



POLYTECHNIQUE  
MONTRÉAL

UNIVERSITÉ  
D'INGÉNIERIE

# Outil de classification du mouvement du bras à partir de signaux électromyographiques (EMG)

Doha Zrouki, doha.zrouki@polymtl.ca  
Sous la direction de Prof. Lama Séoud

Dans le cadre du cours GBM3100  
projet individuel en génie biomédical  
Le 19 avril 2023

## 1. Introduction

### Mise en contexte

Plusieurs conditions médicales causent une atrophie, dystrophie ou faiblesse musculaire des membres supérieurs, nécessitant le recours à des prothèses, des exosquelettes, des bras robotiques, etc.

### Problématique

Le contrôle de ces robots est assez complexe et nécessite des données biologiques en temps réel de l'utilisateur, les signaux électromyographiques (EMG) sont les plus utilisés, en addition à d'autres types de capteurs d'angle et de position. Un des défis est le traitement du signal EMG et l'extraction d'information utile de ce dernier. Ces signaux sont de très basse amplitude et sont sujets à plusieurs types de bruit (Wu et al., 2019).

### Solution proposée

Mon projet se focalise sur le traitement du signal EMG lors du mouvement de l'avant bras, l'objectif est de prédire le mouvement effectué à partir de signaux EMG bruts provenant d'une base de donnée publique (Jarque-Bou et al., 2019)

### Spécifications fonctionnelles

#### Entrée / Sortie

- Entrée: Signaux EMG bruts provenant d'une base de donnée publique
- Sortie: Écran d'un ordinateur → mouvement prédit

#### Fonctions

- Analyser le signal afin de déterminer le mouvement effectué parmi une liste prédéfinie de 26 choix (mouvements sur lesquels le modèle a été entraîné)
- Afficher la prédiction du mouvement effectué à partir des signaux EMG des électrodes avec une précision d'au moins 80 % pour 3 mouvements différents
- Prédire un mouvement effectué à partir de signaux acquis

#### Facteurs humains

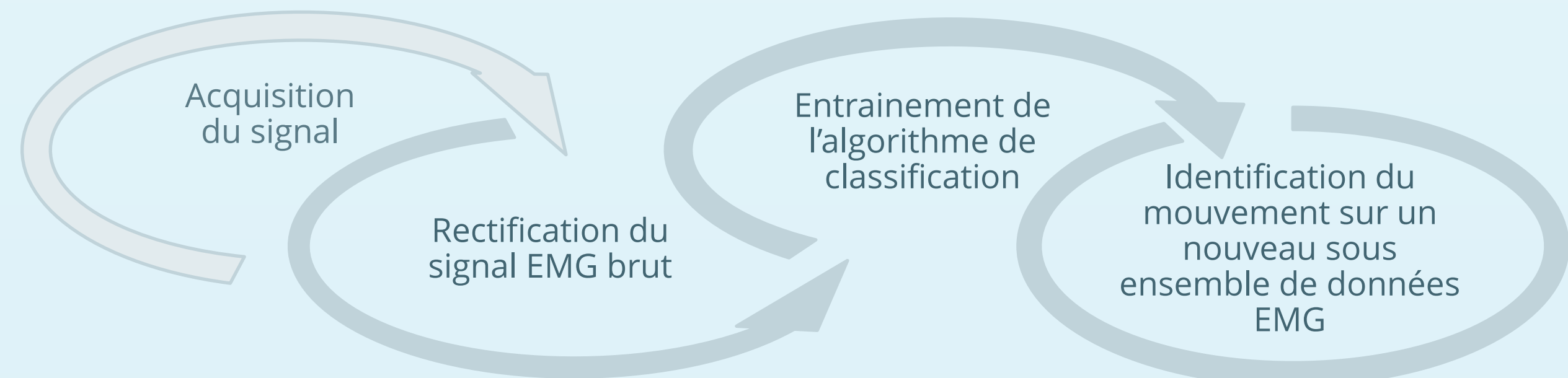
- Pour l'acquisition, les électrodes seront placées sur le bras droit de l'utilisateur

#### Réaction aux erreurs

- Si la prédiction est fautive, un second signal est utilisé pour le même mouvement

## 2. Méthodologie

Le projet consiste en deux blocs : l'algorithme de classification du mouvement (principal bloc) et l'acquisition du signal (pour la démonstration). Le diagramme suivant illustre les étapes principales.



### 2.1. Acquisition :

Montage d'un circuit d'amplification du signal EMG

Résistances utilisées pour avoir un gain de 100

$$\text{Gain} = 100 = 1 + \frac{2R}{R_{\text{gain}}} \rightarrow \begin{cases} R = 99k\Omega \\ R_{\text{gain}} = 2k\Omega \end{cases}$$

Le circuit est alimenté par un microcontrôleur ELEGOO MEGA2560 à 5V, qui permet également de récupérer le signal et de l'afficher sur l'écran de l'ordinateur avec un script python.

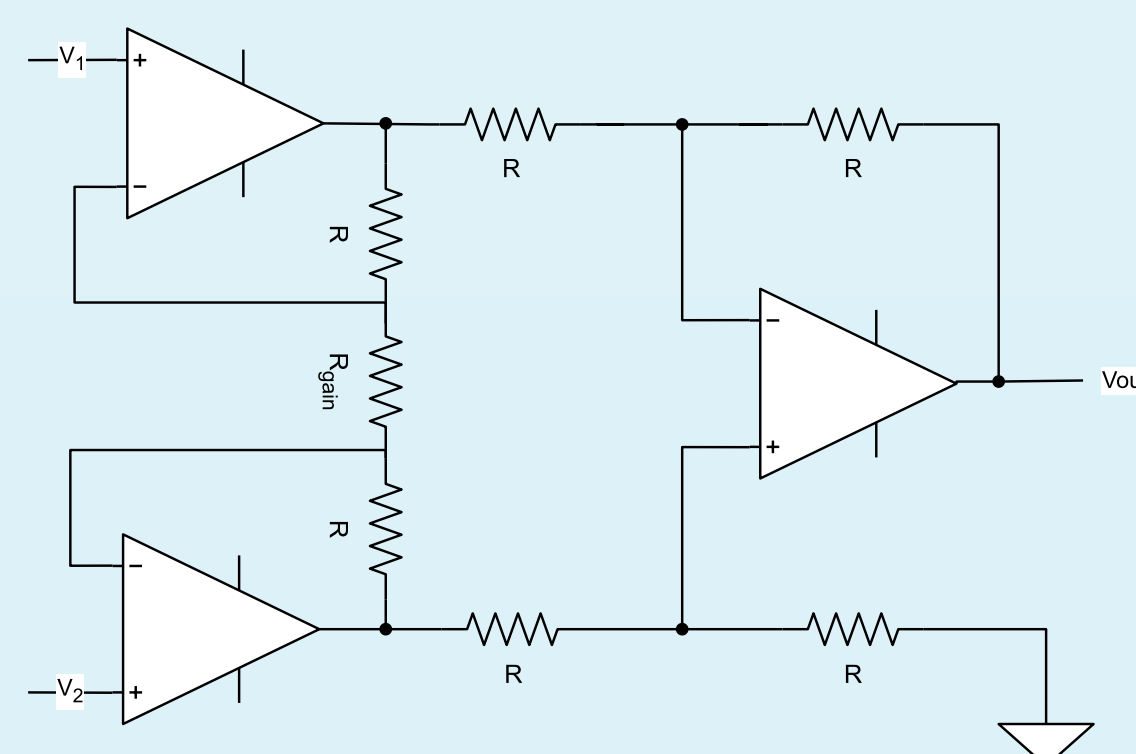


Figure 1. Circuit d'acquisition du signal EMG pour 1 canal

## 2. Méthodologie

### 2.2. Algorithme de classification :

Base de données publique (Jarque-Bou et al., 2019):

- 22 sujets
- 26 mouvements (ADL : Activities of Daily Living (Jarque-Bou et al., 2019))
- N=7 canaux EMG
- Fréquence d'échantillonnage : 1000 Hz

Tableau 1. Structure initiale des données, taille: [572, 10]

Sujet	temps	Canal 1	Canal 2	...	Canal N	ADL
1	[0, 0.001, ...]	[signal]	[signal]	...	[signal]	1
1	[0, 0.001, ...]	[signal]	[signal]	...	[signal]	26
2	[0, 0.001, ...]	[signal]	[signal]	...	[signal]	1
22	[0, 0.001, ...]	[signal]	[signal]	...	[signal]	26

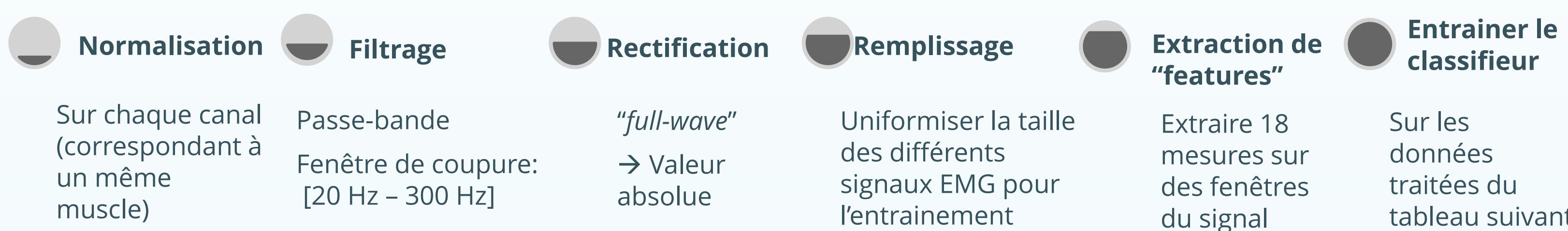


Tableau 2. Structure des données après le prétraitement, taille: [10296, 950]

S	Canal 1				...	Canal N				One hot encoder (features)				ADL
	W1	W2	...	Wz		W1	W2	...	Wz	W1	W2	...	Wz	
0	1.67e-7	1.59e-7	...	0.0		5.03e-7	4.55e-7	...	0.0	1	0	...	0	1
0	0.0007	0.00069	...	0.0		0.0012	0.0012	...	0.0	0	1	...	0	0
...	...	...	...	...		...	...	...	...	...	...	...	...	...
0	0.0	0.0	...	0.0		...	...	...	...	0	0	...	1	...
571	7.47e-6	1.09e-5	...	0.0		1.17e-6	5.44e-6	...	0.0	1	0	...	0	...
571	0.003635	0.004298	...	0.0		0.001567	0.0029	...	0.0	0	1	...	0	...
...	...	...	...	...		...	...	...	...	...	...	...	...	...
571	1.6955	1.3978	...	0.0		1.7198	1.6656	...	0.0	0	0	...	1	...

- Découpage en **z** fenêtres **W** de taille 500 ms se chevauchant de 250 ms.
- Utilisation de 18 "features" pour chacune des fenêtres (détail dans le rapport et sur Github (code QR au coin inférieur droit))

## 3. Résultats

Plusieurs classifieurs différents de la librairie *sk.learn* ont été testés. D'abord avec les hyperparamètres par défaut et ensuite, en effectuant une optimisation d'hyperparamètres. Le tableau suivant présente les résultats des tests effectués.

Tableau 3. Performances de 5 différents modèles de classification entraînés sur 60% de la base de données (Train), optimisés sur 20% de la base de données (Val) et testés sur le 20% restant (Test). (voir code QR pour le code source)

	Précision (%)					
	Hyperparamètres par défaut		Hyperparamètres optimisés			
Classifieurs	Train	Val	Train	Val	Test	Commentaires
SVM	31.91	19.62	73.01	52.94	53.25	Insatisfaisant
Random Forest	100	47.35	93.93	49.59	49.76	Sur-apprentissage ( <i>overfitting</i> )
CatBoost	90.04	61.39	90.04	61.39	60.44	Performant
XGB	100	92.52	100	92.52	91.80	Meilleur résultat
MLP	48.97	28.51	25.97	19.91	19.90	Insatisfaisant

Note : les performances du classifieur XGB sont meilleures lorsque ses paramètres par défaut sont utilisés. On obtient 91.8 % de précision sur le sous ensemble de test.

La cible d'au moins **80%** de précision sur **3** mouvements a été **dépassée**. Le classifieur XGB donne une précision de **91.8 %** sur **20** mouvements (voir Figure 2).

La cible de prédiction d'un mouvement à partir des signaux EMG acquis n'a pas été atteinte.

Raisons:

- Le modèle a été entraîné avec des signaux provenant de 8 paires d'électrodes placées sur 8 muscles de l'avant-bras (8 canaux), l'acquisition n'utilise qu'un seul canal.
- Le signal acquis est très bruité et sensible aux perturbations.

## 3. Résultats

Analyse de la précision des modèles pour chaque mouvement :

Pour chaque mouvement, la précision est calculée avec la formule suivante :

$$\text{Précision} = 100 \times \frac{TP_i}{TP_i + FP_i + FN_i}, \text{ où } TP_i \text{ correspond aux vrais positifs pour la classe } i, FP_i : \text{ les faux positifs pour la classe } i \text{ et } FN_i : \text{ les faux négatifs pour la classe } i.$$

Le graphique de la figure 2 illustre les résultats.

### Observations:

- Les performances du classifieur XGB dépassent celles des autres modèles, et ce, pour toutes les catégories de mouvement.
- Pour le classifieur XGB, **20** mouvements différents sont prédits avec une précision d'au moins **80%**, ce qui dépasse la cible initialement fixée.

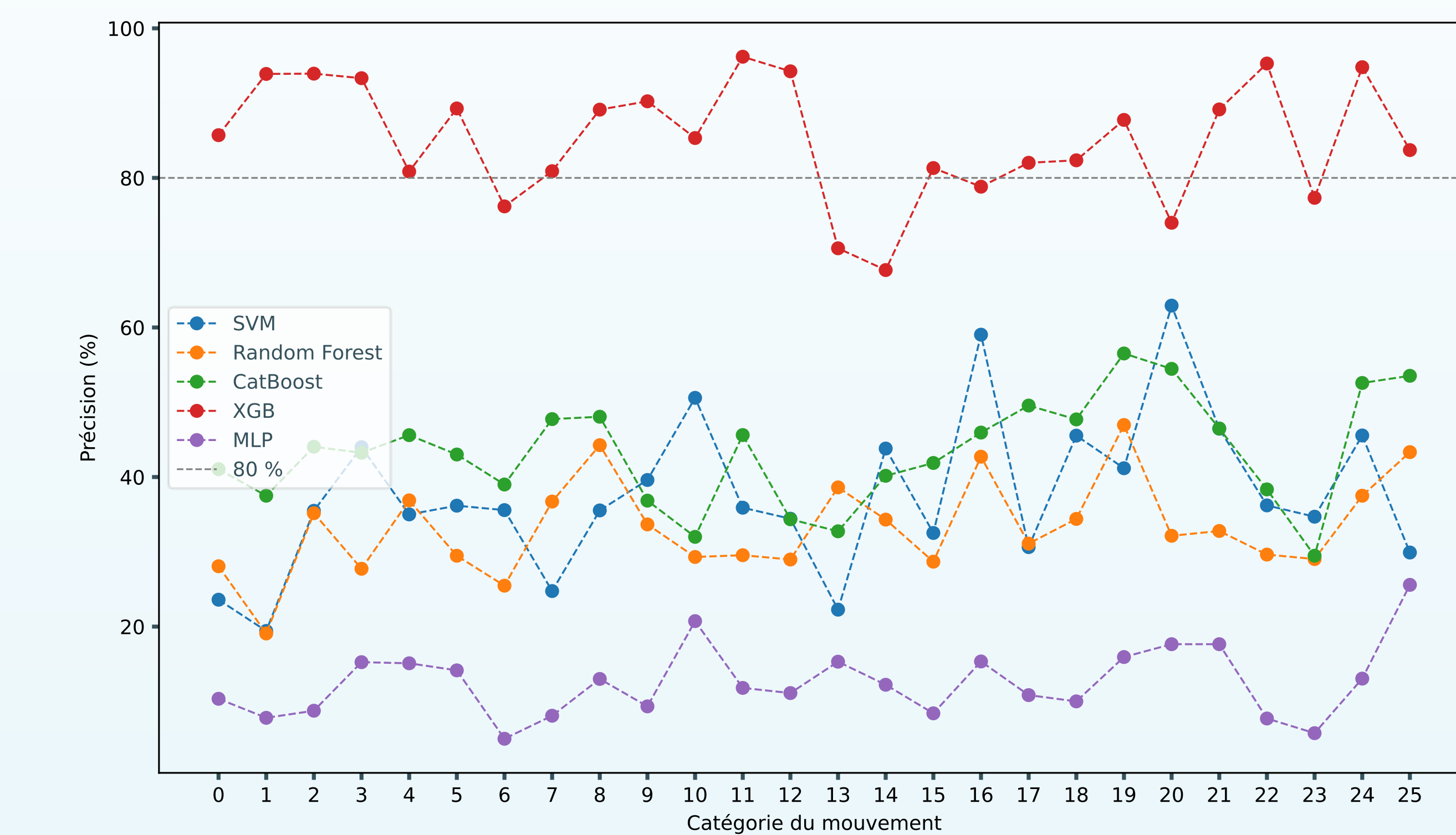


Figure 2. Calcul de la précision de prédiction sur la base de test, pour chaque catégorie de mouvement, pour chacun des 5 modèles entraînés.

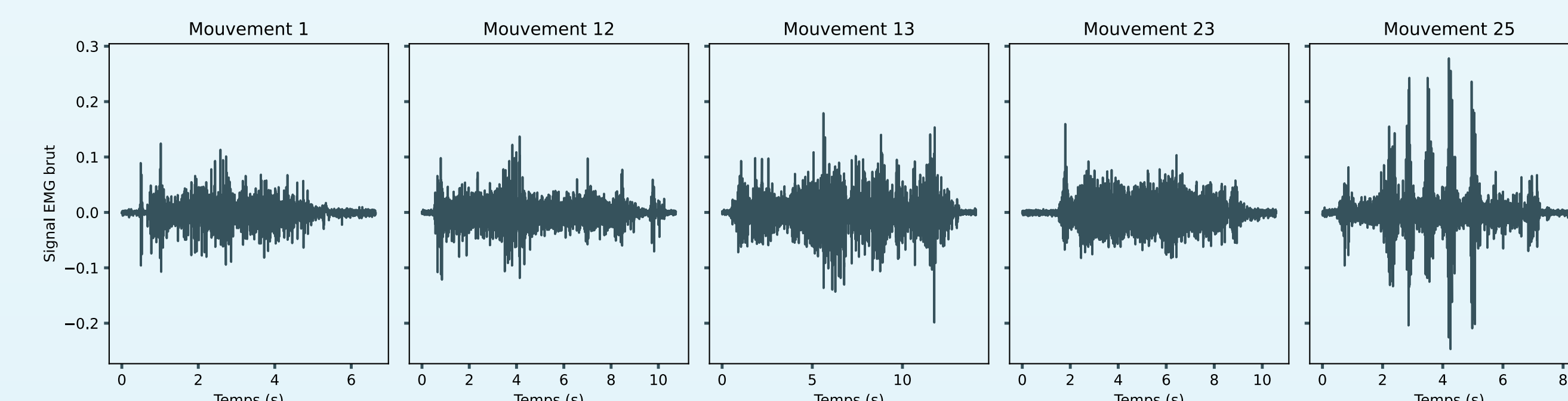


Figure 3. Exemple de signaux EMG bruts de la base de données, pour 5 mouvements différents, pour le canal 1.

## 4. Conclusion

L'objectif principal qui était d'identifier au moins 3 mouvements avec une précision d'au moins 80% a été atteint.

L'objectif d'utiliser le modèle entraîné sur un signal acquis n'a pas été atteint, puisque le signal est très bruité, et qu'un seul canal EMG est disponible.

L'entiereté de l'algorithme a été développée par l'auteur, quelques bibliothèques de fonctions préexistantes ont été utilisées, tels les fonctions d'extraction de paramètres du signal (SebastianRestrepoA, 2019/2023).

La prochaine étape du présent projet est d'optimiser la partie *hardware* afin d'obtenir un signal de meilleure qualité, permettant ainsi de faire le pont entre les 2 blocs du projet (*software* et *hardware*). Il serait également intéressant d'inclure des entrées de différents types de capteurs, tels les IMU, afin d'améliorer la prédiction.

## 5. Références

General · doha-z/GBM3100-Projet. (s. d.). GitHub. <https://github.com/doha-z/GBM3100-Projet>

Jarque-Bou, N. J., Vergara, M., Sancho-Bru, J. L., Gracia-Ibáñez, V., & Roda-Sales, A. (2019). A calibrated database of kinematics and EMG of the forearm and hand during activities of daily living. Scientific Data, 6(1), Article 1. <https://doi.org/10.1038/s41597-019-0285-1>

SebastianRestrepoA. (2023). SebastianRestrepoA/EMG-pattern-recognition [Python]. [https://github.com/SebastianRestrepoA/EMG-pattern-recognition/blob/c3a5db8f5b19bb2dc7cf0755b13f14b20403457c/feature\\_extraction.py](https://github.com/SebastianRestrepoA/EMG-pattern-recognition/blob/c3a5db8f5b19bb2dc7cf0755b13f14b20403457c/feature_extraction.py) (Original work published 2019)

Wu, J., Li, X., Liu, W., & Wang, Z. J. (2019). sEMG Signal Processing Methods : A Review. Journal of Physics: Conference Series, 1237(3), 032008. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1237/3/032008>

