

# Décomposition tensorielle PARAFAC2 contrainte pour l'estimation du niveau de force à partir de signaux EMG de surface

Abilé MAGBONDE Franck QUAINÉ Bertrand RIVET

Univ. Grenoble Alpes, CNRS, Grenoble INP, GIPSA-lab  
Grenoble, France

**Résumé** – Cet article propose une méthode de décomposition tensorielle non-négative basée sur PARAFAC2 pour réduire la diaphonie au cours d'une extension simultanée des doigts de l'index et du petit doigt à partir des signaux sEMG de surface. La méthode proposée intègre des contraintes physiologiques relatives aux signaux sEMG et permet de traiter les capteurs dysfonctionnels par intermittence pouvant différer à chaque essai. Les simulations numériques obtenues à partir des signaux sEMG réels montrent que cette méthode donne des performances similaires à la méthode PARAFAC2 non-négative mais, le plus souvent, avec une seule composante estimée par muscle ce qui la rend plus facile à interpréter. La prise en compte des capteurs dysfonctionnels par intermittence est d'un grand intérêt dans la pratique.

**Abstract** – This article proposes a non-negative tensor decomposition method based on PARAFAC2 to reduce crosstalk during simultaneous extension of the index and little finger using surface electromyography (sEMG) signals. The proposed method integrates physiological constraints related to sEMG signals and can handle intermittent dysfunctional sensors. Numerical simulations using real sEMG signals show that this method provides similar performance to non-negative PARAFAC2 but with, most of the time, only one estimated component per muscle, making it easier to interpret. The importance of considering dysfunctional intermittent sensors is emphasized as being of practical interest.

## 1 Introduction

La mesure de l'activité musculaire d'un muscle par l'électromyographie (EMG) est une technologie répandue dans divers domaines. Elle est en particulier utilisée pour la fabrication de prothèses, pour la rééducation de la main ou pour les interactions muscle-ordinateur [16]. L'électromyographie de surface (sEMG), à l'aide d'électrodes à haute densité, est une méthode non invasive permettant d'enregistrer l'activité musculaire. Néanmoins, l'estimation de celle-ci pour chaque muscle est limitée par la diaphonie [4, 19], qui se produit lorsque les électrodes captent l'activité électrique de plusieurs muscles simultanément et pas uniquement celle liée au muscle d'intérêt, entraînant des observations mélangeant plusieurs activités musculaires. Pour résoudre ce problème, des méthodes de séparation de sources aveugles [5, 2] ont été testées pour réduire ou éliminer cette diaphonie. Cependant, la modélisation de mélanges instantanés linéaires souvent utilisée pour modéliser les sEMG suppose que les sources sont fixes, ce qui n'est pas toujours le cas pour les signaux EMG qui sont générés par la propagation des potentiels d'action le long des unités motrices [12]. Une façon de contourner ce problème est de chercher à décomposer les enveloppes des signaux sEMG plutôt que ceux-ci directement puisque ces enveloppes vérifient un mélange linéaire instantané non négatif. Ainsi, la factorisation matricielle non-négative (NMF) [10] a été utilisée pour éliminer la diaphonie sur des mélanges de signaux sEMG en utilisant leurs enveloppes [18, 17], mais les composantes estimées ne sont pas nécessairement liées à l'activité musculaire spécifique en raison de la non-unicité de cette décomposition [9].

Cette étude propose une décomposition tensorielle non négative utilisant des modèles PARAFAC2 [?, 1, 15] pour séparer

les activités musculaires des signaux sEMG contaminés par la diaphonie, en particulier pour les muscles extenseurs des doigts. La méthode proposée étend les décompositions NMF classiques [18, 17] à une décomposition PARAFAC2 non négative [1, 15] en empilant plusieurs essais d'extension de doigts. Par rapport à l'algorithme NN-PARAFAC, la méthode proposée permet d'obtenir de meilleures performances de séparation, ce qui en fait une approche prometteuse pour l'analyse des signaux sEMG contaminés par la diaphonie.

Le reste de l'article est structuré comme suit : la section 2 décrit notre méthode proposée, la section 3 présente le protocole expérimental et les résultats avant de conclure en section 4.

## 2 Méthode

Une modélisation classique du signal sEMG est de le considérer comme un mélange linéaire instantané de potentiels d'activation générés par chaque fibre musculaire, conduisant à

$$\mathbf{z}(t) = \mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (1)$$

où  $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^P$  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  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{P \times N}$  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.

Néanmoins, cette modélisation néglige la physiologie musculaire puisque les signaux électriques générés par l'activité musculaire sont issus de la propagation des potentiels d'action le long des fibres musculaires, ainsi une meilleure modélisation serait un modèle linéaire instantané de sources mobiles [12, 13]. Cependant une telle modélisation est difficile-

ment exploitable à cause du grand nombre de fibres musculaires constituant chaque muscle et du grand nombre de potentiels d'action généré à chaque contraction des muscles. Ainsi, nous avons opté pour un changement de modèle en calculant la puissance des signaux sEMG sur des fenêtres glissantes ce qui permet d'utiliser les enveloppes temporelles plutôt que les sEMG :

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

où  $\Delta T = 2\Delta l + 1$  la durée de la trame et  $x_p(i)$  représente les profils de puissance, définissant ainsi une matrice  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}_+^{P \times N}$ , où  $N$  est le nombre total d'échantillons des signaux sEMG, avec  $[\mathbf{X}]_{p,i} = x_p(i)$ .

## 2.1 De la NMF à PARAFAC2 pour la réduction de la diaphonie des signaux sEMG

Pour séparer les activités de chaque muscle, il est alors possible d'utiliser une factorisation non négative de matrices [10, 18, 17] sur les différents profils de puissance obtenus par (2) pour chacun des essais  $\mathbf{X}_k$  :

$$\forall k, \quad \mathbf{X}_k \approx \mathbf{A}\mathbf{H}_k, \quad (3)$$

où  $\mathbf{A} \in \mathbb{R}_+^{P \times R}$  et  $\mathbf{H}_k \in \mathbb{R}_+^{R \times N_k}$  sont respectivement les profils spatiaux et temporels,  $R$  le nombre de composantes et  $N_k$  le nombre d'échantillons du  $k^{\text{ème}}$  essai. Il est intéressant de noter que les profils spatiaux des muscles extenseurs des deux doigts sont identiques au cours des différents essais effectués par un même sujet pendant une même session d'acquisition, car dépendant de la position relative des muscles et des capteurs. Il n'en est pas de même pour les profils temporels qui dépendent des mouvements effectués.

Ainsi, il est possible de traiter l'ensemble des essais simultanément en optant pour une décomposition tensorielle de type PARAFAC2 [6] qui bénéficie d'une unicité de la décomposition contrairement à une NMF

$$\forall k, \quad \mathbf{X}_k \approx \mathbf{A}\mathbf{D}_k\mathbf{B}_k^T, \quad (4)$$

où  $\mathbf{D}_k\mathbf{B}_k^T = \mathbf{H}_k$ , avec  $\cdot^T$  la transposée,  $\mathbf{D}_k \in \mathbb{R}_+^{R \times R}$  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. Le modèle PARAFAC2 impose également que  $\mathbf{B}_{k_1}^T\mathbf{B}_{k_1} = \mathbf{B}_{k_2}^T\mathbf{B}_{k_2}$  pour tout  $(k_1, k_2)$  pour assurer l'identifiabilité du modèle [6].

## 2.2 PARAFAC2 contrainte

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. C'est pourquoi, nous proposons une modélisation des enregistrements qui prend en compte ces problèmes. L'équation (4) devient alors

$$\forall k, \quad \tilde{\mathbf{X}}_k \approx \mathbf{G}_k\mathbf{A}\mathbf{D}_k\mathbf{B}_k^T, \quad (5)$$

où  $\mathbf{G}_k \in \mathbb{R}^{P_k \times P}$  représente ainsi la sélection des  $P_k$  capteurs utilisables parmi tous les  $P$  lors du  $k^{\text{ème}}$  essai. 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 du  $k^{\text{ème}}$  essai ne contenant que les électrodes exploitables.

En plus de la non-négativité et de la contrainte liée à l'identifiabilité du modèle PARAFAC2, nous proposons des contraintes supplémentaires sur les facteurs pour tenir compte de la physiologie des EMG.

Notre modèle est ainsi défini comme suit :

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{A}}, \{\hat{\mathbf{D}}_k, \hat{\mathbf{B}}_k\}_k = \arg \min \sum_{k=1}^K \left\| \tilde{\mathbf{X}}_k - \mathbf{G}_k\mathbf{A}\mathbf{D}_k\mathbf{B}_k^T \right\|_F^2 \\ + \gamma_A g_A(\mathbf{A}) + \nu_S(\mathbf{A}) + \gamma_C g_C(\mathbf{C}) + \nu_+(\mathbf{C}) \\ + \sum_{k=1}^K (\gamma_{B_k} g_{B_k}(\mathbf{B}_k) + \nu_S(\mathbf{B}_k)) + \nu_{PF2}(\{\mathbf{B}_k\}_k) \end{aligned} \quad (6)$$

où  $\mathbf{C} \in \mathbb{R}_+^{K \times R}$  dont les lignes sont les éléments diagonaux des matrices  $\mathbf{D}_k$ ,  $g_A(\cdot)$ ,  $g_{B_k}(\cdot)$  et  $g_{D_k}(\cdot)$  sont des contraintes de régularisation spécifiques aux signaux sEMG basées sur leurs caractéristiques ou liées à leur mode d'acquisition,  $\gamma_A$ ,  $\gamma_{B_k}$  and  $\gamma_{D_k}$  sont des hyperparamètres ajustables pour pondérer l'importance de ces *a priori* physiologiques.  $\nu_+(\cdot)$  représente l'indicatrice de non-négativité et  $\nu_{PF2}(\cdot)$  celle de PARAFAC2 :  $\nu_{PF2}(\{\mathbf{B}_k\}_k) = 0$  si  $\mathbf{B}_k^T\mathbf{B}_k$  est constant pour tout  $k$  et égal à  $+\infty$  sinon. L'indicatrice  $\nu_S(\cdot)$  de projection sur le simplexe permet d'assurer la non-négativité des facteurs mais aussi d'éviter le problème de facteur d'échelle inhérent au modèle PARAFAC2 en reportant uniquement sur les facteurs  $\mathbf{D}_k$  l'ajustement des amplitudes.

Pour optimiser le critère (6), nous utilisons un schéma AO-ADMM en suivant [15]. Ce principe permet d'avoir un algorithme d'optimisation efficace et simple puisque chaque facteur est optimisé alternativement et que pour chacun d'eux, la prise en compte des pénalisations se fait directement lorsque celles-ci sont quadratiques ou par des opérateurs proximaux pour les autres.

### 2.2.1 Optimisation des profils spatiaux A

Les profils spatiaux devant refléter la morphologie des muscles, nous avons proposé une contrainte  $g_A$  qui assure leur régularité spatiale

$$g_A(\mathbf{A}) = \text{Tr}(\mathbf{A}^T\mathbf{L}\mathbf{A}) \quad (7)$$

où  $\text{Tr}(\cdot)$  est la trace et  $\mathbf{L} \in \mathbb{R}^{P \times P}$  est la matrice laplacienne garantissant que chaque profil spatial ait une variation spatiale régulière, similaire à la forme musculaire. Ainsi,

$$\begin{aligned} \text{vec}(\mathbf{A}) \leftarrow \left( \mathbf{E}_k + \gamma_A(\mathbf{I}_R \otimes \mathbf{L}) + \frac{\rho_A}{2}\mathbf{I}_{RP} \right)^{-1} \\ \text{vec} \left( \mathbf{F}_k + \frac{\rho_A}{2}(\mathbf{Z}_A - \boldsymbol{\mu}_{Z_A}) \right), \end{aligned}$$

où  $\mathbf{E}_k = \sum_k (\mathbf{\Gamma}_k^T \mathbf{\Gamma}_k) \otimes (\mathbf{G}_k^T \mathbf{G}_k)$ ,  $\mathbf{\Gamma}_k = \mathbf{B}_k\mathbf{D}_k$ ,  $\mathbf{I}_q$  est la matrice identité de taille  $q$ ,  $\otimes$  le produit de Kronecker,  $\mathbf{F}_k = \sum_k \mathbf{G}_k^T \tilde{\mathbf{X}}_k \mathbf{\Gamma}_k$  et  $\text{vec}(\cdot)$  l'opérateur de vectorisation. Finalement,  $\mathbf{Z}_A \in \mathbb{R}^{P \times R}$  est la matrice des variables additionnelles,  $\boldsymbol{\mu}_A \in \mathbb{R}^{P \times R}$  celle des duales et  $\rho_A$  le paramètre dual. De plus

$$\mathbf{Z}_A \leftarrow \text{prox}_S(\mathbf{A} + \boldsymbol{\mu}_{Z_A}),$$

où  $\text{prox}_S$  est l'opérateur proximal du simplexe [14].

## 2.2.2 Optimisation des profils temporels $\mathbf{B}_k$

En accord avec le protocole expérimental (voir le paragraphe 3.1), nous avons choisi la variation totale (TV) pour les facteurs temporels ( $\mathbf{B}_k$ ) car les masses suspendues sur les doigts du sujet génèrent des niveaux de force constants par morceau, qui peuvent être bien définis par une pénalisation TV

$$g_{B_k}(\mathbf{B}_k) = \text{TV}(\mathbf{B}_k) = \sum_{i,j} |[\mathbf{B}_k]_{i,j} - [\mathbf{B}_k]_{i-1,j}|. \quad (8)$$

Ainsi,

$$\forall k, \mathbf{B}_k \leftarrow \left( \mathbf{J}_k + \frac{\rho_{Z_{B_k}}}{2} (\mathbf{Z}_{B_k} - \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}) + \frac{\rho_{V_{B_k}}}{2} (\mathbf{V}_{B_k} - \boldsymbol{\mu}_{V_{B_k}}) + \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} (\mathbf{Y}_{B_k} - \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}) \right) \left( \mathbf{M}_k + \frac{\rho_{Z_{B_k}} + \rho_{V_{B_k}} + \rho_{Y_{B_k}}}{2} \mathbf{I}_{N_k} \right)^{-1},$$

$$\forall k, \mathbf{V}_{B_k} \leftarrow \text{prox}_S(\mathbf{B}_k + \boldsymbol{\mu}_{V_{B_k}}),$$

$$\forall k, \mathbf{Z}_{B_k} \leftarrow \text{prox}_{\frac{\gamma_{B_k}}{\rho_{Z_{B_k}}} \text{TV}}(\mathbf{B}_k + \boldsymbol{\mu}_{Z_{B_k}}),$$

$$\{\mathbf{Y}_{B_k}\}_k = \arg \min_{\{\mathbf{Y}_k\}_k} \iota_{PF2}(\{\mathbf{Y}_{B_k}\}_k) + \sum_k \frac{\rho_{Y_{B_k}}}{2} \|\mathbf{B}_k - \mathbf{Y}_{B_k} + \boldsymbol{\mu}_{Y_{B_k}}\|_F^2,$$

où  $\mathbf{J}_k = \tilde{\mathbf{X}}_k^T \mathbf{A}_k \mathbf{D}_k$ ,  $\mathbf{A}_k = \mathbf{G}_k \mathbf{A}$  et  $\mathbf{M}_k = \mathbf{D}_k \mathbf{A}_k^T \mathbf{A}_k \mathbf{D}_k$ . L'opérateur proximal de la variation totale peut être calculé efficacement par [3] et la dernière optimisation grâce à [8].

## 2.2.3 Optimisation des facteurs d'amplitude $\mathbf{C}$

Finalement, pour assurer une certaine parcimonie dans la décomposition de sorte à limiter le nombre de composantes nécessaire à la description des données, une pénalisation de type norme mixte  $\ell_{2,1}$  sur le facteur d'amplitude  $\mathbf{C}$  est utilisée

$$g_C(\mathbf{C}) = \|\mathbf{C}\|_{2,1} = \sum_j \left| \sum_i |C_{i,j}| \right|^{1/2}.$$

Ainsi, les lignes  $\mathbf{d}_k$  de  $\mathbf{C}$  sont mise à jour par

$$\forall k, \mathbf{d}_k \leftarrow \left( \frac{\rho_{z_{d_k}} + \rho_{y_{d_k}}}{2} \mathbf{I}_R + (\mathbf{A}_k^T \mathbf{A}_k) \odot (\mathbf{B}_k^T \mathbf{B}_k) \right)^{-1} \left( \frac{\rho_{z_{d_k}}}{2} (\mathbf{z}_{d_k} - \boldsymbol{\mu}_{z_{d_k}}) + \frac{\rho_{y_{d_k}}}{2} (\mathbf{y}_{d_k} - \boldsymbol{\mu}_{y_{d_k}}) + \text{diag}(\mathbf{A}_k \mathbf{X}_k \mathbf{B}_k^T) \right),$$

$$\forall k, \mathbf{z}_{d_k} \leftarrow \text{prox}_{\frac{\gamma_C}{\rho_{z_{d_k}}} \|\cdot\|_{2,1}}(\mathbf{d}_k + \boldsymbol{\mu}_{z_{d_k}}),$$

$$\forall k, \mathbf{y}_{d_k} \leftarrow [\mathbf{d}_k + \boldsymbol{\mu}_{y_{d_k}}]_+,$$

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

En complément de ces mises à jour, celles des variables duales se fait classiquement par  $\boldsymbol{\mu}_\alpha \leftarrow \boldsymbol{\mu}_\alpha + \boldsymbol{\alpha} - \mathbf{Z}_\alpha$  pour chacune d'entre elles ( $\boldsymbol{\alpha}$ ). Finalement, pour tous les facteurs, les paramètres duaux  $\rho_\alpha$  sont choisis selon [7].

## 3 Résultats

Cette partie présente tout d'abord le protocole expérimental et les données d'EMG enregistrées, puis sont présentés les critères et résultats d'évaluation de la méthode de séparation proposée.

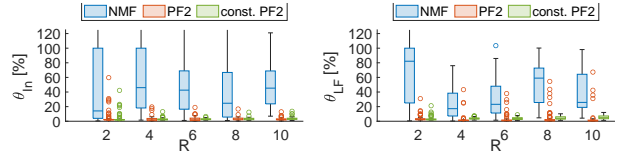


FIGURE 1 : Comparaison des performances d'estimation (index à gauche et petit doigt à droite). Boîtes : 1<sup>er</sup> et 3<sup>ème</sup> quartiles (bords inférieurs et supérieurs), médiane (ligne dans la boîte), valeurs extrêmes (moustaches) et valeurs aberrantes (o).

## 3.1 Protocole expérimental et signaux sEMG

Le protocole est basé sur l'analyse des muscles Extensor Digitorum Communis de l'index ( $EDC_{index}$ ) et du petit doigt ( $EDC_{pd}$ ), qui sont indépendants sur le plan biomécanique [11], permettant de les enregistrer de façon isolée. L'expérience consistait en l'extension individuelle du muscle  $EDC_{index}$  et de celui  $EDC_{pd}$ , ainsi que de l'extension simultanée des deux doigts. Une caméra filmaient également la position des doigts (système quasylis). 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 pour faire varier le niveau de force généré.

Les signaux sEMG ont été enregistrés sur un total de 12 sujets (7 hommes et 5 femmes) sains ne présentant pas pathologies de l'avant-bras, volontaires ayant signé un formulaire de consentement. Une matrice de taille  $8 \times 8$  (Quattrocento, OT Bioelectronica) posée sur l'avant bras a permis d'enregistrer les signaux ( $P = 64$ ) à une fréquence de 2048 Hz et ceux-ci ont été filtrés entre 10 – 500Hz. Parmi les essais, le nombre de capteurs dysfonctionnels variait entre 0 et 12 par essai (1<sup>er</sup>, 2<sup>nd</sup>, 3<sup>ème</sup> quartile : 1, 2 et 3).

En plus de ces signaux, des mélanges artificiels de ces signaux sEMG ont été créés en sommant des signaux provenant de l'extension de chaque doigt individuel :  $\mathbf{z}(t) = \alpha_1 \mathbf{z}_{in}(t) + \alpha_2 \mathbf{z}_{lf}(t)$ , où  $\mathbf{z}_{in}(t)$  (resp.  $\mathbf{z}_{lf}(t)$ ) sont les sEMG enregistrés pendant l'extension de l'index (resp. petit doigt) seulement et  $\alpha_1$  et  $\alpha_2$  sont des nombres aléatoires. L'intérêt de ces mélanges est qu'ils permettent d'avoir des signaux de référence pour chaque doigt sans contamination croisée.

## 3.2 Résultats sur mélanges artificiels

La qualité de séparation a été évaluée en calculant l'erreur relative entre les composantes estimées et les signaux de référence de chaque doigt :

$$\theta_k^{(j)} = \frac{\|\hat{\mathbf{S}}_k^{(j)} - \mathbf{S}_k^{(j)}\|_F^2}{\|\mathbf{S}_k^{(j)}\|_F^2}, \quad (9)$$

avec  $j = \text{index ou petit doigt}$  et  $\hat{\mathbf{S}}_k^{(j)}$  (resp.  $\mathbf{S}_k^{(j)}$ ) étant le profil de puissance estimé (resp. de référence). Plus l'erreur est faible, meilleure est la performance.

Pour chaque sujet, 12 mélanges artificiels ont été créés comme indiqué plus haut puis leurs profils de puissance calculés (2) avant de créer le tenseur d'observation ( $K = 12$ ). Cette configuration est répétée aléatoirement 10 fois.

La performance de la méthode proposée ("const. PF2") est comparée à la méthode PARAFAC2 non-négative ("PF2") et à la factorisation en matrice non-négative ("NMF"). La figure 1 montre que les méthodes tensorielles en terme de performance sont supérieures à la NMF pour séparer la contribution de

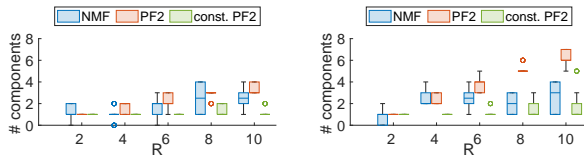


FIGURE 2 : Nombre de composantes associées à l’index (gauche) et au petit doigt (droite). Boîtes : 1<sup>er</sup> et 3<sup>ème</sup> quartiles (bords inférieurs et supérieurs), médiane (ligne dans la boîte), valeurs extrêmes (moustaches) et valeurs aberrantes (◦).

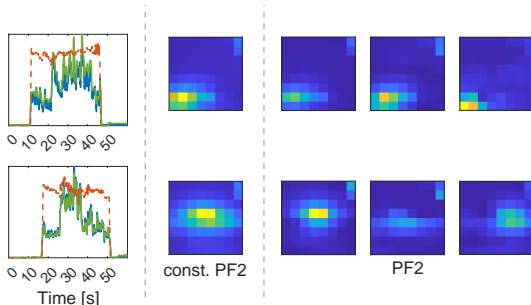


FIGURE 3 : Séparation sur des mélanges réels. Gauche : estimation de la force temporelle (— position des doigts capturée par la caméra, — PF2 et — const. PF2). Milieu (respectivement droite) : cartes spatiales pour const. PF2 (respectivement PF2). Ligne supérieure : index, ligne inférieure : petit doigt.

chaque doigt en raison l’identifiabilité de PARAFAC2 par rapport à la NMF et ce pour toutes les rangs,  $R$ , testés.

Les résultats montrent également que la méthode proposée “const. PF2” nécessite moins de composantes (pour la plupart une composante par doigt) pour obtenir pratiquement les mêmes performances que la méthode “PF2” (Fig. 2), ce qui est un avantage pratique car cela évite de savoir comment regrouper les composantes par doigt.

### 3.3 Illustration avec les mélanges réels

Les méthodes “mod. PF2” et “PF2” ont été appliquées sur des signaux réels et ont fourni des estimations temporelles similaires aux activités musculaires ( $\hat{D}_k \hat{B}_k^T$ ) et en adéquation avec le protocole : “repos, niveau de force 1, niveau de force 2, niveau de force 1, repos” pour chaque doigt et confirmé par les données de la caméra (Fig. 3). Les deux phases de changement de niveau sont matérialisées par les positions où il y a le plus de fluctuations. L’inspection visuelle a confirmé que la méthode proposée nécessitait une seule composante par doigt. En revanche, la méthode PF2 a nécessité plus d’une composante, avec des contributions musculaires réparties entre les composants, sans lien avec la physiologie des muscles.

## 4 Conclusion et perspectives

Une nouvelle méthode tensorielle, fondée sur PARAFAC2 incluant des contraintes suivant les propriétés physiologiques des signaux sEMG, pour réduire le cross-talk en sEMG a été proposée. Comparée à une NMF ou une décomposition PARAFAC2 sans contraintes, elle fournit des estimations de qualité supérieure (NMF) ou comparable (PARAFAC2). De plus, elle nécessite moins de composantes, facilitant leur identification et permet de prendre en compte efficacement des capteurs défectueux de façon intermittente. De travaux futurs permettront de détecter ces capteurs dysfonctionnels automatiquement.

## Références

- [1] J. E. COHEN et R. BRO : Nonnegative PARAFAC2 : A flexible coupling approach. *In Proc. LVA-ICA*, pages 89–98. (2018).
- [2] P. COMON et C. JUTTEN, éditeurs. *Handbook of Blind Source Separation Independent Component Analysis and Applications*. Academic Press, 2010.
- [3] L. CONDAT : A direct algorithm for 1-D total variation denoising. *IEEE Sig. Proc. Letters*, 20(11):1054–1057, 2013.
- [4] C. J. DE LUCA et R. MERLETTI : Surface myoelectric signal cross-talk among muscles of the leg. *Electroencephalogr. clin. neurophysiol.*, 69(6):568–575, 1988.
- [5] D. FARINA, C. FÉVOTTE, C. DONCARLI et R. MERLETTI : Blind separation of linear instantaneous mixtures of nonstationary surface myoelectric signals. *IEEE Trans. Biomedical Engineering*, 51(9):1555–1567, 2004.
- [6] R. A. HARSHMAN : PARAFAC2 : Mathematical and technical notes. *UCLA Working Papers in Phonetics*, 22:30–44, 1972.
- [7] K. HUANG, N. D. SIDIROPOULOS et A. P. LIAVAS : A flexible and efficient algorithmic framework for constrained matrix and tensor factorization. *IEEE Trans. Sig. Proc.*, 64:5052–65, 2016.
- [8] H. A. L. KIERS, J. M. F. ten BERGE et R. BRO : PARAFAC2 part I. a direct fitting algorithm for the PARAFAC2 model. *J. Chemometrics*, 13(3-4):275–294, 1999.
- [9] 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*, 2008:1–9, 2008.
- [10] D. D. LEE et H. S. SEUNG : Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization. *Nature*, 401(6755):788–791, 1999.
- [11] 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*, 100(6):3225–3235, 2008.
- [12] M. LÉOUFFRE, F. QUAINÉ et C. SERVIÈRE : Testing of instantaneity hypothesis for blind source separation of extensor indicis and extensor digiti minimi surface electromyograms. *J. Electromyography and Kinesiology*, 23(4):908–915, 2013.
- [13] R. MERLETTI, A. HOLOBAR et D. FARINA : Analysis of motor units with high-density surface electromyography. *J. Electromyography and Kinesiology*, 18(6):879–890, 2008.
- [14] C. MICHELOT : A finite algorithm for finding the projection of a point onto the canonical simplex of  $R^n$ . *J. Opt. Theory and Appl.*, 50(1):195–200, juillet 1986.
- [15] M. ROALD, C. SCHENKER, J. COHEN et E. ACAR : PARAFAC2 AO-ADMM : Constraints in all modes. *In Proc. EUSIPCO*, pages 1040–1044, 2021.
- [16] A. D. ROCHE, H. REHBAUM, D. FARINA et O. C. ASZMANN : Prosthetic myoelectric control strategies : a clinical perspective. *Cur. Surgery Rep.*, 2(3):1–11, 2014.
- [17] M. ŠAVC et A. HOLOBAR : Non-negative matrix factorization of simulated high density surface electromyograms reflects both muscle excitation and muscle shortening. *IEEE Access*, 9:70548–70555, 2021.
- [18] 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. *J. Neuro.*, 95(4):2199–2212, 2006.
- [19] D. A. WINTER, A. J. FUGLEVAND et S. E. ARCHER : Crosstalk in surface electromyography : theoretical and practical estimates. *J. Electromyography and Kinesiology*, 4(1):15–26, 1994.