

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES
DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET GÉNIE INFORMATIQUE

ÉTUDE DE MÉTHODES DE LA RECONNAISSANCE DE MOUVEMENT BASÉES LES
SIGNAUX EMG D'UN AVANT BRAS INERTE AVEC UN APPRENTISSAGE MIROIR.

PAR
ELOÏSE VANNIER

RAPPORT DE PROJET DE FIN D'ÉTUDES
BACCALAURÉAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

DÉCEMBRE 2017

Résumé

Ce projet a pour but d'étudier les méthodes de reconnaissance de mouvement grâce aux signaux EMG d'un avant-bras inerte avec apprentissage miroir. Pour cela, un protocole a été mis en place et permet d'obtenir les pourcentages d'erreur lors de l'apprentissage avec les données EMG d'un bras, pour la détection sur le second. Afin d'avoir une courbe intéressante, ces pourcentages sont en fonction du nombre de bloc de données utilisées pour l'apprentissage, sur les vingt acquis.

Lorsque le bras utilisé pour l'apprentissage et pour la détection est le même, le pourcentage d'erreur est inférieur 5%. Cependant, lorsqu'on utilise un bras différent pour la détection, le pourcentage avoisine 50%, ce qui est incohérent avec les études déjà effectuées.

Table des matières

Résumé.....	i
Table des matières.....	ii
Liste des tableaux.....	iii
Liste des figures	iv
Liste des symboles	v
Chapitre 1 - Introduction.....	1
Chapitre 2 - Théorie et analyse	2
2.1 Features et Classification	2
2.2 Apprentissage miroir	3
Chapitre 3 - Dispositif étudié et simulation de la solution retenue.....	4
3.1 Dispositif étudié	4
3.2 Protocole d'acquisition.....	5
3.3 Protocole d'apprentissage	5
3.4 Protocole de détermination.....	6
Chapitre 4 - Conclusions, discussions, recommandations	9
Chapitre 5 - Conclusion	10
Références	11

Liste des tableaux

Tableau 5.1	Tableau de correspondance des électrodes les bracelets sur les deux bras.	9
-------------	--	---

Liste des figures

Figure 3.1	Bracelet MyoConnect.....	4
Figure 4.1	Graphiques représentant le pourcentage d'erreur en fonction du nombre de blocs de données d'un bras utilisés pour l'apprentissage sur ce même bras.	7
Figure 4.2	Graphiques représentant le pourcentage d'erreur en fonction du nombre de blocs de données d'un bras utilisés pour l'apprentissage sur le second.	8

Liste des symboles

EMG : électromyographique

MAV : Mean Absolute Value

RMS : Root Mean Square

sEMG : électromyographie superficiel

SSI : Simple Square Integral

SSC : Slope Sign Change

VAR : Variance

WL : Waveform Length

ZL : Zero Crossing

Chapitre 1 - Introduction

Ce projet a pour but d'étudier les méthodes de reconnaissance de mouvement grâce aux signaux EMG d'un avant-bras inerte avec apprentissage miroir. En effet, cela permettrait de détecter les mouvements de la main et du poignet d'un bras inerte afin de contrôler une main robotique ou simplement la souris sur l'écran d'ordinateur.

Pour cela, l'objectif est d'observer l'impact d'un apprentissage miroir (basé sur le bras gauche) sur les résultats de reconnaissance de mouvement du bras droit comparé à un apprentissage basé sur le bras droit. Puis d'observer les résultats de reconnaissance de mouvements pour les deux approches d'apprentissage quand le bras droit est rendu inerte par compression.

Grace à des articles^[1,2,3] et des algorithmes existants, il faut dans ce projet déterminer les modifications algorithmiques nécessaires à la méthode de reconnaissance pour performer dans le cas d'un apprentissage miroir en s'appuyant sur la littérature pour ensuite pouvoir concevoir une méthodologie rigoureuse pour valider les résultats de reconnaissance de mouvements afin de concevoir des programmes de test.

Chapitre 2 - Théorie et analyse

2.1 Features et Classification

La détection des mouvements de la main et du poignet se font grâce à 8 électrodes positionnées sur l'avant-bras qui vont capter l'activité musculaire et transmettre ainsi un signal d'électromyographie superficiel (signal sEMG) qui est ensuite traité par ordinateur. Nous voyons dans un article ^[1], que dans ce signal, sept paramètres (features) peuvent être calculés :

Le Mean Absolute Value (MAV) et la Variance (VAR) sont, comme leurs noms l'indique, la moyenne et la variance du signal, le Simple Square Integral (SSI) est son intégrale et donc l'aire sous la courbe, tandis que le Waveform Length (WL) est l'aire sous la courbe positive uniquement. Le Root Mean Square (RMS) est la modulation d'amplitude gaussienne, le Zero Crossing (ZC) est le nombre de fois où la courbe passe par zéro et le Slope Sign Change (SSC) est le nombre de changement de signe de la pente de la courbe.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x_n|$$

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{n=1}^N x_n^2$$

$$SSI = \sum_{n=1}^N |x_n|^2$$

$$WL = \sum_{n=1}^{N-1} |x_{n+1} - x_n|$$

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n^2}$$

Pour le ZC et le SSC, on définit la fonction $sgn(x)$ comme suit (la condition de seuil est utilisée pour réduire l'influence du bruit) :

$$sgn(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \text{seuil} \\ 0, & \text{sinon} \end{cases}$$

$$ZC = \sum_{n=1}^{N-1} [sgn(x_n \times x_{n+1}) \cap |x_n - x_{n+1}| \geq \text{seuil}]$$

$$SSC = \sum_{n=2}^{N-1} [sgn[(x_n - x_{n-1}) \times (x_n - x_{n+1})]]$$

Dans un second article sur les features^[2], nous pouvons voir qu'il est possible de n'utiliser que cinq de ces sept features pour la classification sans que la détection qui en découle n'en pâtissent : le MAV, le ZC, le SSC, le WL et le RMS suffisent. Ajouter le SSI et la VAR n'améliorera pas le résultat et ralentira le programme car cela demandera des calculs complexes en plus.

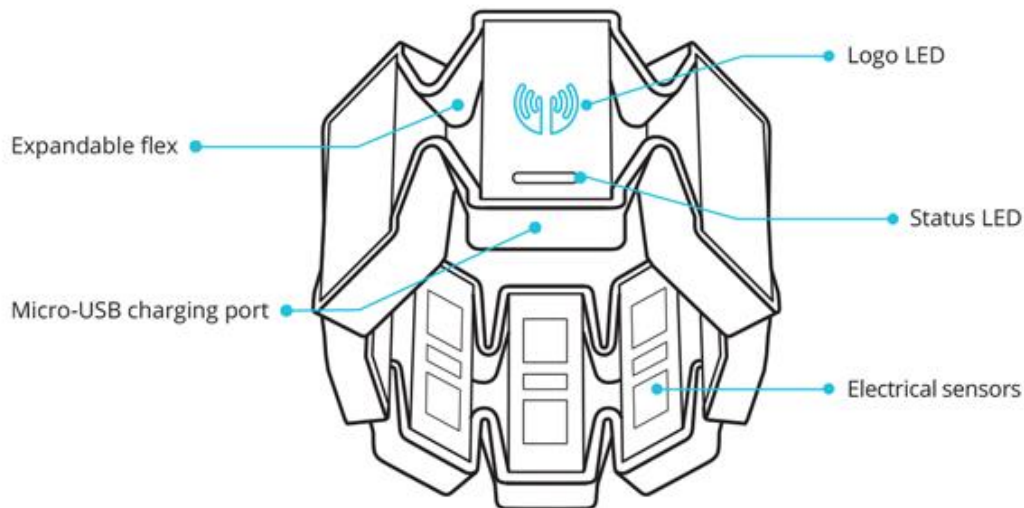
2.2 Apprentissage miroir

En 2014, un article^[3] a été publié démontrant qu'il est possible de détecter les mouvements pas apprentissage miroir. C'est-à-dire en acquérant les signaux sEMG sur un bras pour les utiliser pour l'apprentissage du classifieur (avec les features définis plus haut), pour ensuite utiliser ce classifieur sur les signaux sEMG acquis sur le second bras.

Chapitre 3 - Dispositif étudié et simulation de la solution retenue

3.1 Dispositif étudié

Lors de ce projet, l'étude a été portée sur la compatibilité de l'apprentissage et de la détection en miroir des mouvements des poignets. Pour cela, nous disposons de deux bracelets Myo composés de huit électrodes qui seront positionnées en haut des avant-bras de façon symétrique.



@El Bruno

Figure 3.1 Bracelet MyoConnect

Grace à ce dispositif, nous allons étudier l'acquisition des signaux sEMG de l'avant-bras dans le but de reconnaître les mouvements effectués.

3.2 Protocole d'acquisition

Afin d'étudier cela et de tracer les courbes du pourcentage d'erreur, nous acquérons vingt blocs de cinq mouvements composés chacun d'un signal sEMG composé lui-même de cent données EMG, et cela pour chacun des deux bras. Il a été décidé de prendre vingt blocs car c'est un nombre assez grand pour permettre des courbes cohérentes mais suffisamment petit pour que l'acquisition ne soit pas trop longue (même si cela prend tout de même, environ 1h45).

L'acquisition se fait en deux temps, un bras après l'autre avec le même bracelet pour les deux bras, repositionné aussi identiquement que possible. La série de cinq mouvements est donc répétée vingt fois : j'ai fait le choix de ne pas acquérir les vingt blocs d'un mouvement d'un coup afin d'avoir une meilleure précision lors de la détection. En effet, si l'on fait un mouvement puis le refaisons, ce mouvement sera légèrement différent. Ainsi, si le mouvement pour chacun des blocs utilisés pour l'apprentissage a une légère différence, la détection n'en sera que meilleure.

A la fin de l'acquisition, les features des différents signaux sEMG, ainsi que le numéro du mouvement auquel elles sont associées, sont enregistrées dans des fichiers afin d'être utilisés pour l'apprentissage et la détection. Il y a un fichier pour chaque mouvement de chaque bloc. Il y en a donc deux cents en tout.

3.3 Protocole d'apprentissage

A cette étape, il suffit de récupérer les données enregistrées à l'étape précédente et de les utiliser pour l'apprentissage. On utilise pour cela un classifieur LDA auquel on fournit un tableau comportant les numéros des mouvements et un second avec les features associées.

On effectue cet apprentissage dix fois : on utilise entre un et dix blocs pour l'apprentissage afin de calculer l'erreur à la détection sur les blocs restant.

3.4 Protocole de détermination

Après avoir fait l'apprentissage sur n blocs (n allant de 1 à 10), on utilise le classifieur résultant pour qu'il détermine à quel mouvement correspondent les features des blocs restants, desquels on connaît déjà le mouvement réel. Ainsi, on compare le mouvement déterminé par le LDA et le mouvement réel afin de calculer le pourcentage d'erreur.

On effectue cela pour différentes combinaisons apprentissage/détermination : bras droit/bras droit, bras gauche/bras gauche, bras droit/bras gauche, bras gauche/bras droit.

Chapitre 4 - Résultats et analyse

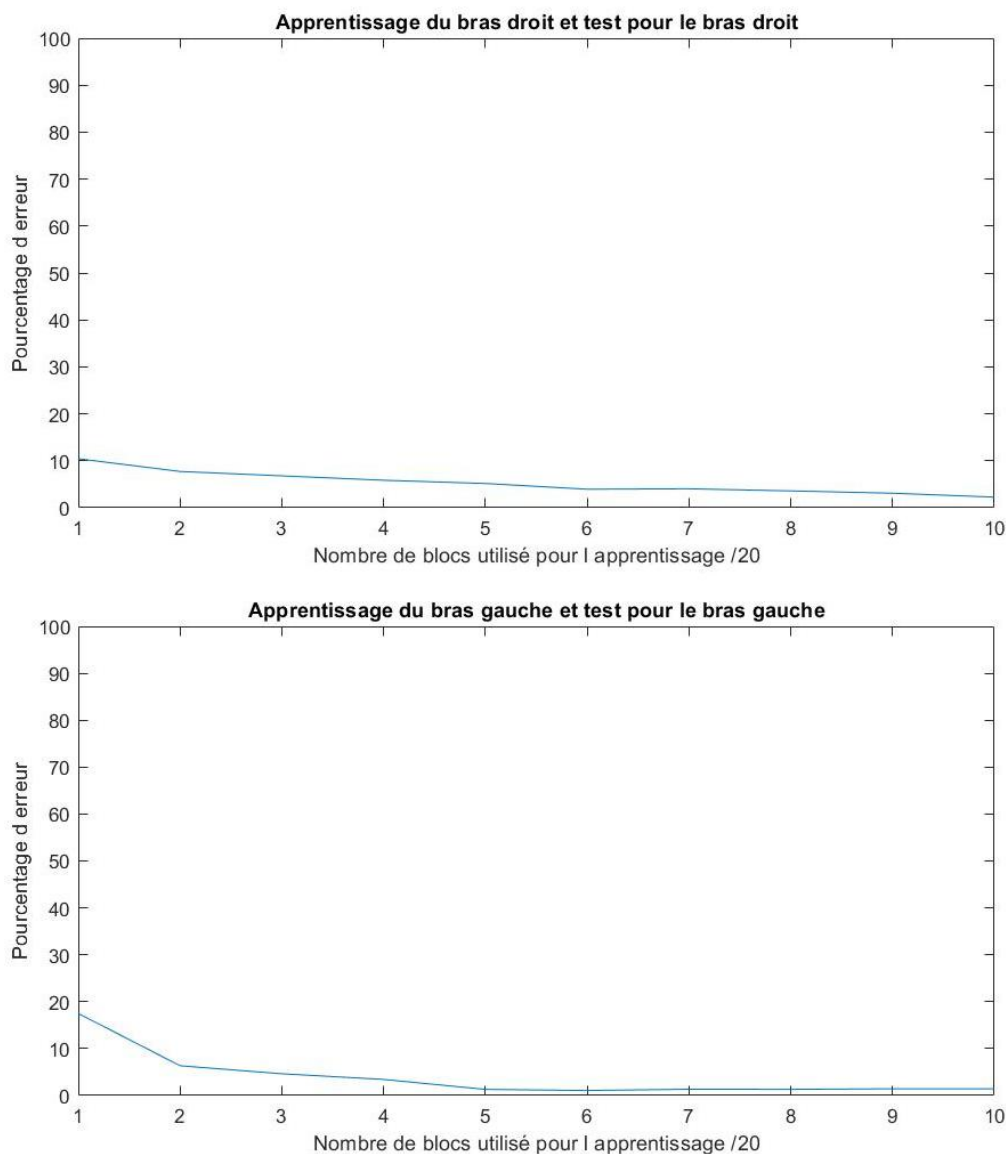


Figure 3.2 Graphiques représentant le pourcentage d'erreur en fonction du nombre de blocs de données d'un bras utilisés pour l'apprentissage sur ce même bras.

On voit sur ces courbes que, plus nous utilisons de bloc pour l'apprentissage, plus celui-ci est précis. De plus, le pourcentage d'erreur est inférieur à 5% dans les deux cas (à partir de deux blocs

utilisés pour l'apprentissage), ce qui est tout à fait acceptable, d'autant plus que cette valeur est très proche de zéro pour dix blocs.

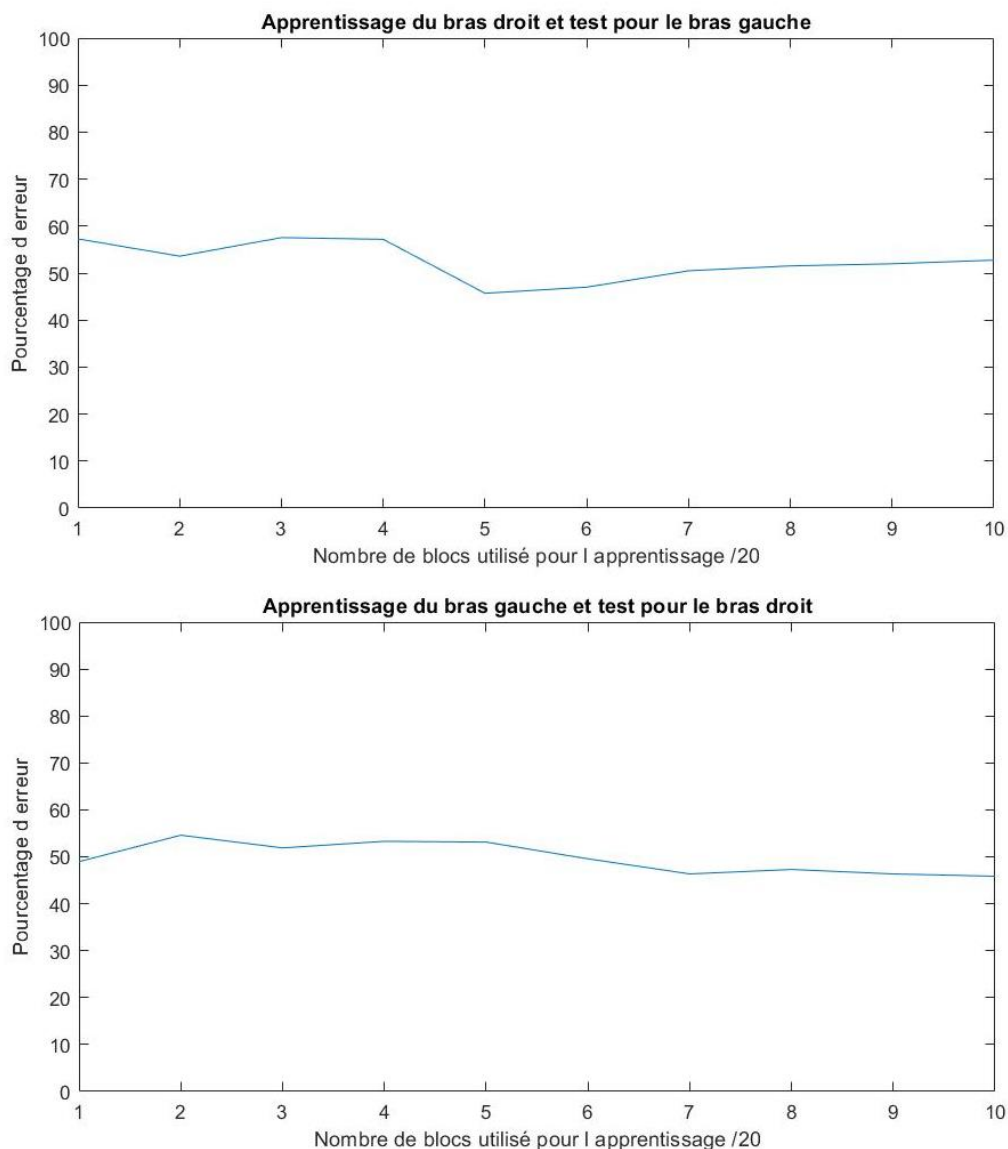


Figure 3.3 Graphiques représentant le pourcentage d'erreur en fonction du nombre de blocs de données d'un bras utilisés pour l'apprentissage sur le second.

Ces courbes de résultats ne sont pas satisfaisantes : l'allure devrait être la même que précédemment mais avec un pourcentage d'erreur plus élevé mais plus proche de 20% que de 50% comme nous pouvons le voir dans un article sur l'apprentissage miroir^[3].

Chapitre 4 - Conclusions, discussions, recommandations

L'incohérence des résultats peut venir de deux choses :

- Les bracelets n'étaient pas positionnés identiquement sur les deux bras (à l'envers par exemple, ce qui expliquerait le 50%)
- Lors de l'enregistrement des données, le fait que le second bras est un miroir du premier n'est pas pris en compte. En effet, lorsqu'on détermine le mouvement d'un bras avec le classifieur du second, il faut prendre en compte que seul les électrodes 1 et 5 sont positionnées au même endroit sur les deux avant-bras car les bracelets sont positionnés dans le même sens mais les muscles sont en miroir. Ainsi la correspondance des électrodes est la suivante :

Électrodes du bras droit	Électrodes du bras gauche
1	1
2	8
3	7
4	6
5	5
6	4
7	3
8	2

Tableau 4.1 Tableau de correspondance des électrodes les bracelets sur les deux bras.

La seconde solution semble la plus probable. Pour remédier à cela, plutôt que de s'occuper de la correspondance des électrodes lors de la détection mais plutôt de le faire lors de l'acquisition des données.

Chapitre 5 - Conclusion

Afin de valider ou invalider les résultats que j'ai obtenu, il faudra faire une série d'acquisition de données sur une personne tierce afin de voir les courbes en vérifiant les problèmes éventuels précisés plus haut. Une fois les résultats validés, il y a trois perspectives possibles :

- Faire les mêmes tests avec un bras inerte (grâce à un garrot) afin de comparer cette détermination à celle obtenu lorsque le bras n'était pas inerte.
- Faire ces mêmes tests sur une population plus grand (15 à 20 personnes par exemple) afin de voir pourcentage d'erreur à l'échelle de la population.

Pour conclure, nous pouvons voir que la détection miroir à l'aide des MyoArmBand est possible mais délicate et sensible à l'environnement et à l'erreur humaine (positionnement des bracelets).

Références

- [1] Angkoon Phinyomark, Chusak Limsakul et Pornchain Phukpattaranont, « A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition », Journal of Computing, Volume 1, Issue 1, December 2009, pp 71-80
- [2] Kevin Englehart et Bernard Hudgins, « A Robust, Real-Time Control Scheme for Multifunction Myoelectric Control », IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Volume 50, n°7, Juillet 2003, pp 848-854
- [3] J. M. Hahne, F. Bießmann, N. Jiang, H. Rehbaum, D. Farina, F. C. Meinecke, K.-R. Müller et L. C. Parra, « Linear an Nonlinear Regression Techniques for Simultaneous and Proportional Myoelectric Control », IEEE Transactions on Neural Systems ans Rehabilitation Engineering, Volume 22, n°2, Mars 2014, pp 269-279