estimations sont conformes à notre protocole pour des raisons déjà évoquées (Fig. 8.32) & (Fig. 8.33). La figure 8.32 montre les estimations obtenues à partir de l'essai 2 de l'extension simultanée IP et la figure 8.33, les résultats de séparation obtenus à partir de l'essai 3 du mélange PI.



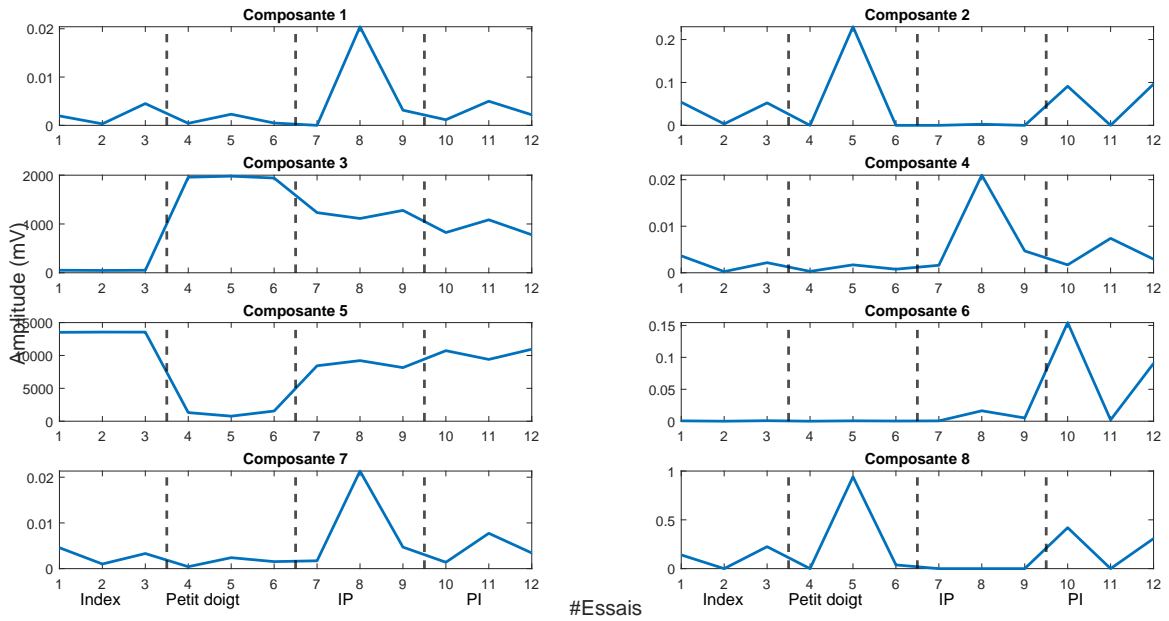


FIGURE 8.29 – Amplitudes estimées par composante estimée par NN-PARAFAC2 contrainte pour les différents essais du tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l’index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels.

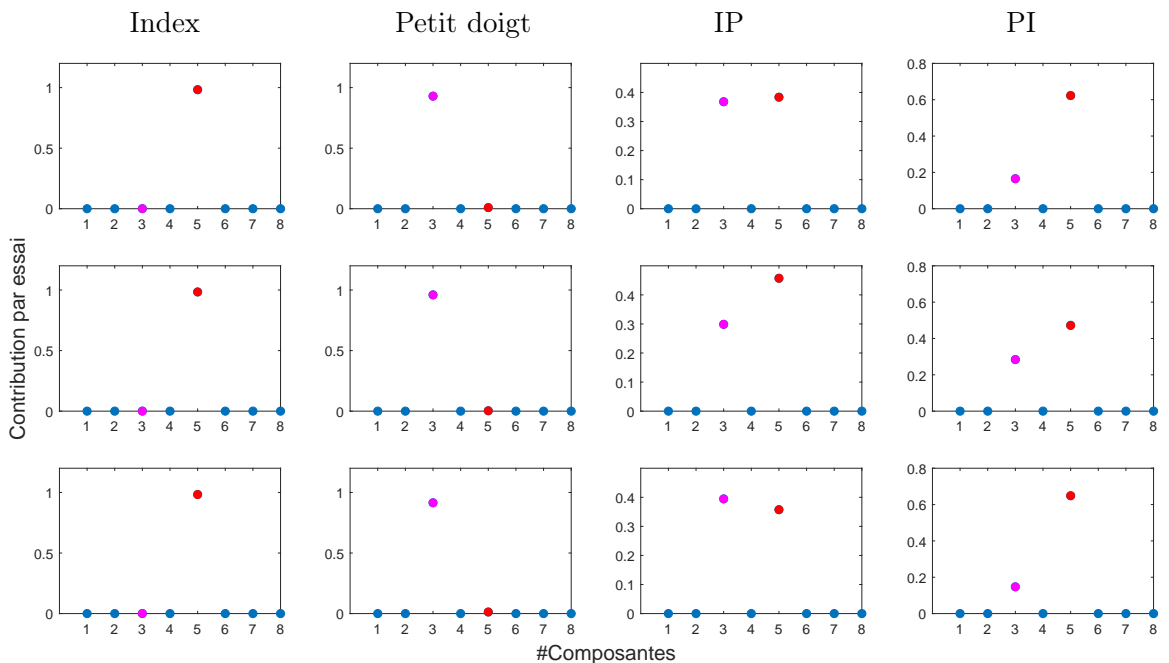


FIGURE 8.30 – Contribution (8.25) des différentes composantes estimées par NN-PARAFAC2 contrainte pour chaque essai contenu dans le tenseur. Le tenseur contient les profils de puissance des signaux de l’index, du petit doigt et de ceux des deux types de mélanges réels (IP, PI).

- : contribution de la composante liée à l’index.
- : contribution de la composante liée au petit doigt.
- : contribution des composantes liées au bruit.

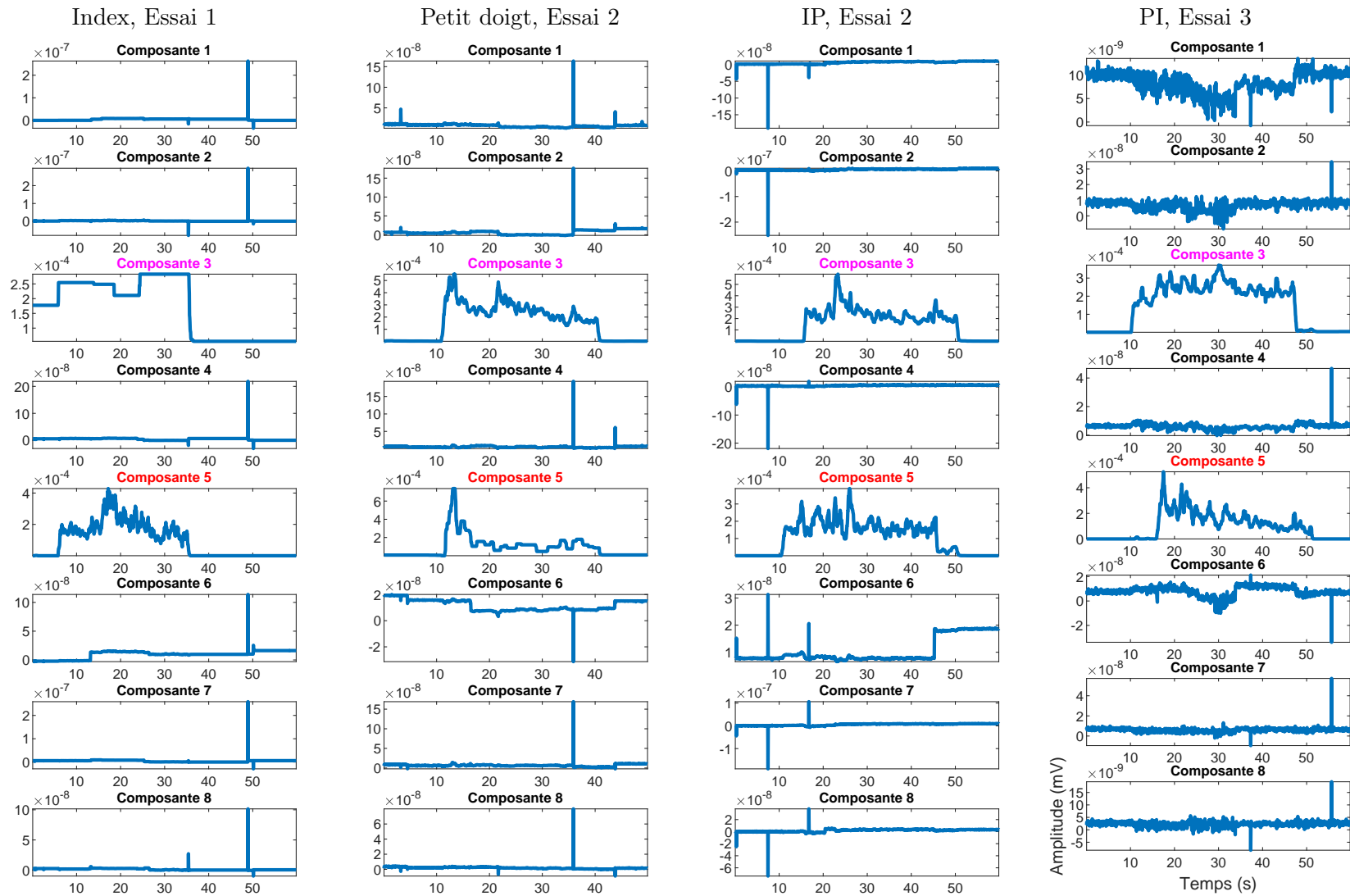


FIGURE 8.31 – Profils temporels estimés par la méthode NN-PARAFAC2 contrainte appliquée aux profils de puissance des signaux de chaque doigt en extension individuellement et ceux mélangés réels. (– Profils temporels de l’index, – profils temporels du petit doigt).

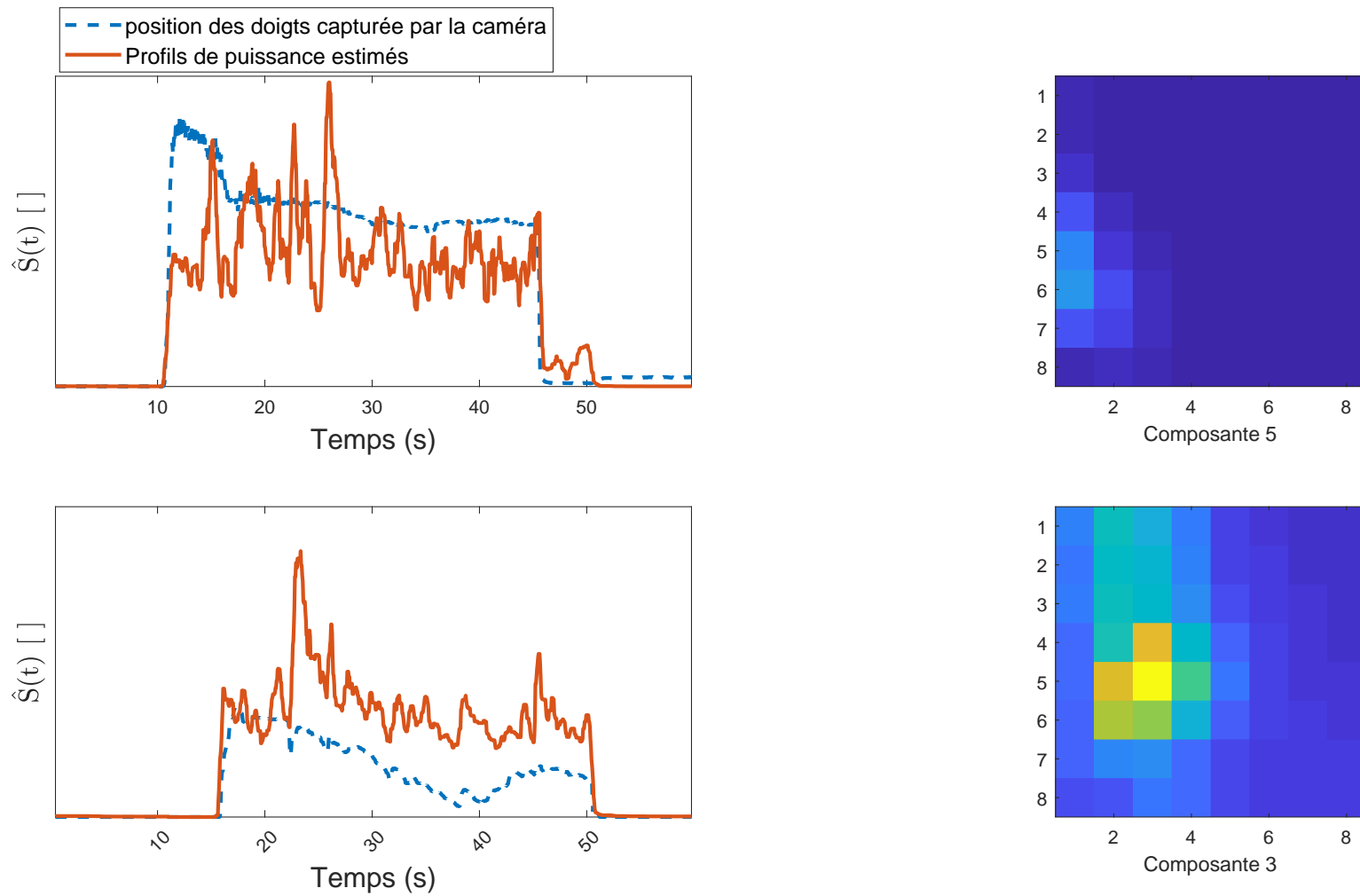


FIGURE 8.32 – Séparation à partir de mélanges réels (IP) par PARAFAC2 contrainte. Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, - - position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

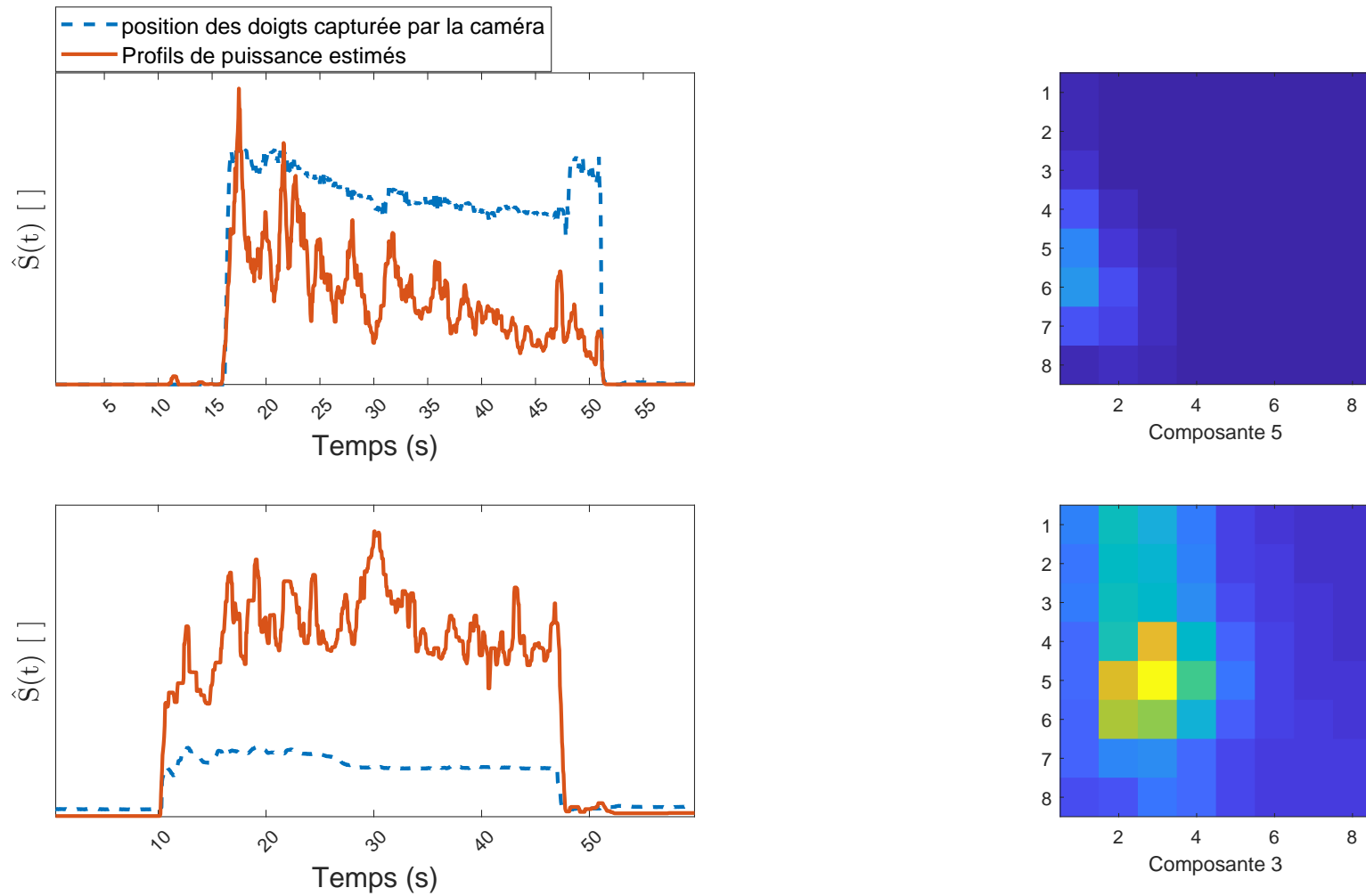


FIGURE 8.33 – Séparation à partir de mélanges réels (PI) par PARAFAC2 contrainte. Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— profil moyen de puissance des doigts, - - position des doigts capturée par la caméra). Droite : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

Nous présentons aux figures 8.34 & 8.35, les comparaisons entre les estimations obtenues par la méthode NN-PARAFAC2 et notre méthode NN-PARAFAC2 contrainte. Les méthodes mod.PF2 et PF2 appliquées sur les mélanges réels (IP, PI) ont fourni des estimations temporelles similaires aux activités musculaires. Ces profils de puissance sont en adéquation avec le protocole : repos, niveau de force 1, niveau de force 2, niveau de force 1, repos pour chaque doigt et sont confirmés par les données de la caméra (système qualisys). L'inspection visuelle a confirmé que la méthode proposée nécessitait une seule composante par doigt. Cependant, la méthode PF2 a nécessité plus d'une composante, avec des contributions musculaires réparties entre les différentes composantes estimées et sélectionnées.

En résumé, les résultats de séparation obtenus avec les méthodes mod.PF2 et PF2 appliquées aux mélanges artificiels sont identiques à ceux obtenus sur les mélanges réels.

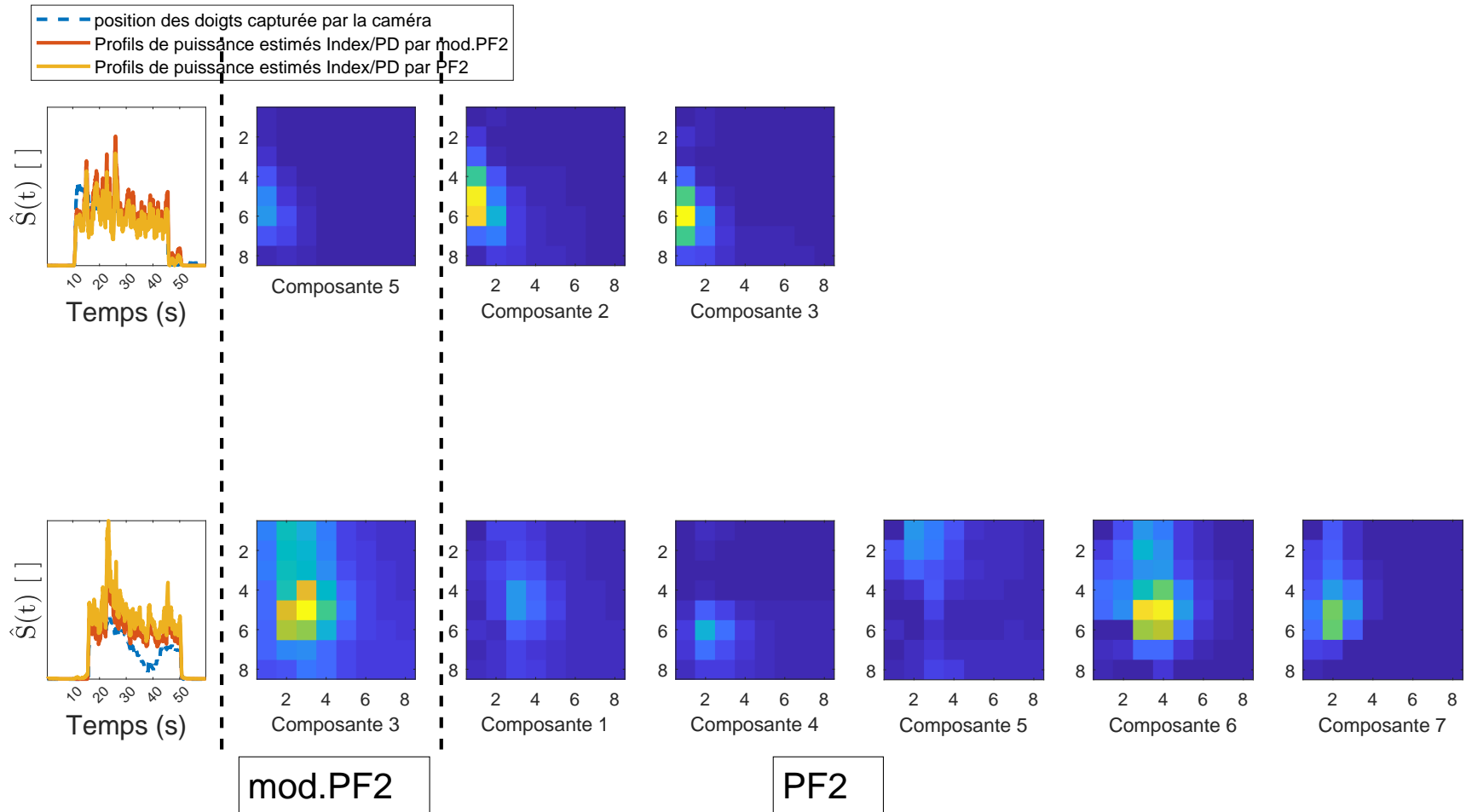


FIGURE 8.34 – Séparation à partir de mélanges réels (IP). Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— mod.PF2, — PF2, - - position des doigts capturée par la caméra). Milieu (resp. Droite) : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas) par mod.PF2 (resp. PF2). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

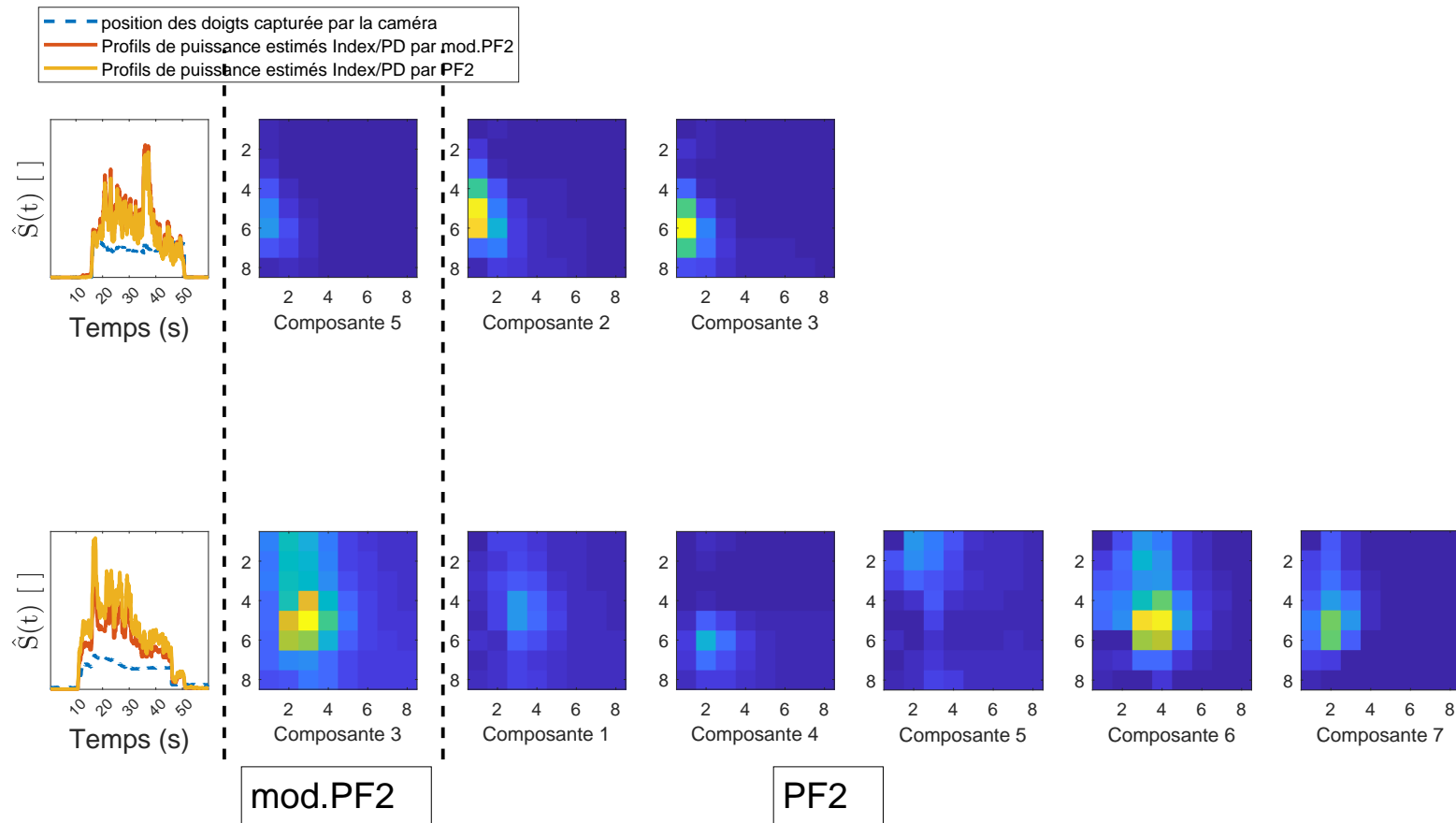


FIGURE 8.35 – Séparation à partir de mélanges réels (PI). Gauche : estimation des niveaux d’activation de chaque muscle (— mod.PF2, — PF2, — position des doigts capturée par la caméra). Milieu (resp. Droite) : cartes spatiales relatives aux composantes estimées et identifiées comme étant liées à l’index (ligne supérieure) ou au petit doigt (ligne du bas) par mod.PF2 (resp. PF2). Les colonnes vont de 1 à 8 de la face interne vers la face externe et les lignes de 1 à 8 de la position distale vers la position proximale de l’avant bras.

## Conclusion

Ce chapitre a présenté notre approche novatrice basée sur de la décomposition tensorielle non négative de type PARAFAC2 dans le contexte de la réduction de la diaphonie pour les signaux sEMG. Les caractéristiques distinctives de notre approche résident dans son adaptation à la physiologie des muscles et au protocole expérimental utilisé lors des acquisitions. Dans cette optique, nous avons adapté la fonction objective de la méthode NN-PARAFAC2 [53][41] en y ajoutant plusieurs termes de pénalisation en plus de la contrainte de non-négativité. Ces termes de pénalisation incluent, la totale variation adaptée à notre protocole expérimental, le laplacien relatif à la forme des muscles, ainsi que de la parcimonie. Une spécificité de notre approche est liée au fait que les électrodes dysfonctionnelles peuvent varier entre les différents essais du tenseur contrairement à NN-PARAFAC2.

Cette approche tensorielle proposée ("mod.PF2") a été appliquée aux profils de puissance de signaux sEMG obtenus à partir de mélanges réels et artificiels, puis les résultats obtenus ont été comparés avec ceux obtenus avec la NMF et NN-PARAFAC2 ("PF2"). Nous avons constaté que la décomposition matricielle de type NMF présente certaines limitations, notamment son incapacité à séparer de manière précise l'activité musculaire liée à chaque muscle.

Cependant, les méthodes tensorielles se sont avérées plus efficaces, car, elles fournissent de meilleures performances de séparation dans la résolution de la diaphonie. Toutefois, notre approche nécessite une seule composante par muscle pour atteindre les mêmes qualités de séparation que NN-PARAFAC2.

Nos travaux ouvrent ainsi de nouvelles perspectives dans la réduction de la diaphonie observée au niveau des signaux EMG de surface, en utilisant une approche basée sur de la décomposition tensorielle non négative.





# Conclusions et perspectives

Dans ce travail de thèse, nous nous sommes intéressés à la séparation de signaux électromyographiques de surface à haute densité dans le but de réduire la diaphonie.

Pour ce faire, il nous a fallu, en premier lieu, créer notre base de données à partir des acquisitions matricielles de signaux HD-sEMG. Le besoin de laisser les doigts dans des conditions naturelles, nous a conduit à utiliser des masses suspendues aux doigts au lieu des bagues de capteurs de force. Nous avons associé des caméras qualisys à nos mesures afin de s'assurer que les sujets respectent les consignes. De plus, des jauges de contraintes ont été associées dans le but de contrôler l'activité exercée par les autres doigts de la main et d'une partie de la paume au cours des différentes tâches.

Pour réduire la diaphonie observée au cours de ces acquisitions matricielles, nous avons proposé une approche de séparation de sources non négatives en utilisant les profils de puissance de ces signaux. En effet, la plupart des méthodes de séparation aveugle de sources pour réduire la diaphonie ont montré leurs limites à partir des signaux sEMG bruts. Cette nouvelle approche est basée sur la décomposition tensorielle non négative de type PARAFAC2 avec des contraintes supplémentaires sur les propriétés physiologiques des muscles et sur notre protocole expérimental. Comparée aux deux autres méthodes, notre méthode fournit des estimations de qualité supérieure avec moins de composantes. À notre connaissance, nos travaux sont les premiers basés sur la décomposition tensorielle de type PARAFAC2 non négative en EMG.

En ce qui concerne les perspectives, sur le plan expérimental, il serait intéressant d'utiliser des jauges de contraintes de surface plus grande qui couvrent entièrement le bout de chaque doigt afin de rendre l'expérimentation plus aisée. Aussi, il va falloir trouver un moyen automatisé permettant de changer le niveau de force au cours des acquisitions sans avoir recours au système mécanique simple utilisé dans cette thèse. Une nouvelle série d'acquisitions pourrait être mise en place pendant laquelle, le niveau de force entre les deux doigts ne sera pas le même afin de tester la robustesse de notre approche sur différents cas de figures. Par exemple, on peut réajuster les masses suspendues à l'index afin de travailler en valeur relative et non en valeur absolue.

Sur le plan méthodologique, nous prévoyons de développer un algorithme qui identifie et élimine les capteurs défectueux d'un essai à un autre, par tâche et par sujet, de façon automatisée. Nous souhaitons également ajouter d'autres contraintes physiologiques à notre décomposition afin de la rendre beaucoup plus robuste et potentiellement applicable à toutes les situations de séparation de la diaphonie. Notre approche a fourni de performants résultats, mais elle est très coûteuse en termes de calculs. Par conséquent, il serait avantageux de trouver un algorithme d'optimisation beaucoup plus rapide et fournissant les mêmes performances. S'agissant du choix des hyperparamètres, nous envisageons d'opter pour une approche automatisée tout en maintenant l'équilibre entre les termes de pénalisation et le terme d'adéquation aux données afin d'obtenir des résultats cohérents. Il serait favorable de généraliser

les contraintes appliquées aux profils temporels, car celles proposées sont spécifiquement applicables à notre protocole expérimental. Pendant les acquisitions réalisées dans le cadre de cette thèse, les extensions étaient effectuées à des niveaux de force constants par morceau. On pourrait penser également à faire des expériences durant lesquelles, les sujets effectuent des extensions à des niveaux de force croissants. Ainsi, la mise en place d'une régularisation prenant en compte ces deux cas de situation pourrait rendre la méthode plus généralisable. De plus, en lieu et place de la norme de Frobenius utilisée dans le cadre de l'optimisation de la fonction coût par ADMM, on pourrait envisager utiliser la distance d'Itakura-Saito afin de comparer les performances obtenues par ces deux approches.

Un aboutissement de cette thèse serait d'utiliser ces méthodes sur des systèmes biomécaniques différents en taille et en fonctionnalité, par exemple, des muscles plus volumineux, mais plus difficilement actionnables séparément. On pourra par exemple implémenter les méthodes sur des muscles fléchisseurs du coude et prono-supinateur de l'avant-bras.

Enfin, on pourrait aussi développer une méthode qui prend en compte la spécificité de l'EMG : les sources se déplaçant le long des fibres musculaires (sources mobiles). Cette hypothèse se base sur le fait que l'électromyogramme est le résultat de la somme de plusieurs potentiels d'action qui résultent des mouvements d'un grand nombre de fibres musculaires réparties en unité de motrice dans le muscle.

# Annexes : Mise à jour de la décomposition tensorielle

---

## Annexe I : Mise à jour de $\mathbf{A}$

Dans cette annexe, nous décrivons les différentes étapes de la mise à jour par ADMM [52] des profils spatiaux  $\mathbf{A}$  et celles des différentes variables auxiliaires associées présentées dans le chapitre 8. Nous présentons également les mises à jour des variables duales utilisées.

### A.1 ADMM pour le mode A

Cette mise à jour nécessite d'inclure deux variables supplémentaires. La variable  $\mathbf{Z}_A$  liée au terme non quadratique ( $\|\cdot\|_{2,1}$ ) de la contrainte  $g_A$  et la variable  $\mathbf{Y}_A$  liée à la contrainte de non-négativité. L'optimisation de  $\mathbf{A}$  par le principe ADMM [52] à partir de l'équation (A.1) est faite en introduisant ces deux variables auxiliaires  $\mathbf{Z}_A \in \mathbb{R}^{P \times R}$  et  $\mathbf{Y}_A \in \mathbb{R}^{P \times R}$  à l'équation (8.14). On obtient alors

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{A}}, \hat{\mathbf{Z}}_A, \hat{\mathbf{Y}}_A = \arg \min_{\mathbf{A}, \mathbf{Z}_A, \mathbf{Y}_A} & \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{\Gamma}_k^T \right\|_F^2 + \gamma_A g_{Z_A}(\mathbf{Z}_A) + \gamma_A \text{Tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A}) + \iota_+(\mathbf{Y}_A), \\ \text{s.t.} & \mathbf{A} = \mathbf{Z}_A \\ & \mathbf{A} = \mathbf{Y}_A \end{aligned} \tag{A.1}$$

où  $g_{Z_A}(\mathbf{Z}_A) = \alpha \|\mathbf{Z}_A\|_{2,1}$ , la fonction  $\iota_+$ , indicatrice de l'ensemble des nombres réels positifs, est définie comme suit

$$\iota_+(x) = \begin{cases} 0, & \text{si } x \geq 0 \\ +\infty, & \text{sinon.} \end{cases}$$

La fonction Lagrangienne associée est

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{A}, \mathbf{Z}_A, \mathbf{Y}_A) = & \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{\Gamma}_k^T \right\|_F^2 + \gamma_A g_{Z_A}(\mathbf{Z}_A) + \gamma_A \text{Tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A}) + \iota_+(\mathbf{Y}_A) \\ & + \frac{\rho_{Z_A}}{2} \left\| \mathbf{A} - \mathbf{Z}_A + \boldsymbol{\mu}_{Z_A} \right\|_F^2 - \frac{\rho_{Z_A}}{2} \left\| \boldsymbol{\mu}_{Z_A} \right\|_F^2 \\ & + \frac{\rho_{Y_A}}{2} \left\| \mathbf{A} - \mathbf{Y}_A + \boldsymbol{\mu}_{Y_A} \right\|_F^2 - \frac{\rho_{Y_A}}{2} \left\| \boldsymbol{\mu}_{Y_A} \right\|_F^2, \quad (\text{A.2}) \end{aligned}$$

où  $\boldsymbol{\mu}_{Y_A} \in \mathbb{R}^{P \times R}$  et  $\boldsymbol{\mu}_{Z_A} \in \mathbb{R}^{P \times R}$  sont des variables des duales et,  $\rho_{Y_A}$  et  $\rho_{Z_A}$  les paramètres duaux, avec  $g_{Z_A}(\mathbf{Z}_A)$  le terme non quadratique de  $g_A$ .

L'estimation de  $\mathbf{A}$  revient donc à résoudre trois nouveaux sous-problèmes en tenant compte des deux variables auxiliaires et des deux paramètres duaux associés.

### Mise à jour de $\mathbf{A}$

Cette optimisation consiste à résoudre ce sous-problème défini par l'équation (8.15). La fonction associée à (8.15) est

$$f(\mathbf{A}) = \frac{1}{2} \left\| \mathbf{A} - (\mathbf{Y}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)}) \right\|_F^2 + \frac{\rho_{Z_A}}{2\rho_{Y_A}} \left\| \mathbf{A} - \mathbf{Z}_A^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} \right\|_F^2 + \gamma_A \text{Tr}(\mathbf{A}^T \mathbf{L} \mathbf{A}) + \frac{1}{\rho_{Y_A}} \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{\Gamma}_k^{(l)T} \right\|_F^2. \quad (\text{A.3})$$

En calculant le gradient de  $f(\mathbf{A})$  on a

$$\nabla_{\mathbf{A}} f(\mathbf{A}) = \mathbf{A} - (\mathbf{Y}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)}) + \frac{\rho_{Z_A}}{\rho_{Y_A}} (\mathbf{A} - \mathbf{Z}_A^{(l)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)}) + 2\gamma_A \mathbf{L} \mathbf{A} - \frac{2}{\rho_{Y_A}} \sum_{k=1}^K \mathbf{G}_k^T (\tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k \mathbf{A} \mathbf{\Gamma}_k^{(l)T}) \mathbf{\Gamma}_k^{(l)T}, \quad (\text{A.4})$$

puis en cherchant la valeur qui l'annule, on estime la matrice  $\mathbf{A}$  comme suit

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{A}^{(l+1)}) = & \left( \mathbf{E}_k^{(l)} + \gamma_A (\mathbf{I}_R \otimes \mathbf{L}) + \frac{\rho_{Y_A} + \rho_{Z_A}}{2} \mathbf{I}_{RP} \right)^{-1} \\ & \text{vec} \left( \mathbf{F}_k^{(l)} + \frac{\rho_{Z_A}}{2} (\mathbf{Z}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)}) + \frac{\rho_{Y_A}}{2} (\mathbf{Y}_A^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)}) \right), \quad (\text{A.5}) \end{aligned}$$

où  $\mathbf{E}_k^{(l)} = \sum_k (\mathbf{\Gamma}_k^{(l)T} \mathbf{\Gamma}_k^{(l)}) \otimes (\mathbf{G}_k^T \mathbf{G}_k)$ ,  $\mathbf{\Gamma}_k^{(l)} = \mathbf{B}_k^{(l)} \mathbf{D}_k^{(l)}$ ,  $\mathbf{I}_q$  est la matrice identité de taille  $q$ ,  $\otimes$  le produit de Kronecker,  $\mathbf{F}_k^{(l)} = \sum_k \mathbf{G}_k^T \tilde{\mathbf{X}}_k \mathbf{\Gamma}_k^{(l)}$  et  $\text{vec}(\cdot)$  l'opérateur de vectorisation.

### Mise à jour de $\mathbf{Z}_A$

La mise à jour de cette variable auxiliaire  $\mathbf{Z}_A$ , s'est faite en résolvant l'équation suivante

$$\mathbf{Z}_A^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{Z}_A} \frac{1}{2} \left\| \mathbf{A}^{(l+1)} - \mathbf{Z}_A + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} \right\|_F^2 + \frac{\gamma_A}{\rho_{Z_A}} g_{Z_A}(\mathbf{Z}_A). \quad (\text{A.6})$$

L'équation (A.6) est la formule d'un opérateur proximal sur la fonction  $g_A$ .

$$\mathbf{Z}_A^{(l+1)} = \text{prox}_{\frac{\gamma_A}{\rho_{Z_A}} g_{Z_A}} \left( \mathbf{A}^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} \right). \quad (\text{A.7})$$

### Mise à jour de $\mathbf{Y}_A$

Cette mise à jour de  $\mathbf{Y}_A$  est obtenue en résolvant l'équation (A.8)

$$\mathbf{Y}_A^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{Y}_A} \frac{1}{2} \left\| \mathbf{A}^{(l+1)} - \mathbf{Y}_A + \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)} \right\|_F^2 + \frac{1}{\rho_{Y_A}} \iota_+(\mathbf{Y}_A). \quad (\text{A.8})$$

L'optimisation revient à déterminer l'opérateur proximal de  $\iota_+$  défini comme suit

$$\mathbf{Y}_A^{(l+1)} = \text{prox}_{\frac{\gamma_A}{\rho_{Y_A}} \iota_+} \left( \mathbf{A}^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)} \right). \quad (\text{A.9})$$

On trouve

$$\mathbf{Y}_A^{(l+1)} = [\mathbf{A} + \boldsymbol{\mu}_{Y_A}]_+, \quad (\text{A.10})$$

où  $[\bullet]_+ = \max(\bullet, 0)$ .

### Mise à jour de $\boldsymbol{\mu}_{Z_A}$

Cette variable duale  $\boldsymbol{\mu}_{Z_A}$  est obtenue comme suit

$$\boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Z_A}^{(l)} + \mathbf{A}^{(l+1)} - \mathbf{Z}_A^{(l+1)}. \quad (\text{A.11})$$

### Mise à jour de $\boldsymbol{\mu}_{Y_A}$

On peut obtenir cette variable duale  $\boldsymbol{\mu}_{Y_A}$  de la manière suivante

$$\boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Y_A}^{(l)} + \mathbf{A}^{(l+1)} - \mathbf{Y}_A^{(l+1)}. \quad (\text{A.12})$$

## Annexe II : Mise à jour des $\mathbf{B}_k$

Dans cette annexe, nous présentons en détails les différentes étapes de la mise à jour par ADMM [52] des profils temporels  $\mathbf{B}_k$  brièvement décrites dans le chapitre 8. De plus, les mises à jour des différentes variables auxiliaires associées et les variables duales sont aussi décrites.

### A.2 ADMM pour le mode $\mathbf{B}_k$

#### Estimation des matrices $\{\mathbf{P}_k\}_k, \mathbf{B}^*$

La lagrangienne qui correspond à l'équation (8.17) nécessite d'inclure trois variables supplémentaires. Une première variable  $\mathbf{Z}_{B_k}$  liée aux contraintes imposées, la variable  $\mathbf{Y}_{B_k}$  liée à la contrainte du modèle PARAFAC2 et la variable  $\mathbf{X}_{B_k}$  liée à la contrainte de non-négativité. Cette fonction lagrangienne est définie de la manière suivante

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\mathbf{B}_k, \mathbf{Z}_{B_k}, \mathbf{X}_{B_k}, \mathbf{Y}_{B_k}) &= \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \gamma_{B_k} g_{B_k}(\mathbf{Z}_{B_k}) + \iota_{PF2}(\mathbf{Y}_{B_k}) + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{X}_{B_k}) \\ &\quad + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k - \mathbf{Z}_{B_k} + \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}} \right\|_F^2 - \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} \left\| \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}} \right\|_F^2 \\ &\quad + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{X_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k - \mathbf{X}_{B_k} + \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}} \right\|_F^2 - \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{X_{B_k}}}{2} \left\| \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}} \right\|_F^2 \\ &\quad + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k - \mathbf{Y}_{B_k} + \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}} \right\|_F^2 - \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left\| \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}} \right\|_F^2. \end{aligned} \quad (\text{A.13})$$

#### Mise à jour de $\mathbf{B}_k$

Cette fonction lagrangienne permet de définir le problème d'optimisation de l'équation (8.18). Elle est minimisée par

$$\begin{aligned} \mathbf{B}_k^{(l+1)} &= \left( \left( \tilde{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k^{(l)} \right) + \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{Z}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right) + \frac{\rho_{X_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{X}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} \right) + \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left( \mathbf{Y}_{B_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} \right) \right) \\ &\quad \times \left( \mathbf{D}_k^{(l)} \mathbf{A}_k^{(l+1)T} \mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{D}_k^{(l)} + \frac{\rho_{Z_{B_k}} + \rho_{X_{B_k}} + \rho_{Y_{B_k}}}{2} \mathbf{I} \right)^{-1}. \end{aligned} \quad (\text{A.14})$$

**Mise à jour de  $\mathbf{X}_{B_k}$** 

Pour mettre à jour cette variable auxiliaire, on minimise l'équation suivante

$$\hat{\mathbf{X}}_{B_k} = \arg \min_{\mathbf{X}_{B_k} \geq 0} \frac{\rho_{B_{X_k}}}{2} \left\| \mathbf{X}_{B_k} - (\mathbf{B}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)}) \right\|_F^2. \quad (\text{A.15})$$

La solution de cette équation de minimisation est définie comme suit

$$\mathbf{X}_{B_k}^{(l+1)} = \left[ \mathbf{B}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} \right]_+. \quad (\text{A.16})$$

**Mise à jour de  $\mathbf{Z}_{B_k}$** 

La mise à jour de cette variable auxiliaire  $\mathbf{Z}_{B_k}$  est obtenue à partir de l'opérateur proximal défini par l'équation (A.18)

$$\mathbf{Z}_{B_k}^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{Z}_{B_k}} \frac{\gamma_{B_k}}{\rho_{Z_{B_k}}} g_{B_k}(\mathbf{Z}_{B_k}) + \frac{1}{2} \left\| \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{Z}_{B_k} + \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right\|_F^2, \quad (\text{A.17})$$

$$\mathbf{Z}_{B_k}^{(l+1)} = \text{prox}_{\frac{\gamma_{B_k}}{\rho_{Z_{B_k}}} g_{B_k}} \left( \mathbf{B}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} \right). \quad (\text{A.18})$$

La totale variation (TV) étant appliquée aux différents profils temporels, l'opérateur proximal de la régularisation TV peut être calculé efficacement en utilisant [54].

**Mise à jour de  $\mathbf{Y}_{B_k}$** 

La variable  $\mathbf{Y}_{B_k}$  est obtenue en résolvant le problème d'optimisation suivant

$$\mathbf{Y}_{B_k}^{(l+1)} = \arg \min_{\{\mathbf{Y}_{B_k}\}_k} \iota_{PF2}\{\mathbf{Y}_{B_k}\}_k + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \left\| \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{Y}_{B_k} + \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} \right\|_F^2. \quad (\text{A.19})$$

La résolution de ce problème d'optimisation est obtenue en utilisant la méthode exposée dans [55].

**Mise à jour de  $\boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}$** 

$$\boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{X_{B_k}}^{(l)} + \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{X}_{B_k}^{(l+1)}. \quad (\text{A.20})$$



Mise à jour de  $\boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}$

$$\boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}^{(l)} + \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{Y}_{B_k}^{(l+1)}. \quad (\text{A.21})$$

Mise à jour de  $\boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}$

$$\boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}^{(l)} + \mathbf{B}_k^{(l+1)} - \mathbf{Z}_{B_k}^{(l+1)}. \quad (\text{A.22})$$

### Annexe III : Mise à jour des $\mathbf{D}_k$

Dans cette annexe, nous détaillons le processus de mise à jour par ADMM [52] des amplitudes  $\mathbf{D}_k$  ainsi que la mise à jour des variables auxiliaires associées, afin de mieux expliquer celles décrites dans le chapitre 8. De plus, nous abordons les mises à jour des variables duales utilisées.

#### A.3 ADMM pour le mode $\mathbf{D}_k$

Pour cette mise à jour, nous avons introduit une nouvelle variable  $\mathbf{z}_{d_k}$  liée à la contrainte de non négativité. La fonction Lagrangienne associée au sous-problème (8.21) est définie comme suit

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\{\mathbf{d}_k\}_k, \{\mathbf{z}_{d_k}\}_k) = & \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{D}_k \mathbf{B}_k^T \right\|_F^2 + \sum_{k=1}^K \iota_+(\mathbf{z}_{d_k}) + \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{D_k}}{2} \left\| \mathbf{d}_k - \mathbf{z}_{d_k} + \boldsymbol{\mu}_{D_k} \right\|_F^2 - \\ & \sum_{k=1}^K \frac{\rho_{D_k}}{2} \left\| \boldsymbol{\mu}_{D_k} \right\|_F^2, \quad (\text{A.23}) \end{aligned}$$

où  $\mathbf{z}_{d_k}$  est une variable auxiliaire et  $\rho_{D_k}$  un paramètre dual.

Mise à jour de  $\mathbf{d}_k$

La minimisation de l'équation (8.21) est obtenue à partir de la fonction proximale ci-dessous

$$\mathbf{d}_k^{(l+1)} = \underset{\mathbf{d}_k}{\text{prox}} \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{A}_k^{(l+1)} \bullet \mathbf{B}_k^{(l+1)T} \right\|_F^2 \left( \mathbf{z}_{d_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{D_k}^{(l)} \right). \quad (\text{A.24})$$

Ainsi,

$$\forall k, \mathbf{d}_k^{(l+1)} = \left( \frac{\gamma_{D_k} + \rho_{d_k}}{2} \mathbf{I}_R + (\mathbf{A}_k^{(l+1)})^T \mathbf{A}_k^{(l+1)} \odot (\mathbf{B}_k^{(l+1)})^T \mathbf{B}_k^{(l+1)} \right)^{-1} \left( \frac{\rho_{d_k}}{2} (\mathbf{z}_{d_k}^{(l)} - \boldsymbol{\mu}_{d_k}^l) + \text{diag}(\mathbf{A}_k^{(l+1)} \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^{(l+1)T}) \right), \quad (\text{A.25})$$

où  $\odot$  est le produit de Hadamard et  $\text{diag}(\cdot)$  est le vecteur des termes diagonaux de la matrice d'entrée.

#### Mise à jour de $\mathbf{z}_{d_k}$

La mise à jour de  $\mathbf{z}_{d_k}$  s'est faite en minimisant l'équation (A.26)

$$\mathbf{z}_{d_k}^{(l+1)} = \arg \min_{\mathbf{z}_{D_k}} \frac{1}{2} \left\| \mathbf{z}_{d_k} - (\mathbf{d}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{D_k}^l) \right\|_F^2 + \frac{1}{\rho_{D_k}} \iota_+(\mathbf{z}_{d_k}). \quad (\text{A.26})$$

Le minimum est obtenu à partir de

$$\mathbf{z}_{d_k}^{(l+1)} = \text{prox}_{\frac{\iota_+}{\rho_{D_k}}} \left( \mathbf{d}_k^{(l+1)} + \boldsymbol{\mu}_{D_k}^l \right). \quad (\text{A.27})$$

Ainsi,

$$\forall k, \mathbf{z}_{d_k}^{l+1} = [\mathbf{d}_k^{l+1} + \boldsymbol{\mu}_{D_k}^l]_+. \quad (\text{A.28})$$

#### Mise à jour de $\boldsymbol{\mu}_{D_k}$

Cette variable duale a été mise à jour de la façon suivante

$$\boldsymbol{\mu}_{D_k}^{(l+1)} = \boldsymbol{\mu}_{D_k}^{(l)} + \mathbf{d}_k^{(l+1)} - \mathbf{z}_{d_k}^{(l+1)}. \quad (\text{A.29})$$



# Bibliographie

- [1] BOUISSET et MATON, *Muscles, posture et mouvement : bases et applications de la méthode électromyographique*. Paris : Hermann, 1996, p. 735.
- [2] G. J. TORTORA et B. GRABOWSKI, *Principes d'anatomie et de physiologie*. De Boeck, 2000, p. 1024.
- [3] J. V. BASMAJIAN et C. J. DE LUCA, *Muscles alive : their functions revealed by electromyography*. Williams & Wilkins, 1985, p. 561.
- [4] R. MERLETTI et P. J. PARKER, *Electromyography : Physiology, Engineering, and Non-Invasive Applications*. John Wiley & Sons, 2004.
- [5] R. MERLETTI et S. MUCELI, "Tutorial. Surface EMG detection in space and time : Best practices," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, t. 49, p. 102-363, 2019.
- [6] C. J. DE LUCA, "Physiology and mathematics of myoelectric signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, n° 6, p. 313-325, 1979.
- [7] M. LEOUFFRE, "Extraction de sources d'électromyogrammes et évaluation des tensions musculaires," thèse de doct., Grenoble, 2014.
- [8] J.-Y. HOGREL, "Clinical applications of surface electromyography in neuromuscular disorders," *Neurophysiologie Clinique/Clinical Neurophysiology*, t. 35, n° 2-3, p. 59-71, 2005.
- [9] D. FARINA, N. JIANG, H. REHBAUM, A. HOLOBAR, B. GRAIMANN, H. DIETL et O. C. ASZMANN, "The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses : emerging avenues and challenges," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, t. 22, n° 4, p. 797-809, 2014.
- [10] C. J. DE LUCA et R. MERLETTI, "Surface myoelectric signal cross-talk among muscles of the leg," *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, t. 69, n° 6, p. 568-575, 1988.
- [11] D. WINTER, A. J. FUGLEVAND et S. ARCHER, "Crosstalk in surface electromyography : theoretical and practical estimates," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, t. 4, n° 1, p. 15-26, 1994.
- [12] A. DOGADOV, "Séparation des signaux de deux extenseurs des doigts à partir d'électromyogrammes de surface haute densité et modélisation biomécanique du mécanisme extenseur," thèse de doct., Université Grenoble Alpes, 2018.
- [13] E. L. MORIN, "Identifying the EMG-force relationship," in *Proceedings of 17th International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, IEEE, t. 2, 1995, p. 1397-1398.
- [14] D. G. LLOYD et T. F. BESIEMER, "An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo," *Journal of biomechanics*, t. 36, n° 6, p. 765-776, 2003.

- [15] J. V. BASMAJIAN, "Their function revealed by Electromyography," *Muscle Alive*, t. 212, 1985.
- [16] A. GUIMARAES, W HERZOG, T. ALLINGER et Y. ZHANG, "The EMG-force relationship of the cat soleus muscle and its association with contractile conditions during locomotion.," *The Journal of experimental biology*, t. 198, n° 4, p. 975-987, 1995.
- [17] K AKATAKI, K MITA et M WATAKABE, "Electromyographic and mechanomyographic estimation of motor unit activation strategy in voluntary force production.," *Electromyography and clinical neurophysiology*, t. 44, n° 8, p. 489-496, 2004.
- [18] M BILODEAU, S SCHINDLER-IVENS, D. WILLIAMS, R CHANDRAN et S. SHARMA, "EMG frequency content changes with increasing force and during fatigue in the quadriceps femoris muscle of men and women," *Journal of electromyography and kinesiology*, t. 13, n° 1, p. 83-92, 2003.
- [19] J. H. LAWRENCE et C. DE LUCA, "Myoelectric signal versus force relationship in different human muscles," *Journal of Applied Physiology*, t. 54, n° 6, p. 1653-1659, 1983.
- [20] P. COMON, "Independent component analysis, a new concept ?" *Signal processing*, t. 36, n° 3, p. 287-314, 1994.
- [21] G. DARMOIS, "Analyse générale des liaisons stochastiques : etude particulière de l'analyse factorielle linéaire," *Revue de l'Institut international de statistique*, p. 2-8, 1953.
- [22] P. COMON et C. JUTTEN, éd., *Handbook of Blind Source Separation Independent Component Analysis and Applications*. Academic Press, 2010.
- [23] S. KULLBACK, *Information theory and statistics*. Courier Corporation, 1997.
- [24] A. BELOUHRANI, K. ABED-MERAIM, J.-F. CARDOSO et E. MOULINES, "A blind source separation technique using second-order statistics," *IEEE Transactions on signal processing*, t. 45, n° 2, p. 434-444, 1997.
- [25] A BELOUHRANI et K ABED-MERAIM, "Séparation aveugle au second ordre de sources corrélées," in *Actes du XIV eme colloque GRETSI*, Citeseer, 1993, p. 309-312.
- [26] D.-T. PHAM et J.-F. CARDOSO, "Blind separation of instantaneous mixtures of nonstationary sources," *IEEE Transactions on signal processing*, t. 49, n° 9, p. 1837-1848, 2001.
- [27] J.-F. CARDOSO et A. SOULOUMIAC, "Blind beamforming for non-Gaussian signals," in *IEE proceedings F (radar and signal processing)*, IET, t. 140, 1993, p. 362-370.
- [28] A. HYVARINEN, "Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis," *IEEE transactions on Neural Networks*, t. 10, n° 3, p. 626-634, 1999.
- [29] R. C. HENRY, "Current factor analysis receptor models are ill-posed," *Atmospheric Environment (1967)*, t. 21, n° 8, p. 1815-1820, 1987.
- [30] P. PAATERO et U. TAPPER, "Positive matrix factorization : A non-negative factor model with optimal utilization of error estimates of data values," *Environmetrics*, t. 5, n° 2, p. 111-126, 1994.
- [31] D. D. LEE et H. S. SEUNG, "Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization," *Nature*, t. 401, n° 6755, p. 788-791, 1999.

- [32] M. W. BERRY, M. BROWNE, A. N. LANGVILLE, V. P. PAUCA et R. J. PLEMMONS, "Algorithms and applications for approximate nonnegative matrix factorization," *Computational statistics & data analysis*, t. 52, n° 1, p. 155-173, 2007.
- [33] D. FARINA, C. FÉVOTTE, C. DONCARLI et R. MERLETTI, "Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, t. 51, n° 9, p. 1555-1567, 2004.
- [34] M. LÉOUFFRE, F. QUAINÉ et C. SERVIÈRE, "Testing of instantaneity hypothesis for blind source separation of extensor indicis and extensor digiti minimi surface electromyograms," *Journal of Electromyography and Kinesiology*, t. 23, n° 4, p. 908-915, 2013.
- [35] R. MERLETTI, A. HOLOBAR et D. FARINA, "Analysis of motor units with high-density surface electromyography," *Journal of electromyography and kinesiology*, t. 18, n° 6, p. 879-890, 2008.
- [36] L. MESIN, "Crosstalk in surface electromyogram : literature review and some insights," *Physical and Engineering Sciences in Medicine*, t. 43, p. 481-492, 2020.
- [37] M. ŠAVC et A. HOLOBAR, "Non-Negative matrix factorization of simulated high density surface electromyograms reflects both muscle excitation and muscle shortening," *IEEE Access*, t. 9, p. 70 548-70 555, 2021.
- [38] D. ZAZULA, A. HOLOBAR et M. DIVJAK, "Convolution Kernel Compensation Applied To 1D And 2D Blind Source Separation," in *International Conference on Security and Cryptography*, SCITEPRESS, t. 2, 2006, p. 126-133.
- [39] M. C. TRESCH, V. C. K. CHEUNG et A. D'AVELLA, "Matrix Factorization Algorithms for the Identification of Muscle Synergies : Evaluation on Simulated and Experimental Data Sets," *Journal of Neurophysiology*, t. 95, n° 4, p. 2199-2212, 2006.
- [40] R. CICHOCKI et al., *Non negative Matrix and Tensor Factorizations : Applications to Exploratory Multi-way Data Analysis and Blind Source Separation*. John Wiley & Sons, Ltd, 2009.
- [41] M. ROALD, C. SCHENKER, J. COHEN et E. ACAR, "PARAFAC2 AO-ADMM : Constraints in all modes," in *Proc. European Signal Processing Conference (EUSIPCO)*, 23 août 2021, p. 1040-1044.
- [42] H. LAURBERG, M. G. CHRISTENSEN, M. D. PLUMBLEY, L. K. HANSEN et S. H. JENSEN, "Theorems on Positive Data : On the Uniqueness of NMF," *Computational Intelligence and Neuroscience*, t. 2008, p. 1-9, 2008.
- [43] T. J. KOH et M. D. GRABINER, "Evaluation of methods to minimize cross talk in surface electromyography," *Journal of biomechanics*, t. 26, p. 151-157, 1993.
- [44] J. N. LEIJNSE, N. H. CAMPBELL-KYUREGHYAN, D. SPEKTOR et P. M. QUESADA, "Assessment of individual finger muscle activity in the extensor digitorum communis by surface EMG," *Journal of neurophysiology*, t. 100, n° 6, p. 3225-3235, 2008.
- [45] "Rehab My Patient." Accessed on 12 octobre 2023. (2020), adresse : <https://www.rehabmypatient.com/hand-fingers-thumb/2>.
- [46] R. M. BUSCHBACHER, *Anatomical Guide for the Electromyographer : The Limbs and Trunk*. Charles C Thomas Pub Ltd.

- 
- [47] W. KARUSH, “Minima of functions of several variables with inequalities as side constraints,” *M. Sc. Dissertation. Dept. of Mathematics, Univ. of Chicago*, 1939.
- [48] L. MESIN, “Optimal spatio-temporal filter for the reduction of crosstalk in surface electromyogram,” *Journal of neural engineering*, t. 15, n° 1, p. 016 013, 2018.
- [49] E. ACAR, T. G. KOLDA et D. M. DUNLAVY, *All-at-once Optimization for Coupled Matrix and Tensor Factorizations*, 2011. arXiv : 1105.3422 [math.NA].
- [50] R. A. HARSHMAN, “PARAFAC2 : Mathematical and technical notes,” *UCLA Working Papers in Phonetics*, t. 22, p. 30-44, 1972.
- [51] J. E. COHEN, “Régularisation implicite des factorisations de faible rang pénalisées,” in *GRETSI*, août 2023.
- [52] S. BOYD, N. PARIKH, E. CHU, B. PELEATO, J. ECKSTEIN et al., “Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers,” *Foundations and Trends® in Machine learning*, t. 3, n° 1, p. 1-122, 2011.
- [53] J. E. COHEN et R. BRO, “Nonnegative PARAFAC2 : A Flexible Coupling Approach,” in *Latent Variable Analysis and Signal Separation*, Springer International Publishing, 2018, p. 89-98.
- [54] L. CONDAT, “A Direct Algorithm for 1-D Total Variation Denoising,” *IEEE Signal Processing Letters*, t. 20, n° 11, p. 1054-1057, 2013.
- [55] H. A. L. KIERS, J. M. F. ten BERGE et R. BRO, “PARAFAC2 Part I. A direct fitting algorithm for the PARAFAC2 model,” *Journal of Chemometrics*, t. 13, n° 3-4, p. 275-294, 1999.

---

**Résumé** — L'utilisation du signal électrique musculaire de surface (EMG) dans une perspective biomécanique, thérapeutique ou pour la commande nécessite une forte sélectivité spatiale des signaux. Pour des muscles contigus, cette contrainte est rarement observée rendant l'utilisation du signal EMG difficile. La diaphonie, ou contamination croisée des signaux, inhérentes aux enregistrements doit alors être supprimée. Cette thèse a pour but de proposer des méthodes pour séparer la diaphonie lorsque les muscles extenseurs de l'index et du petit doigt sont en contraction simultanée. Notre travail consiste alors à extraire l'activité musculaire liée à chaque muscle dans un contexte de séparation de sources. Pour cela, une première partie du travail a consisté à élaborer une base de données, de qualité et exploitable, en enregistrant de manière non invasive les signaux EMG à partir de matrices d'électrodes, et à la mettre en forme pour la mettre à disposition de la communauté scientifique. Dans un second temps, diverses approches de traitement du signal ont été mise en œuvre pour réduire la diaphonie. Au final, nous proposons une méthode basée sur la décomposition tensorielle non négative de type PARAFAC2 appliquée aux enveloppes des signaux EMG obtenues à partir de la RMS sur des fenêtres glissantes afin de séparer l'activité de chaque muscle. L'originalité du modèle proposé repose sur l'ajout de deux contraintes principales en plus de celles relatives à PARAFAC2. La première contrainte est liée à la physiologie musculaire et implique la continuité spatiale des cartes d'acquisition, tandis que la seconde contrainte est relative à notre protocole expérimental et introduit de la parcimonie. Le modèle a été testé et validé sur des signaux réels puis sur des mélanges artificiels de signaux réels. La méthode proposée offre de meilleures performances de séparation par rapport à l'algorithme NN-PARAFAC2 et plus généralement par rapport à l'ensemble des autres méthodes de séparation de sources classiquement utilisées. Les limites et perspectives sont envisagées dans la dernière partie du document.

**Mots clés** : Séparation de sources, Signaux EMG de surface à haute densité, Diaphonie, Méthodes tensorielles, Bases de données de signaux HD-sEMG, Muscles de la main.

---

---

**Abstract** — The use of surface electromyographic (EMG) signals in a biomechanical, therapeutic, or control perspective requires a high spatial selectivity of the signals. In the case of adjacent muscles, this constraint is rarely met, making EMG signal utilization challenging. Crosstalk, or signal contamination inherent in recordings, must be eliminated.

This thesis aims to propose methods for separating crosstalk when the extensor muscles of the index and little finger contract simultaneously. Our work focuses on extracting the muscle activity associated with each muscle in a source separation context. To achieve this, the initial part of the work involved creating a high-quality and usable database by non-invasively recording EMG signals from electrode arrays and formatting it for the scientific community's use. In the next phase, various signal processing approaches were employed to reduce crosstalk. Ultimately, we present a method based on non-negative tensor decomposition of



the PARAFAC2 type applied to the envelopes of EMG signals obtained through root mean square (RMS) on sliding windows to separate the activity of each muscle. The uniqueness of the proposed model lies in the addition of two primary constraints in addition to those associated with PARAFAC2. The first constraint is related to muscle physiology and involves spatial continuity in the acquisition maps, while the second constraint is specific to our experimental protocol and introduces sparsity. The model was tested and validated on real signals and artificial mixtures of real signals. The proposed method demonstrates superior separation performance compared to the NN-PARAFAC2 algorithm and, more broadly, relative to conventional source separation methods. The document concludes by discussing its limitations and potential future directions.

**Keywords :** Sources separation, High density surface electromyographic signals, Cross-talk, Tensor decomposition, HD-sEMG signals database, Hand muscles.

---

GIPSA-lab (Grenoble Images Parole Signal Automatique), 11 Rue des Mathématiques, 38400 Saint-Martin-d'Hères