Table des matières

Résumé II

Liste des acronymes III

Liste des figures IV

Liste des tableaux VI

1. Introduction 1

1.1. Introduction à la thématique 1

1.2. Contexte et situation initiale 2

1.3. Différentes techniques de mesure 3

1.4. But et questions de recherche 11

2. Méthodes et matériels 12

2.1. Sujets 12

2.2. Appareils et matériels 12

2.3. Procédure 27

3. Résultats 29

3.1. Analyse de l'EMG 29

3.2. Arbre de décision 44

4. Discussion 63

4.1. Conclusion 65

4.2. Points forts, limites du travail et améliorations 67

4.3. Perspectives pour le futur 68

5. Remerciements 70

6. Annexes 71

7. Déclaration personnelle 77

8. Droits d'auteur 78

9. Bibliographie 79

Résumé

Contexte : La société actuelle devient de plus en plus âgée, ce qui engendre une diminution de l'indépendance dans la vie quotidienne ainsi qu'une baisse du niveau d'activité et donc, un risque plus important de chute. De nombreuses recherches ont étudié la diminution de l'équilibre via l'électromyographie (EMG) et/ou la plateforme dynamique pour analyser la diminution des réflexes et de l'équilibre entre les jeunes et les personnes âgées.

Objectifs : L'EMG, une plateforme dynamique personnalisée (PDP) et le machine learning (ML) nous ont aidé à étudier la différence entre les jeunes et les seniors au niveau de l'équilibre. Nos participants étaient divisés en six groupes par rapport à leur niveau d'activité et leur âge. Nous pensons que les personnes avec une haute activité auront un meilleur équilibre et donc, une stratégie d'équilibre différente par rapport aux deux autres groupes.

Méthodes : Nous avons observé l'activité de trois muscles : le tibialis anterior (TA), le soleus (SOL) et le gastrocnemius (GM) grâce à l'EMG. Les participants devaient réaliser deux séries de perturbations non-anticipées pour éviter une habituation. L'activité musculaire était enregistrée grâce à l'EMG et les données récoltées allaient nous permettre de travailler avec le ML et l'ADD.

Résultats : Nous avons analysé quatre conditions différentes : avant/arrière avec et sans prise en compte du niveau d'activité et de la population et jeunes/seniors pour la perturbation avant ou arrière en prenant compte du niveau d'activité. Les quatre ADDs avaient des taux de précision très élevés et nous avons observé que le GM était le muscle qui prenait la plupart des décisions. Pour la caractéristique de l'EMG, la longueur de la forme d'onde était la plus utilisée dans les ADDs.

Conclusions : Nous avons remarqué que le SOL a une plus petite amplitude tandis que le GM est le plus actif. Chez les seniors, le TA est le plus sollicité, car il est beaucoup moins sensible aux effets de l'âge. Grâce à ces résultats, il est possible de répondre à notre question de recherche de manière positive. Nous avons pu observer une différence d'équilibre et d'activité musculaire entre les deux groupes d'âge, mais aussi entre les différents niveaux d'activité.

Liste des acronymes

Abréviation	Nom
ADD	Arbre de décision
CDPP	Plateforme dynamique informatisée
EMG	Electromyographie
FN	Faux négatifs
FP	Faux positifs
GA	Gastrocnemius
MAV	Valeur absolue moyenne
MDF	Fréquence médiane
ML	Machine learning
PDP	Plateforme dynamique personnalisée
PKF	Pic de fréquence
PSD	Densité du pouvoir spectral
QAPPA	Questionnaire d’activité physique pour les personnes âgées
RMS	Racine carrée moyenne
SOL	Soleus
TA	Tibialis anterior
TN	Vrais négatifs
TP	Vrais positifs
UM	Unité motrice
WL	Longueur de la forme d'onde

Liste des figures

Figure 1. Un signal typique d'EMG (Rani, Sarkar, Smith, & Kirby, 2004). 4
Figure 2. Les trois muscles étudiés lors de l'expérience (Netter, 2006) 6
Figure 3. Plateforme dynamique utilisée dans l'étude de Mansfield et al. (2007) 8
Figure 4. Plateforme dynamique personnalisée. 13
Figure 5. Mesure de l'EMG des muscles TA (1), GM (2) et SOL (3). 14
Figure 6. EMG du SOL de trois jeunes avec un niveau d'activité bas. 30
Figure 7. EMG du TA de trois jeunes avec un niveau d'activité bas. 31
Figure 8. EMG du GM de trois jeunes avec un niveau d'activité bas. 31
Figure 9. EMG du SOL de trois participants jeunes avec un niveau d'activité modéré. 33
Figure 10. EMG du TA de trois participants jeunes avec un niveau d'activité modéré. 33
Figure 11. EMG du GM de trois participants jeunes avec un niveau d'activité modéré. 34
Figure 12. EMG du SOL de trois participants jeunes avec un niveau d'activité élevé. 35
Figure 13. EMG du TA de trois participants jeunes avec un niveau d'activité élevé. 36
Figure 14. EMG du GM de trois participants jeunes avec un niveau d'activité élevé. 36
Figure 15. EMG du SOL de trois seniors avec un niveau d'activité bas. 38
Figure 16. EMG du TA de trois seniors avec un niveau d'activité bas. 38
Figure 17. EMG du GM de trois seniors avec un niveau d'activité bas. 39
Figure 18. EMG du SOL de trois seniors avec un niveau d'activité modéré. 40
Figure 19. EMG du TA de trois seniors avec un niveau d'activité modéré. 40
Figure 20. EMG du GM de trois seniors avec un niveau d'activité modéré. 41
Figure 21. EMG du SOL de trois seniors avec un niveau d'activité élevé. 42
Figure 22. EMG du TA de trois seniors avec un niveau d'activité élevé. 42
Figure 23. EMG du GM de trois seniors avec un niveau d'activité élevé. 43
Figure 24. Le processus d'un ML supervisé (Kotsiantis, 2007). 44
Figure 25. ADD pour mouvement avant/arrière en prenant compte du niveau d'activité et de la population. 49
Figure 26. ADD pour mouvement avant/arrière sans prendre en compte du niveau d'activité et de la population. 52
Figure 27. ADD pour jeunes/seniors pour la perturbation avant en prenant compte du niveau d'activité. 56
Figure 28. ADD pour jeunes/seniors pour la perturbation arrière prenant compte du niveau d'activité. 61

Figure 29. Questionnaire de santé générale donné aux participants avant l'expérience. 71
Figure 30. Questionnaire « chuteur/non-chuteur » pour les seniors. 73
Figure 31. Questionnaire QAPPA rempli par les participants permettant de les classer par niveau d'activité. 74

Liste des tableaux

Tableau 1. Les cinq caractéristiques de l'EMG sélectionnées. 22
Tableau 2. Classification/Catégorie des cinq algorithmes. 25
Tableau 3. Classification des niveaux d'activité (de Souto Barreto et al., 2011). 26
Tableau 4. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois jeunes avec un niveau d'activité bas. 32
Tableau 5. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois jeunes avec un niveau d'activité modéré. 34
Tableau 6. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois jeunes avec un niveau d'activité élevé. 37
Tableau 7. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois seniors avec un niveau d'activité bas. 39
Tableau 8. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois seniors avec un niveau d'activité bas. 41
Tableau 9. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois seniors avec un niveau d'activité élevé. 43
Tableau 10. Matrice de confusion avec les différentes classifications (Gokgoz & Subasi, 2015). 46
Tableau 11. Matrice de confusion des mouvements avant/arrière par rapport au niveau d'activité et à la population. 50
Tableau 12. Matrice de confusion des mouvements avant/arrière en ne prenant pas compte du niveau d'activité et de la population. 53
Tableau 13. Matrice de confusion pour le cas jeunes/seniors avec la perturbation avant, en tenant compte du niveau d'activité. 57
Tableau 14. Matrice de confusion pour le cas jeunes/seniors avec la perturbation avant, en tenant compte du niveau d'activité. 61
Tableau 15. Résumé des muscles et caractéristiques de l'EMG les plus importants pour chaque condition. 63
Tableau 16. Données des jeunes récoltées durant la phase d'expérience. 75
Tableau 17. Données des seniors récoltées durant la phase d'expérience. 76

1. Introduction

1.1. Introduction à la thématique

Dans la société d'aujourd'hui, selon l'OFS, la population devient de plus en plus âgée, et avec cela, les dangers de la vieillesse, comme la diminution de l'équilibre et des réflexes ou encore les chutes (Kohli, 2015). Fréquemment, un dysfonctionnement du système sensoriel et moteur peuvent toucher les personnes de 65 ans et plus (Hu & Woollacott, 1994), ce qui cause un déclin général de l'habileté de ces personnes à réaliser des tâches de la vie de tous les jours et par conséquent, une diminution du niveau d'activité (Persch, Ugrinowitsch, Pereira, & Rodacki, 2009).

La posture est l'élément essentiel pour un bon équilibre, ce qui demande un système musculaire pouvant détecter les déviations du centre de gravité et surtout, de générer les réponses musculaires appropriées pour ajuster la posture (Hu & Woollacott, 1994). Les chercheurs pensent que l'âge amène un changement du système squeletto-musculaire et du système nerveux central (Wang, Zhang, Sun, Zhu, Tian, & Liu, 2016), ce qui affecte autant le contrôle de la posture statique que dynamique, même chez les personnes en bonne santé (Lesinski, Hortobágyi, Muehlbauer, Gollhofer, & Granacher, 2015).

Les différences entre les seniors et les jeunes sont que les personnes âgées ont un réflexe postural plus lent, une déficience dans l'activité des muscles posturaux (Stelmach, Phillips, DiFabio, & Teasdale, 1989) et une diminution de la force musculaire, surtout dans les membres inférieurs (Wang et al., 2016).

Une forme d'activité sportive est donc importante pour les personnes âgées pour qu'elles restent en bonne santé et, ainsi, qu'elles restent indépendantes le plus longtemps possible. Les accidents et les chutes touchent habituellement les seniors ayant des anormalités de la marche et de l'équilibre, toutefois les seniors en bonne santé peuvent aussi être confrontés à des ennuis de santé. Par conséquent, l'amélioration de l'équilibre et des fonctions musculaires est aussi importante pour les personnes âgées en mauvaise santé que les personnes âgées en bonne santé (Messier, Royer, Craven, O'Toole, Burns & Ettinger, 2000). Une étude réalisée par Persch et al. (2009) a souligné qu'un programme d'entraînement de force améliore en général la marche pour les personnes de plus de 65 ans, et donc contribue à un meilleur niveau de forme physique. La marche est liée au niveau de forme de la personne âgée, car il a

Rapport-Gratuit.com

été démontré que même une réduction très minime, comme 0.1 $m \cdot s^{-2}$, représente une perte de 10% dans la capacité d'un senior à réaliser des tâches quotidiennes (Persch et al., 2009).

C'est la raison pour laquelle de nombreux chercheurs se sont penchés sur le vieillissement, les conséquences sur l'équilibre et de savoir si la forme physique de ces personnes joue un rôle dans la prévention des accidents et des chutes pour cette tranche d'âge.

1.2. Contexte et situation initiale

Comme dit précédemment, la vieillesse amène une diminution d'activités et de mouvements, et c'est pour cette raison que de nombreuses expériences ont été réalisées sur le vieillissement, ses conséquences sur l'équilibre et comment éviter les chutes chez les personnes âgées. Selon certains auteurs (Gatts & Woollacott, 2006) ont employé l'électromyographie (EMG) pour analyser les réponses neuromusculaires durant le Tai Chi chez des sujets de plus de 68 ans, tandis que d'autres études, comme celle de Hu et Woollacott (1994), associe la plateforme dynamique et l'EMG pour analyser les réponses posturales chez les personnes âgées.

Sitjà-Raber et al. (2011) se servent aussi d'une plateforme vibratoire pour entraîner les seniors à améliorer leur équilibre, tout comme Mcllroy et Maki (2003) utilisent une plateforme dynamique qui crée des mouvements vers l'avant ou vers l'arrière pour analyser les réponses compensatoires lors de perturbations non-anticipées chez des jeunes et des personnes âgées en bonne santé. Semblable à l'étude de Mcllroy et Maki (2003), l'expérience réalisée par Stelmach et al. (1989) utilise une plateforme dynamique et l'EMG pour analyser les réflexes posturaux et les mouvements volontaires entre les personnes âgées et les jeunes.

L'EMG et la plateforme dynamique sont très souvent employés lors des différentes études sur la diminution des réflexes chez les personnes âgées, ou encore pour les recherches de différences entre les jeunes et les seniors. Tandis que de nombreux auteurs rassemblent les informations de l'EMG et de la plateforme dynamique, d'autres articles comme celui de Katsis, Katertsidis, Ganiatsas et Fotiadis, (2008) ou encore celui de Rani, Liu, Sarkar et Vanman, (2006) emploient l'EMG et le machine learning (ML) pour analyser les émotions chez les participants.

Malgré le grand nombre d'études réalisées sur l'EMG, les différentes plateformes dynamiques existantes ou encore le ML, aucune n'a encore utilisé les informations venant de ces trois différentes méthodes pour découvrir si une différence entre les jeunes et les seniors existe,

mais aussi entre différents niveaux d'activité dans ces deux groupes, et où ces distinctions se situent.

Par conséquence, l'expérience réalisée dans le cadre de ce travail de master est une étude pilote qui combine les informations recueillies de l'EMG et d'une plateforme dynamique personnalisée (PDP) qui permettront de travailler avec le ML.

1.3. Différentes techniques de mesure

Il existe un grand nombre de possibilités et de matériel à utiliser pour étudier les différences entre les jeunes et les personnes âgées au niveau de leur forme physique et de leur aptitude au niveau de l'équilibre. Cependant, pour ce travail de master nous allons nous concentrer sur l'EMG et la plateforme dynamique qui permet de créer des perturbations vers l'avant ou vers l'arrière. La collecte des données de ces différentes techniques de mesure nous permettra ensuite un travail avec le ML.

1.3.1. Electromyographie (EMG)

L'EMG est une méthode très utilisée dans de nombreuses études pour mesurer l'activité du muscle ou la fréquence de tension musculaire d'un muscle précis (Katsis et al., 2008). Une autre caractéristique de l'EMG est qu'elle peut calculer des signaux physiologiques d'une manière non-invasive, est résistante aux artéfacts de mouvement (Rani et al., 2006) et peut aussi différencier un muscle contracté d'un muscle relaxé, ce qui a permis de démontrer que les personnes ont tendance à contracter leurs muscles inconsciemment dans un état de stress mental, de fatigue, ou même lorsque aucune activité physique n'est demandée (Katsis et al., 2008).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

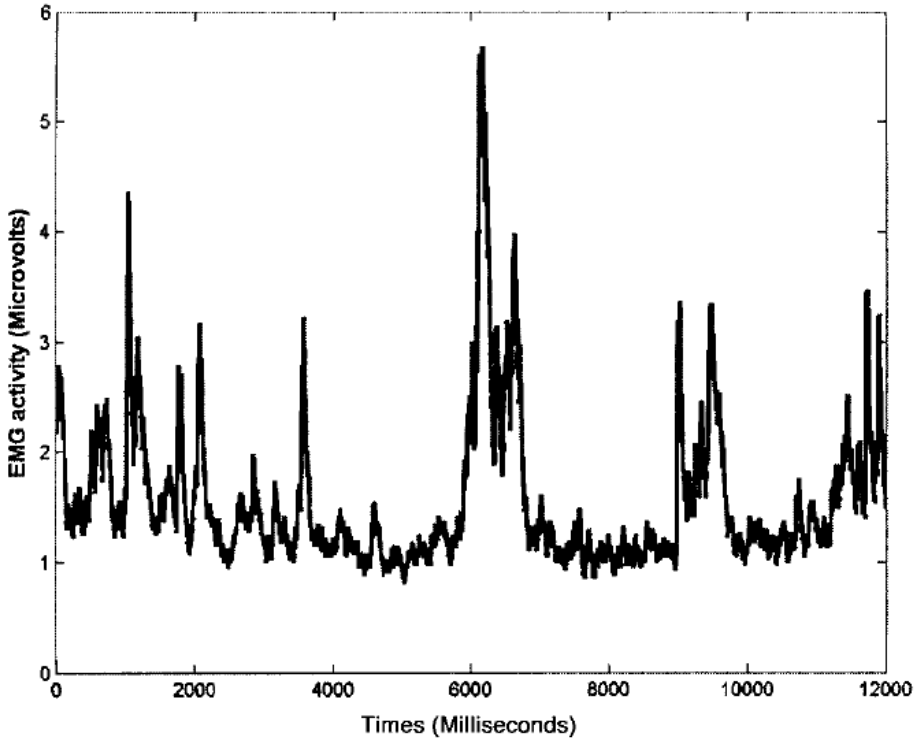

Figure 1. Un signal typique d'EMG (Rani, Sarkar, Smith, & Kirby, 2004)**.**

L'information recueillie avec l'aide de l'EMG est souvent considérée comme la mesure globale de l'activité des unités motrices (UM), car il n'est pas possible de détecter l'activité d'une seule UM avec ce système (Farina, Merletti, & Enoka, 2004) L'amplitude et le spectre de force, qui sont des caractéristiques globales de l'EMG, dépendent des propriétés de la membrane des fibres musculaires ainsi que du timing des potentiels d'action des UM (Farina et al., 2004). La *Figure 1* montre un signal typique de l'EMG.

Lors de l'utilisation de l'EMG pour analyser les effets de l'entraînement sur l'équilibre et les réponses posturales, la répétition des tests sur la plateforme dynamique amène une certaine forme habituation, ce qui est une limite de l'expérience de Hu et Wollacott (1994). Pour les auteurs, Hu et Woollacott (1994), des améliorations de leur étude comprendraient l'établissement d'une normalisation de l'EMG, des réponses cinématiques des différents groupes d'âge par rapport à la plateforme de perturbations et les effets de la répétition de la perturbation.

Des études précédentes ont démontré qu'il existe une distinction visible de la posture par rapport à l'âge ou au sexe, avec la conclusion que les femmes ont tendance à être plus stables que les hommes (Manchester, Woollacott, Zederbauer-Hylton, & Marin, 1989). Dans cette

étude, Manchester & al. (1989) ont employé une plateforme dynamique et l'EMG pour étudier les réponses musculaires du tibialis anterior, du gastrocnemius, du quadriceps ou encore des hamstrings entre des personnes jeunes et âgées. L'expérience voulait déterminer si les changements liés à l'âge existent par rapport aux aides somato-sensorielles pour le contrôle de l'équilibre (Manchester et al., 1989). Les résultats ont montré que la stabilité se détériore avec les sujets plus âgés uniquement lorsque le feedback proprioceptif des chevilles était minimisé (Manchester et al., 1989). Une autre conclusion de cette étude est que le tibialis anterior est beaucoup moins sensible que les autres muscles face aux effets de l'âge (Manchester et al., 1989).

Des chercheurs se sont penchés sur la question de savoir si l'activation des muscles de la cheville pourrait être minimisée pendant une position debout à travers l'EMG biofeedback grâce à des électrodes placés sur le tibialis anterior, le soleus et le gastrocnemius (Vieira, Baudry, & Botter, 2016). Les résultats montrent que le feedback de l'EMG donne des informations sensorielles aux sujets qu'ils n'auraient pas eus autrement, malgré le fait que l'activité du muscle peut être senti par des récepteurs spécifiques, comme par exemple, l'organe tendineux de Golgi (Vieira, Baudry et Botter, 2016).

L'EMG permet aussi de comparer l'activité musculaire entre des athlètes de force et des non-athlètes de force (Ahtiainen & Häkkinen, 2009). Dans cette étude, l'EMG est utilisé comme un indicateur pour les changements induits par l'exercice ou l'entraînement neural efférent total au muscle actif, attribué par l'altération de l'activation des unités motrices (Ahtiainen & Häkkinen, 2009). Les résultats montrent qu'un exercice de forte résistance amène une forte diminution en force et de l'EMG pour les muscles chargés (Ahtiainen & Häkkinen, 2009). De plus, les auteurs en concluent que les non-athlètes de force ne sont pas capables d'activer volontairement leurs muscles et atteignent une fatigue neuronale pendant la charge (Ahtiainen & Häkkinen, 2009).

Comme vu dans un grand nombre d'études précédentes, l'EMG permet de récolter des informations multiples et variées sur l'activité musculaire. Dans ce travail de master, l'EMG nous permettra de récolter l'activité de trois muscles, le tibialis anterior (TA), le soleus (SOL) et le gastrocnemius (GM) et leur importance dans l'équilibre lors de perturbations. La position des trois muscles est visible dans la *Figure 2*.

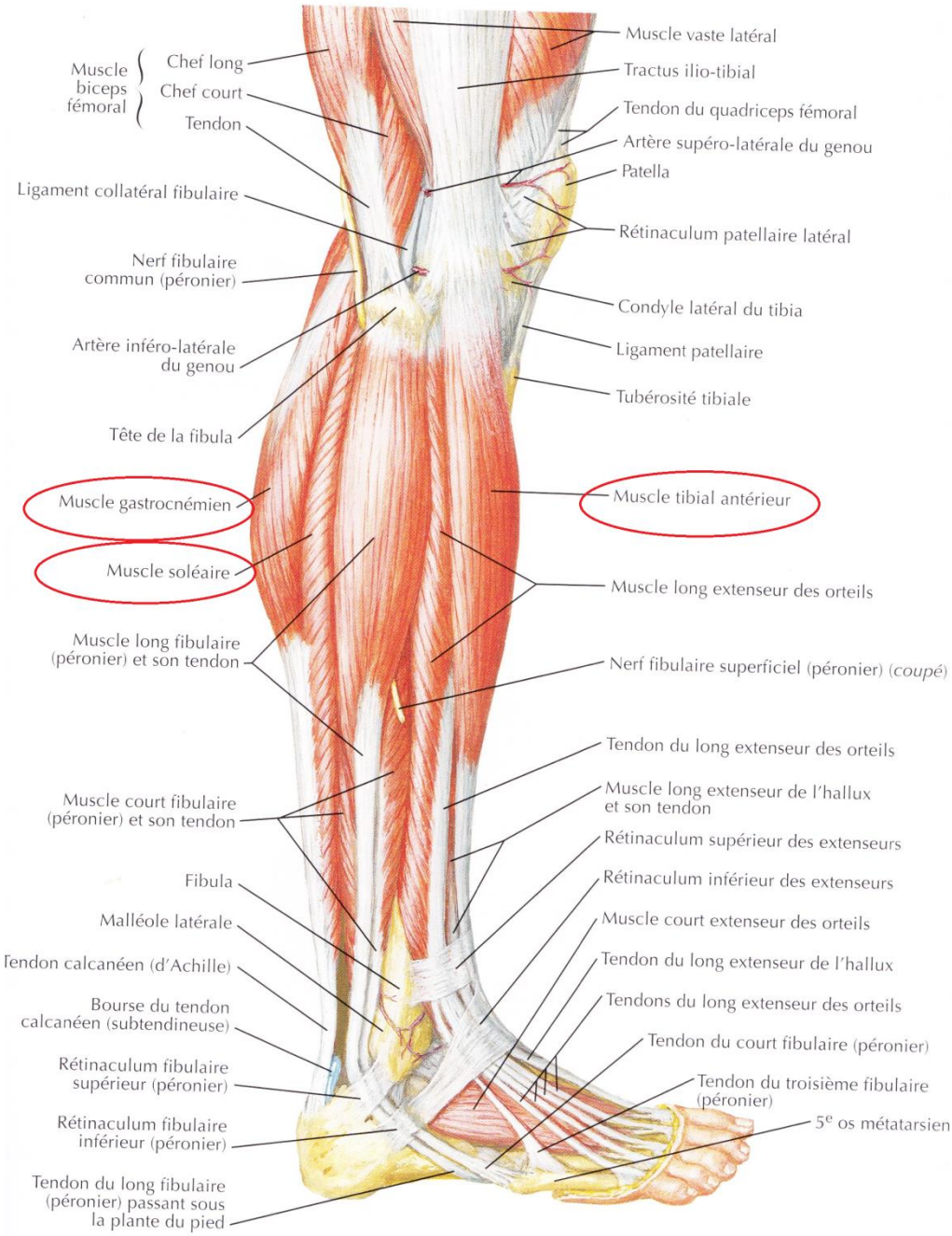

Figure 2. Les trois muscles étudiés lors de l'expérience (Netter, 2006)

1.3.2. Plateforme dynamique

La plateforme dynamique est un plateau généralement mobile permettant de créer un déséquilibre chez le participant grâce à des perturbations. Il existe une multitude de plateformes dynamiques qui ont chacune une différence ou une caractéristique bien précise

qui les différencient d'autres plateformes. A cause de cette grande variété, la plateforme dynamique peut être nommée de manières différentes selon l'étude, comme plateforme de perturbations, plateforme bidirectionnelle, stabilomètre, plateforme vibratoire, etc. Toutes ces plateformes ont en commun un plateau mobile qui crée un mouvement chez le participant.

Grabiner, Greenwald, Buck, Chu et Palifka (2006) proposent l'invention d'une plateforme bidirectionnelle qui crée des perturbations et des stimulations. Cette plateforme permet d'étudier et d'analyser la biomécanique d'événements, comme glisser ou trébucher, pour que la personne âgée ait une réponse appropriée pour réduire ou éliminer le risque de chute (Grabiner et al., 2006). Les caractéristiques de cette plateforme sont la création d'un mouvement en moins de 500 ms, dans une gamme allant de 100 ms à 200 ms et l'introduction d'obstacles positionnés à proximité de la plateforme pour induire une réponse au participant face à cet événement perturbateur (Grabiner et al., 2006). Une autre étude qui propose une plateforme dynamique est Mansfield, Peters, Liu et Maki (2007) qui est visible sur l'image de la *Figure 3*. La différence entre les deux plateformes est que celle de Grabiner et al. (2006) crée une perturbation bidirectionnelle tandis que celle de Mansfield et al. (2007) permet des perturbations multidirectionnelles et une possibilité d'augmenter la magnitude des perturbations. Le but de la plateforme de Grabiner et al. (2006) est de proposer des entraînements pour éviter de futures chutes en proposant des perturbations proches de la réalité comme un trébuchage ou une glissade, cependant, la limite de cet appareil est sa taille, sa complexité et son prix qui ne permettent pas son utilisation dans de petits laboratoires. Tandis que le but de l'étude réalisée par Mansfield et al. (2007) était de provoquer chez les seniors une réaction de rattrapage par le pas ou par la pose de la main et ainsi, de «préparer» et d'entraîner les personnes âgées à réagir face aux risques de chute. Pour les auteurs, leur plateforme de motion a deux avantages: elle permet un grand nombre de perturbations dans un temps très court, ce qui minimise la fatigue chez le participant et l'imprédictibilité de la direction de la plateforme (Mansfield et al., 2007). D'autres chercheurs, comme Stelmach, Phillips, DiFabio et Teasdale (1989), utilisent aussi une plateforme dynamique, mais eux analysent les changements relatifs entre les réflexes posturaux et les mouvements volontaires liés l'âge. Cette expérience a permis de constater que chez les personnes âgées un problème existe dans la coordination centrale des réflexes posturaux et que la lenteur de ceux-ci ne peut pas être attribuée seulement à la force musculaire (Stelmach et al., 1989).

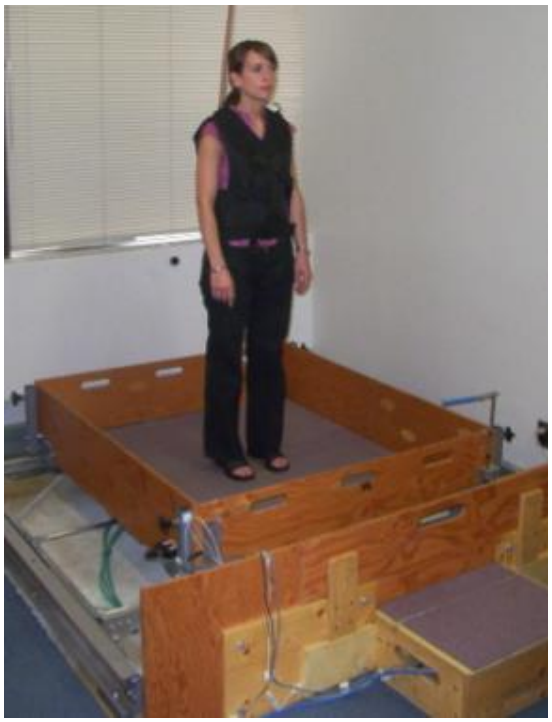

Figure 3. Plateforme dynamique utilisée dans l'étude de Mansfield et al. (2007)

Une autre sorte de plateforme dynamique est la posturographie sur plateforme dynamique informatisée (CDPP), qui permet de contrôler le mouvement dans un plan horizontal et en plus, de combiner ce mouvement avec un stimulus visuel (Monsell, Furman, Herdman, Konrad, & Shepard, 1997). Pour qu'une plateforme soit considérée comme une CDPP, elle doit pouvoir mesurer le balancement postural, pouvoir réaliser des perturbations, avoir des degrés d'isolation des contributions visuelles et somato-sensorielles pour l'équilibre et pour finir, les données devraient pouvoir être quantifiées et le signal analysé (Monsell et al., 1997).

Une autre plateforme présentée dans un article est le « Chattecx Balance System », une plateforme dynamique pouvant incliner de droite à gauche (S-S), mais aussi incliner vers l'avant ou vers l'arrière (F-B) et l'objectif de cette plateforme était d'identifier les personnes à risque pour les chutes (Condron, Hill, & Dip, 2002). Les résultats montrent que les différences entre les jeunes et les seniors ne sont que très peu visibles sur la plateforme stable, mais lorsque la plateforme est dynamique (F-B et S-S), l'oscillation posturale devient plus importante chez les personnes âgées en bonne santé comparée aux jeunes adultes (Condron et al., 2002). Condron et al. (2002) suggèrent que l'utilisation de la plateforme dynamique « Chattecx Balance System » sous la condition F-B pourrait être très utile pour détecter les seniors qui risquent de chuter, car les différences sont visibles entre les différents groupes

d'âge. D'autres engins permettant de créer une perturbation chez le participant sont le stabilomètre, dont le but est de garder l'équilibre sur une poutre qui pivote sur son centre (Thomas, Cotten, Spieth, & Abraham, 1975) (Hindermarch, 1979) ou encore le Posturomed (Haider–Bioswing, Pullenreuth, Germany), qui est fait d'une plateforme mobile et ajustable permettant de nombreuses mesures (Hilberg, Herbsleb, Gabriel, Jeschke, & Schramm, 2001).

En plus des plateformes directionnelles, des plateformes dynamiques, ou encore du stabilomètre, une plateforme vibratoire (Pro5 Model, PowerPlate) a été décrite dans l'article écrit par Sitjà-Rabert et al. (2011), qui l'emploie pour une période d'entraînement de six semaines. Les données qui étaient observées dans cette étude étaient l'équilibre du corps, la performance musculaire et le nombre de chutes, mais le but principal était de clarifier si l'utilisation de la plateforme vibratoire pour un entraînement améliorait l'équilibre, la mobilité de la marche et la force musculaire chez les personnes âgées (Sitjà-Rabert et al., 2011). Cependant, les résultats n'étaient pas significatifs à cause de la taille de l'échantillon et de l'efficacité modérée de la plateforme vibratoire (Sitjà-Rabert, et al., 2011).

De nombreuses autres études et recherches utilisent la plateforme dynamique pour une question de recherche précise, mais la plupart du temps la plateforme dynamique est employée pour analyser l'équilibre et comment les personnes réagissent face à cette perturbation. Pour notre travail de recherche, nous avons utilisé une PDP réalisée par Ranjith Sivagnanaselvam qui permet de créer des perturbations multidirectionnelles, cependant pour notre étude nous allons utiliser que les perturbations avant et arrière. Cette plateforme nous permettra d'analyser les réactions des participants face à des mouvements du plateau et analyser le travail musculaire du participant pour garder l'équilibre grâce à l'aide des données de l'EMG.

1.3.3. Machine Learning (ML)

Le ML fait partie de l'intelligence artificielle, et est utilisé pour la programmation d'une machine pour l'apprentissage basé sur les données fournies ultérieurement, et ainsi permettre d'organiser les informations en différentes classes (Lavesson, 2003). Le ML propose de nombreuses techniques différentes comme l'apprentissage supervisé axé sur la classification et la régression, ou encore l'apprentissage non supervisé pour le regroupement et le renforcement de l'apprentissage (Lavesson, 2003). Chaque paradigme ou algorithme a ses propres objectifs, buts, faiblesses et forces et chacun d'entre eux ont en commun l'interface

qui permet la configuration et la production d'une classification basée sur une base de données (Lavesson, 2003). Le ML est très pratique lorsqu'on doit travailler avec un grand nombre de données, comme par exemple des données biologiques comme les génomes, des données physiologiques, des données météorologiques, des données de sécurité ou encore des données liées à la circulation (Lavesson, 2003).

Dans l'article de Mannini et Sabatini (2010), le ML permet de classifier l'activité physique grâce à des accéléromètres placés sur le corps des participants. Les modèles «Hidden Markov» sont utilisés par les auteurs même si ces algorithmes ont des problèmes d'estimation des paramètres (Mannini & Sabatini, 2010). Malgré tout, ces modèles sont très utiles pour la classification de l'activité physique humaine (Mannini & Sabatini, 2010).

Le ML, dans l'étude réalisée par Bhattacharya, Czejdo et Perez (2012), évalue trois algorithmes pour la classification des mouvements des parties du corps humain. De nombreuses méthodes de ML existent, mais pour cette expérience sur les gestes humains, les auteurs proposent les méthodes Support Vector Machine, l'arbre de décision et linear kernel car ils sont les plus précis (Bhattacharya et al., 2012).

Le ML est une technologie très utilisée et permettant de travailler dans différents domaines, comme les différents articles nous le montrent. Pour cette recherche, le ML nous aidera à différencier les jeunes adultes et les seniors, mais aussi le niveau d'activité physique dans les deux groupes grâce aux données de l'EMG que nous avons récoltées durant les exercices sur la PDP.

1.3.4. Résumé des différentes études sur les techniques utilisées dans notre expérience

Les études de Katsis et al. (2008) ou encore celle de Rani et al. (2006) utilisent l'EMG et le ML pour analyser les émotions, tandis que d'autres recherches, comme celle de Bhattacharya et al. (2012), proposent l'utilisation du ML pour reconnaître et classer les gestes humains. Malgré le grand nombre d'études réalisées sur l'EMG ou sur les différentes plateformes dynamiques, aucune n'a encore utilisé les informations venant de ces deux différentes méthodes pour découvrir s'il est possible de détecter une différence les jeunes et les seniors et si une différence est visible entre les trois niveaux d'activité. Ensuite, le ML permettra de voir si on peut prédire le niveau d'activité ou l'âge du participant grâce aux données mesurées avec l'EMG.

1.4. But et questions de recherche

Le but de la recherche est d'examiner si une différence d'équilibre existe entre les jeunes (18 à 30 ans) et les seniors (65 à 85 ans), mais aussi différencier les sujets par rapport à l'activité sportive grâce au questionnaire d'activité physique pour les personnes âgées (QAPPA). Grâce à ce questionnaire, nous allons pouvoir séparer les participants en trois différents groupes selon leur activité sportive : haute, modérée ou basse. En plus du questionnaire, l'utilisation de l'EMG et de la PDP nous aidera à analyser les différences entre les seniors et les jeunes, et les trois classes d'activité. Nous pensons qu'une différence sera visible entre les deux groupes d'âges, mais aussi entre les trois catégories d'activités dans les deux groupes d'âge. Pour cette raison, notre hypothèse serait que chaque classe de sportif a une stratégie d'équilibre spécifique et unique à son groupe, ce qui le différenciera des autres niveaux de sportifs. Nous jugeons que les personnes avec une activité haute auront un meilleur équilibre, et de ce fait, auront aussi une stratégie d'équilibre différente des deux autres groupes de sportifs. Notre question de recherche sera donc : est-ce qu'une différence d'équilibre existe entre les jeunes et les seniors lors de perturbations sur une plateforme dynamique, et serait-il possible de différencier les trois différents groupes d'activités sportives?

La récolte de données nous permettra d'analyser les résultats et de rechercher une différence entre ces différents groupes d'activité sportive. Grâce à l'analyse des résultats, les variables essentielles que nous avons trouvées grâce à l'EMG et à la plateforme dynamique vont nous permettre d'utiliser le ML. Grâce au ML il sera ensuite possible de voir s'il est possible de différencier les jeunes et les seniors au niveau de l'équilibre, mais aussi d'observer des différences entre les groupes d'activités. Le ML nous permettra aussi de conserver les attributs les plus significatifs pour différencier les jeunes des seniors, mais aussi les attributs qui permettent la différenciation entre les niveaux d'activité. Au final, si le ML donne des résultats probants, d'autres recherches pourront être réalisées dans le futur pour savoir si avec un entraînement spécifique, l'équilibre sera amélioré.

Rapport-Gratuit.com

2. Méthodes et matériels

2.1. Sujets

Les sujets étaient divisés en deux gros groupes par rapport à leur âge : le premier était constitué de 45 jeunes adultes entre 18 et 30 ans (moyenne d'âge = 24.5, écart-type = 3.9) et le deuxième groupe était composé de 45 seniors de 65 à 85 ans (moyenne d'âge = 73, écart-type = 6.5). Chaque groupe d'âge était formé de trois classes de 15 personnes jugées selon leur niveau d'activité physique grâce au questionnaire d'activité physique pour les personnes âgées (QAPPA) (de Souto Barreto, Ferrandez, & Saliba-Serre, 2011). Les différents niveaux d'activités étaient élevés, modérés ou bas, selon le nombre d'heures d'activités pour la semaine précédant l'expérience (de Souto Barreto et al., 2011). Cette organisation en trois sous-unités était la même pour les deux groupes d'âge. La distribution des hommes et des femmes n'étaient pas identiques, avec 35 femmes et 10 hommes pour les jeunes, et 29 femmes et 16 hommes pour les seniors. Dans la catégorie des plus de 65 ans, 12 participants étaient considérés comme des chuteurs grâce au questionnaire « chuteur/non-chuteur » auquel les seniors avaient dû répondre avant le début de l'expérience (*Figure 30* en annexe). Il a été reporté qu'aucun participant n'avait de problèmes neuromusculaires qui auraient pu affecter et biaiser les résultats de l'expérience. Tous les participants ont donné leur consentement par écrit et ont été informés avant de prendre part à l'expérience.

2.2. Appareils et matériels

De nombreux appareils ont servi durant l'expérience pour l'enregistrement et la prise de données des différents participants. La plateforme dynamique personnalisée (PDP) a permis de créer une perturbation chez le participant et a ainsi produit une activité musculaire dans les muscles intéressés, qui a été enregistrée avec l'aide de l'EMG. Par la suite, grâce aux données récoltées sur la PDP avec l'EMG et grâce à un seul classificateur, le ML nous a permis d'analyser les informations récoltées durant l'expérience.

2.2.1. La plateforme dynamique personnalisée

La PDP utilisée dans notre expérience est une plateforme faite maison par Ranjith Sivagnanaselvam, ingénieur R&D à l'université de Fribourg. La PDP est capable de réaliser des perturbations dans le plan horizontal avec la possibilité de varier des paramètres comme la distance, la vitesse ou encore l'accélération.

Pour notre étude, nous nous sommes concentrés sur des perturbations vers l'avant et vers l'arrière de la plateforme dynamique.

Figure 4. Plateforme dynamique personnalisée.

2.2.2. EMG et caractéristiques

Lors des perturbations occasionnées par la plateforme dynamique, l'activité musculaire de trois muscles de la jambe a été enregistrée avec l'aide de l'EMG. Les trois muscles analysés étaient le soleus (SOL), le gastrocnemius (GA) et le tibialis anterior (TA) de la jambe droite des participants. Les électrodes utilisées pour l'expérience étaient des électrodes de surface

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

bipolaires (Blue sensor P, Ambu®, Bad Nauheim, Germany) pour les trois muscles et deux électrodes étaient positionnées sur chaque muscle après que la peau ait été préparée. L'électrode de référence était placée sous le genou. Les signaux EMG étaient amplifiés (1000x), échantillonnés à 4 kHz. Les données étaient enregistrées à l'aide d'un logiciel personnalisé (LabView® based, National Instruments®, Austin, TX, USA).

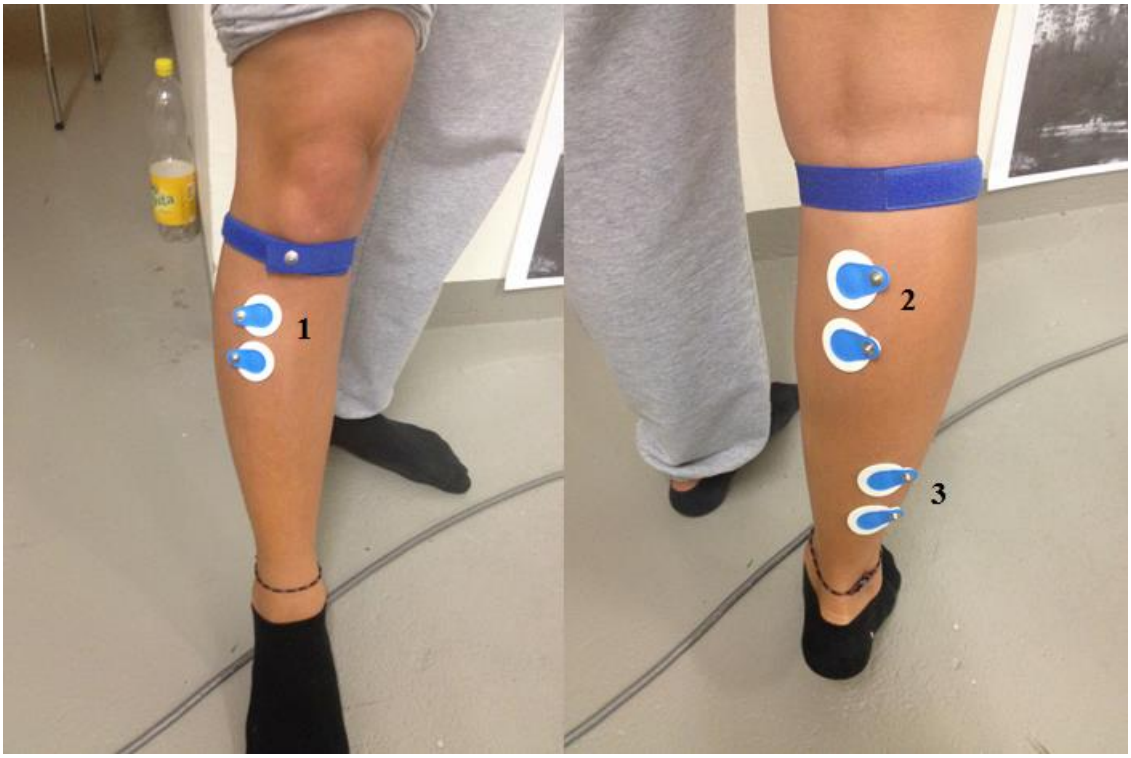

Figure 5. Mesure de l'EMG des muscles TA (1), GM (2) et SOL (3).

Caractéristiques générales de l'EMG

L'EMG a un grand nombre de caractéristiques différentes qui permet de nombreuses analyses, selon les intérêts et le but de l'utilisation de l'EMG. Pour qu'une caractéristique soit de haute qualité, elle doit avoir un maximum de séparabilité des amas et un minimum de chevauchement (séparabilité maximale des classes), elle devrait préserver la séparabilité des amas dans un environnement bruyant (robustesse) et avoir une complexité computationnelle basse (complexité) (Zardoshti-Kermani, Wheeler, Badie, & Hashemi, 1995). Une liste non-exhaustive des caractéristiques trouvées dans la littérature se trouve ci-dessous.

EMG intégré

Acronyme : IEMG

Définition : L'EMG intégré est calculé comme la somme des valeurs absolues de l'amplitude du signal EMG **(**Phinyomark, Limsakul & Phukpattaranont, 2009). L'IEMG est généralement utilisé comme indice de début pour détecter l'activité musculaire qui est utilisée pour se rapprocher de la commande de contrôle du dispositif de commande d'assistance (Chowdhury, et al., 2013)**.**

Formule : $\sum_{n-1}^{N} |x_n|$, où N signifie la longueur du signal et x_n représente le signal de l'EMG dans un segment.

Valeur moyenne

Acronyme : VMO

Définition : Cette caractéristique est une valeur moyenne pour une fenêtre de 10 secondes pour chaque signal (Katsis et al., 2008).

Moyenne de l'amplitude

Acronyme : MAM

Définition : Cette caractéristique détermine la valeur moyenne de la différence d'amplitude entre deux échantillons consécutifs dans un temps donné (Phinyomark, et al., 2013).

La fréquence moyenne

Acronyme : MNF

Définition: Cette caractéristique estime la fréquence moyenne du signal dans un temps donné (Boostani & Moradi, 2003). Elle est calculée comme une somme du produit du spectre de puissance de l'EMG et la fréquence divisée par la somme totale de l'intensité spectrale (Phinyomark, et al., 2013).

Formule : $\sum_{j=1}^{M} f_j \; P_j / \sum_{j=1}^{M} P_j$

Zero Crossing

Acronyme : ZC

Définition : Le zero crossing est le nombre de fois que la valeur de l'amplitude du signal EMG traverse l'axe d'amplitude zéro (Chowdhury, et al., 2013). Cette caractéristique permet une estimation approximative des propriétés du domaine fréquentiel (Hudgins, Parker, & Scott, 1993). C'est une mesure de l'information de la fréquence du signal EMG qui est définie

dans un domaine temporel (Tkach, Huang, & Kuiken, 2010). Un seuil doit être inclus dans les calculs de zero cross pour réduire le bruit provoqué par les zero crossings (Zardoshti-Kermani et al., 1995).

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

Sng(x) = $\{\begin{matrix} 1, if\ x\ \geq seuil \\ 0, autrement \end{matrix}$

<u>Changement du signe de la pente</u>

Acronyme : SSC

Définition : Le changement du signe de la pente est similaire au crossing zero (Chowdhury, et al., 2013). C'est une autre méthode pour représenter la fréquence d'informations du signal de l'EMG (Phinyomark, Limsakul & Phukpattaranont, 2009). Le nombre de changements entre la pente positive et négative parmi les trois segments consécutifs est représenté avec la fonction de seuil pour éviter l'interférence du signal de l'EMG (Tkach et al., 2010).

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

f (x) = $\{\begin{matrix} 1, if\ x\ \geq seuil \\ 0, autrement \end{matrix}$

<u>Amplitude de Willison</u>

Acronyme : WAMP

Définition : L'amplitude de Willison est une mesure de l'information de fréquence du signal EMG, similaire à la caractéristique zero crossing (Boostani & Moradi, 2003). L'amplitude de Willison est le nombre de fois que la différence entre deux amplitudes consécutives dans un temps donné dépasse le seuil prédéfini (Phinyomark, et al., 2013). De plus, elle est reliée au déclenchement des potentiels d'action de l'unité motrice et à la force contractile du muscle (Zardoshti-Kermani et al., 1995).

Formule : $\sum_{n=1}^{N-1} f(|x_n - x_{n+1}|)$

f (x) = $\{\begin{matrix} 1, if\ x\ \geq seuil \\ 0, autrement \end{matrix}$

<u>Variance</u>

Acronyme : VAR

Définition : La variance de l'EMG utilise la puissance du signal de l'EMG comme une caractéristique (Park & Lee, 1998). La variance est la valeur moyenne carrée de l'écart type de la variable et est aussi une mesure de la puissance du signal (Tkach et al., 2010).

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

V-order

Acronyme : vOrder

Définition : Cette métrique fournit une estimation de la force exercée par le muscle (Tkach et al., 2010). Le processeur du signal de l'EMG optimal consiste en un filtre pré-blanchissement, un détecteur non-linéaire, un filtre de lissage et un re-linéariseur **(**Zardoshti-Kermani et al., 1995). Le détecteur non-linéaire est caractérisé par la valeur absolue du signal de l'EMG à une puissance v^{th} (Phinyomark, Phukpattaranont, & Limsakul, 2012). Le filtre lissage appliqué est la fenêtre moyenne mobile (Tkach et al., 2010).

Formule : $\sqrt[v]{E\{|x_k|^v\}}$,

Où E est l'opérateur d'anticipation appliqué sur les échantillons dans une fenêtre d'analyse.

Le nombre de tours

Acronyme : NBT

Définition : Cette caractéristique détermine le nombre de changements dans le signe de la pente dans un temps donné (Boostani & Moradi, 2003).

La valeur absolue moyenne

Acronyme : MAV

Définition : Cette caractéristique est une estimation de la valeur absolue du signal (Tkach et al., 2010). La valeur moyenne absolue est utilisée comme indice de commencement, en particulier dans la détection du signal EMG de surface (Hudgins et al., 1993).

Formule : $\frac{1}{N}\sum_{n-1}^{N} |x_n|$

Valeur absolue moyenne modifiée 1

Acronyme : MMAV1

Définition : La valeur absolue moyenne modifiée 1 est une extension de la valeur absolue moyenne utilisant une fonction ω_n de fenêtre de pondération (Phinyomark et al., 2009).

Formule : $\frac{1}{N}\sum_{n-1}^{N} \omega_n|x_n|$, si 0.25N≤ n ≤ 0.75N autrement,

Valeur absolue moyenne modifiée 2

Acronyme : MMAV2

Définition : La valeur absolue moyenne modifiée 2 est similaire à la valeur absolue moyenne modifiée 1 (Chowdhury, et al., 2013). Cependant, la fenêtre lisse est améliorée dans cette méthode en utilisant la fonction de fenêtre de pondération continue ω_n (Phinyomark et al., 2009).

Formule : $\frac{1}{N}\sum_{n-1}^{N} \omega_n |x_n|$, si

$$\omega_n \begin{cases} 1, & \text{si } 0.25N \leq n \leq 0.75N \\ 4n/N & \text{si } 0.25N > n \\ 4(n-N)/N, & \text{si } 0.75N < n \end{cases}$$

Pente de la valeur absolue moyenne

Acronyme : MAVSLP

Définition : La pente de la valeur absolue moyenne est une version modifiée de la valeur absolue moyenne (Phinyomark et al., 2009). Les différences entre la valeur absolue moyenne de segments adjacents sont déterminées (Phinyomark et al., 2009).

Formule : $MAV_{i+1} - MAV_i$

Simple carré intégral

Acronyme : SSI

Définition : Le simple carré intégral utilise l'énergie du signal de l'EMG comme une caractéristique (Chowdhury, et al., 2013).

Formule : $\sum_{n-1}^{N} |x_n|^2$

La racine carrée moyenne

Acronyme : RMS

Définition : La racine carrée moyenne est le processus aléatoire gaussien en amplitude qui se rapporte à une force constante et à la contraction non-fatigable (Park & Lee, 1998). Cette caractéristique est similaire à la méthode de l'écart type (Boostani & Moradi, 2003).

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

La longueur de la forme d'onde

Acronyme : WL

Définition : Cette caractéristique est une mesure de la complexité du signal de l'EMG (Tkach et al., 2010). Elle est définie comme une longueur cumulative de la forme d'onde EMG sur un segment de temps défini (Phinyomark, et al., 2013).

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

La fréquence médiane

Acronyme : MDF

Définition : Elle est la fréquence à laquelle le spectre est divisé en deux régions avec des amplitudes égales (Phinyomark et al., 2009).

Formule : $\sum_{j=MDF}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^{M} P_j = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M} P_j$

Fréquence médiane modifiée

Acronyme: MMDF

Définition: La fréquence médiane modifiée est la fréquence à laquelle le spectre est divisé en deux régions avec des amplitudes égales (Phinyomark et al., 2009).

Formule : $\sum_{j=1}^{MMDF} A_j = \sum_{j=MMDF}^{MMDF} A_j = \frac{1}{2}\sum_{j=1}^{M} A_j$,

Où A_j est l'amplitude du spectre de l'EMG à la fréquence bac j.

Fréquence moyenne modifiée

Acronyme : MMNF

Définition : La fréquence moyenne modifiée est la fréquence moyenne (Phinyomark et al., 2009). Elle est calculée comme la somme du produit de l'amplitude du spectre et de la fréquence, divisée par la somme totale de l'intensité du spectre (Phinyomark et al., 2009).

Formule : $\sum_{j=1}^{M} f_j A_j / \sum_{j=1}^{M} A_j$

Où f_j est la fréquence du spectre à la fréquence bac j.

Les coefficients autorégressifs

Acronyme: AR

Définition: Le modèle autorégressif décrit chaque échantillon de signal EMG comme une combinaison linéaire d'échantillons précédents plus un terme d'erreur de bruit blanc (Boostani & Moradi, 2003). Les coefficients autorégressifs sont utilisés comme caractéristique de reconnaissance de l'EMG (Phinyomark et al., 2012).

Formule : -$\sum_{i=1}^{P} \alpha_i x_{n-i} + \omega_n$,

Où x_n est un échantillon du modèle de signal, α_i est un coefficient autorégressif, ω_n est un bruit blanc ou une séquence erreur, et p est l'ordre du modèle autorégressif.

<u>La puissance moyenne</u>

Acronyme : MNP

Définition : Cette caractéristique définit la puissance moyenne comme un agrégat du spectre de puissance EMG (Phinyomark, et al., 2013).

Formule : $\sum_{j=1}^{M} P_j / M$

<u>Le pic de fréquence</u>

Acronyme : PKF

Définition : Le pic de fréquence est la fréquence à laquelle la puissance maximale est produite (Phinyomark, et al., 2013).

Formule : max(P_j), j = 1, …, M

<u>Log détecteur</u>

Acronyme: LOG

Définition: Le log détecteur donne une estimation de la force exercée par le muscle. Le détecteur non-linéaire est caractérisé comme log($|x_k|$) (Chowdhury, et al., 2013).

Formule: $e^{\frac{1}{2} \sum_{n=1}^{N} log\, |x_n|}$

<u>Valeur absolue intégrée</u>

Acronyme : IAV

Définition : La valeur absolue intégrée est une estimation de la valeur absolue du signal x_i, dans un segment i pour lequel N est un échantillon de longueur (Park & Lee, 1998).

Formule : $\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N} |x_k|$,

Où x_k est l'échantillon kth du segment i.

Changement moyen d'amplitude

Acronyme : AAC

Définition : Le changement moyen d'amplitude est presque l'équivalent de la caractéristique longueur de la forme d'onde, sauf que la longueur d'onde est une moyenne (Phinyomark et al., 2012).

Formule : $\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{n-1} |x_{i+1} - x_i|$

Analyse temporelle et

Pour l'analyse des données avec l'aide des algorithmes, il est important de différencier l'analyse temporelle de l'analyse fréquentielle de l'EMG. L'analyse temporelle de l'EMG permet d'étudier l'activité électrique du muscle par rapport au temps tandis que l'analyse fréquentielle utilise la puissance de l'EMG par rapport à la fréquence (Aldrich, Sinderby, Mc Kenzie, Estenne, & Gandevia, 2004).

L'analyse temporelle réalise des calculs sur la base des séries brutes de l'EMG, ce qui ne demande généralement aucune transformation (Phinyomark et al., 2012). Cependant, dans notre expérience, les données de l'EMG devront être transformées et manipulées (les explications de la manipulation de l'EMG se trouvent au paragraphe 3.1. Analyse de l'EMG). Les caractéristiques de temps sont souvent utilisées pour la détection de la contraction musculaire, l'activité musculaire et la détection du commencement de l'activité musculaire (Phinyomark, Hirunviriya, Limsakul, & Phukpattaranont, 2010). D'autres qualités de ces caractéristiques liées au temps sont la performance de classification dans des environnements avec peu de bruit et leur complexité computationnelle basse (Phinyomark et al., 2012).

Les caractéristiques de fréquence sont utilisées la plupart du temps pour étudier la fatigue musculaire et l'analyse du recrutement des unités motrices (Phinyomark et al., 2012). La densité du pouvoir spectral (PSD) devient une analyse importante dans le domaine fréquentiel, avec l'application de différentes propriétés statistiques au PSD (Phinyomark et al., 2012). Ces différentes propriétés statistiques sont caractérisées comme une transformée de Fourier de la fonction autocorrélation du signal de l'EMG (Phinyomark et al., 2012).

Caractéristiques sélectionnées

Vu le grand nombre de caractéristiques trouvées dans la littérature, nous allons nous concentrer sur cinq d'entre elles pour ce travail de master. Les cinq caractéristiques qui ont

Rapport-Gratuit.com

été sélectionnées sont présentes dans de nombreux articles, mais elles sont aussi les plus pertinentes et les plus appropriées pour notre étude.

Avant de pouvoir travailler avec les caractéristiques de l'EMG, il est important de définir la fenêtre de temps qui va nous permettre d'analyser les données de l'EMG. Celle-ci varie selon les études utilisant l'EMG, mais elle se situe toujours entre certaines valeurs. La fenêtre de temps peut aussi se trouver entre 10 à 200 ms (Zardoshti-Kermani et al., 1995), autour de 200 ms (Boostani & Moradi, 2003), de 64 ms pour Park et Lee (1998), de 150 ms pour Tkach et al. (2010), pas plus de 250 ms pour Farina et Merletti (2000), ou encore de 256 ms (Phinyomark et al., 2012). Dans l'article d'Oskoei et de Hu (2007), ils confirment que la longueur des segments de temps devrait être égale ou de moins de 300 ms. Pour Bilodeau et al. (2003) ainsi que pour Georgakis, Stergioulas et Giakas (2003), la fenêtre de temps optimale pour l'analyse des données de l'EMG était de 500 ms.

Malgré les variations entre les différentes études, selon ce qui est analysé ou étudié, il est possible de voir une fenêtre assez similaire utilisée dans la plupart des expériences avec l'EMG. L'étude réalisée par Zardoshti-Kermani et al. (1995) constate que l'augmentation de la fenêtre de temps de 200 à 400 ms amène seulement une amélioration minime. Par conséquent, une fenêtre de temps fixée à 200 ms sera appliquée à nos données.

Après avoir décrit et expliqué les différentes caractéristiques de l'EMG dans le point précédent, nous avons sélectionné trois caractéristiques temporelles qui sont la racine carrée moyenne, la longueur de la forme d'onde et la valeur absolue moyenne (Phinyomark et al., 2012) et deux caractéristiques de fréquence, le pic de fréquence et la fréquence médiane (Phinyomark et al., 2012).

Tableau 1. Les cinq caractéristiques de l'EMG sélectionnées.

Caractéristique	Analyse de données	Raison
Fréquence médiane (MDF)	Fréquence	La fréquence médiane apparaît dans de nombreuses publications, comme celle réalisée par Farina et al. (2004) sur les muscles de la jambe, ou encore celle de Bilodeau et al. (2003) qui affirment que les muscles avec un plus haut pourcentage de fibres II, qui sont moins larges

		que les fibres I, auront un spectre de force EMG plus haute pour la MDF. Les changements dans la MDF avec une augmentation de force ou de fatigue sont influencés par la composition ou la taille des fibres (Bilodeau et al., 2003). Les fibres de type II contiennent peu de mitochondries et d'enzymes oxydatives et sont sensibles à la fatigue comparées aux fibres I qui sont une source d'énergie de longue durée (Wang et al., 2004).
Longueur de la forme d'onde (WL)	Temporelle	WL est la longueur cumulative de la forme d'onde par rapport à un segment de temps donné (Phinyomark, et al., 2013). La fréquence, l'amplitude et le temps sont liés à WL (Phinyomark, et al., 2013).
Pic de fréquence (PKF)	Fréquence	Le PKF permet d'étudier la fatigue du muscle et aussi d'analyser le recrutement des unités motrices (Phinyomark et al., 2012).
Racine carrée moyenne (RMS)	Temporelle	Cette caractéristique est présente dans de nombreuses études et celles-ci utilisent l'EMG sur les mêmes muscles que pour notre recherche, comme l'étude réalisée par Vieira et al. (2016) sur le tibialis anterior et medial et le gastrocnemius lateral. Ebig, Lephart, Burdett, Miller et Pincivero (1997) se penchent sur les torsions de cheville et se servent de la racine carrée moyenne pour le muscle tibialis anterior, ou encore l'article de De Luca et Merletti (1988) qui proposent le RMS pour les muscles TA, SOL, la région de l'os tibial et le muscle peroneus brevis.
Valeur absolue moyenne (MAV)	Temporelle	Dans l'étude réalisée par Phinyomark et al. (2012), la combinaison des caractéristiques de la MAV, l'amplitude de Willison et la longueur de l'onde montrent une précision de classification de

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

		94.2%. De plus, la MAV est une caractéristique liée au temps (Phinyomark et al., 2012).

2.2.3. Algorithmes de machine learning

Il existe un grand nombre d'algorithmes pour le ML dans la littérature. Mais pour notre travail, nous allons nous concentrer seulement sur l'arbre de décision car il a l'avantage de pouvoir expliquer et visualiser le déroulement de la décision. Cependant, pour de futures études, d'autres caractéristiques comme la forêt d'arbre de décision, réseaux de neurones, K-Nearest Neighbour et Support Vector Machine pourraient être utilisées.

L'arbre de décision (ADD) est très souvent exploité dans le ML, car cet algorithme est rapide et produit des données de sorties intelligibles qui sont souvent très précises avec vision des décisions prises facile à visualiser (Witten, Frank, Hall, & Pal, 2017). L'ADD utilise des données numériques et peut être exploitable même si des valeurs sans manquantes (Witten et al., 2017). L'ADD classifie les instances en les triant sur la base des valeurs des caractéristiques (Witten et al., 2017). Chaque nœud dans ADD indique une caractéristique qui est en attente d'être classée, et chaque branche représente une valeur que le nœud doit assumer (Kotsiantis, 2007). La fonction d'élimination des caractéristiques qui ne sont pas assez précises est un processus important, car l'arbre est construit par un algorithme diviser-conquérir (Witten et al., 2017).

Face au manque de temps, nous nous sommes concentrés sur l'ADD car c'est un classificateur robuste. Cependant, d'autres classificateurs auraient pu être employé comme le KNN, qui est un algorithme pour la classification et pour les problèmes de régression (Lavesson, 2003), le Support Vector Machine, qui est un algorithme d'apprentissage basé sur l'apprentissage statistique (Rani et al., 2006), la forêt d'arbre de décision, qui est une technique statistique supportant une combinaison des résultats d'une grande quantité de modèles individuels pour arriver à une seule prédiction (Tong, Hong, Fang, Xie, & Perkins, 2003), ou encore le réseaux de neurones, qui est un paradigme d'apprentissage où un ensemble d'un nombre fini de réseaux de neurones est entraîné pour la même tâche (Zhou, Wu, & Tang, 2002). Il serait intéressant d'examiner si ces quatre autres algorithmes pourraient donner des résultats complémentaires avec nos données dans des prochains travaux.

Tableau 2. Classification/Catégorie des cinq algorithmes.

Nom de l'algorithme	Description/Catégorie
Arbre de décision	Classification, algorithme diviser-conquérir, logistique
Forêt d'arbre de décision	Statistique
K-Nest Neigbhour	Approche géométrique, classification, régression
Réseaux de neurones	Perception multicouches, apprentissage
Support Vector Machine	Approche géométrique, classification, régression, apprentissage statistique

2.2.4. Questionnaires

Chaque participant a dû remplir un questionnaire sur la santé en général avant de pouvoir prendre part à l'expérience. Pour les personnes âgées, en plus du questionnaire de santé, elles ont dû remplir un questionnaire chuteur/non-chuteur. En plus de ces deux questionnaires, deux autres formulaires nous ont aidés à classer les participants durant l'expérience. Le premier est le questionnaire QAPPA et le deuxième est l'échelle de Berg.

QAPPA

Pour différencier les participants par rapport à leur niveau d'activité, nous avons employé le questionnaire QAPPA qui classifie les personnes en trois groupes : niveau d'activité bas, modéré ou élevé (de Souto Barreto et al., 2011). Ce questionnaire est essentiellement pour les personnes âgées, mais nous l'emploierons aussi pour les jeunes adultes ce qui facilitera la comparaison entre les deux groupes d'âge. QAPPA se sert de la quantité d'activité physique en MET-min/semaine, avec une description détaillée des activités réalisées chaque jour pendant une semaine. MET (Metabolic Equivalent of Task) est l'équivalent métabolique qui permet de calculer l'intensité d'une activité par rapport au taux métabolique de repos (Ainsworth, et al., 1993). Pour chaque type d'activité la dépense énergétique en kilocalories ou en kilocalories par kilogramme de poids corporel peut être estimée (Ainsworth, et al., 1993). Plus le MET est élevé, plus l'activité est intense (Ainsworth, et al., 1993). Pour calculer la quantité d'activité effectuée en une semaine, les activités modérées (en minutes) réalisées la semaine sont multipliées par 4, tandis que les activités intensives (en minutes) accomplies pendant la semaine sont multipliées par 8 (de Souto Barreto et al., 2011). La

différence entre une activité vigoureuse ou modérée est qu'une activité vigoureuse amène une augmentation du rythme cardiaque et respiratoire tandis que l'activité modérée cause seulement une légère augmentation cardiaque. En plus de la durée de l'activité, les participants ont dû cocher les activités accomplies pendant cette semaine comme de la course, du nettoyage, du jardinage, ou encore d'autres activités physiques non spécifiées dans le questionnaire.

Tableau 3. Classification des niveaux d'activité (de Souto Barreto et al., 2011).

Niveau d'activité	Description
Bas	Les personnes qui n'ont pas assez d'activités par semaine pour rentrer dans les deux autres catégories.
Modéré	1. Au minimum « 150 minutes d'activité physique modérée, vigoureuse, ou les deux mélangées (= 600 MET-min/sem), dans 3 jours différents ou plus sur les 7 jours de la semaine » **ou** 2. Au moins 800 MET-min/sem « d'activité physique vigoureuse, modérée, ou les deux mélangées, dans 2 jours différents sur les 7 jours de la semaine » **ou** 3. Au moins 20 minutes « d'activité physique vigoureuse, dans 3 jours différents ou plus sur les 7 jours de la semaine »
Elevé	1. Au moins 1500 MET-min/sem « d'activité physique vigoureuse dans 3 jours différents ou plus sur les 7 jours de la semaine » **ou** 2. Au moins 3000 MET-min/sem « d'activité physique modérée, vigoureuse, ou les deux mélangées, dans 3 jours différents ou plus sur les 7 jours de la semaine »

Echelle de Berg

Lors du premier exercice de perturbation sur la PDP qui était les huit paliers en avant et en arrière, l'échelle de Berg nous a servi à noter le ressenti des participants sur la difficulté à garder l'équilibre pendant la perturbation. L'échelle de Berg que nous avions employée allait

de 1, extrêmement facile, à 15 extrêmement difficile. L'évaluation personnelle du participant face à la difficulté de la perturbation nous permettait ensuite de choisir le niveau le plus adéquat et approprié pour la suite de l'expérience, qui était les perturbations non-anticipées. Le choix du niveau de perturbation vers l'avant et vers l'arrière était jugé par rapport à l'équilibre, la confiance et la santé du participant.

2.3. Procédure

Avant de commencer l'expérience, les participants devaient lire les informations relatives à l'étude et aux buts de celle-ci. Si le participant remplissait les critères pour l'expérience et qu'il/elle acceptait de participer, il/elle pouvait signer le formulaire de consentement.

Le participant devait remplir et répondre à trois questionnaires différents avant le début de l'expérience. Le premier questionnaire d'activité physique QAPPA, qui permettait de classer les participants dans l'une des trois catégories différentes : niveau d'activité bas, modéré ou élevé. Le deuxième questionnaire se portait sur la santé générale du participant, comme par exemple des opérations survenues pendant l'année, le port de lunettes, une prothèse de la hanche, etc. Pour les jeunes, ce questionnaire était la fin de la prise d'informations, tandis que les personnes âgées ont dû encore remplir le questionnaire chuteur/non-chuteur. Si le participant répondait oui à une des trois premières questions, cela signifiait qu'il/elle était un(e) chuteur/euse et de ce fait, devait remplir la fin du questionnaire, tandis que les personnes âgées ayant répondu non aux premières questions, n'avaient pas besoin de poursuivre le questionnaire. Après avoir terminé les différents questionnaires, les participants étaient ensuite pesés et mesurés et l'expérience pouvait enfin commencer.

Pour l'EMG, nous nous sommes intéressés à trois muscles du mollet droit : le SOL, le TA et le GM. Après avoir nettoyé la peau à l'alcool et à l'éther, puis rasé si nécessaire, deux électrodes ont été posées sur chaque muscle, qui étaient reliés au système d'acquisition. Lorsque toutes les électrodes étaient posées, la vérification visuelle des signaux permettait de contrôler que le placement et l'efficacité des électrodes étaient corrects. Si l'activité musculaire paraissait normale, nous pouvions débuter la prise des données, autrement un ajustement des électrodes était nécessaire. Si le problème persistait, il fallait changer les électrodes ou les câbles reliant les électrodes au système d'acquisition.

La première étape était d'enregistrer la force maximale de chaque muscle pour permettre ensuite une éventuelle normalisation, mais qui n'a pas été faite dans notre étude. Avant

d'enregistrer la force maximale, un échauffement musculaire était nécessaire. Le premier exercice était un mouvement de haut en bas de la cheville droite, puis la même chose avec une résistance de 60% exercée par un investigateur puis une résistance de 90%. Après l'échauffement, le participant était prêt pour l'enregistrement de la force maximale. Pour chaque muscle, l'exercice était réalisé trois fois pour une durée de cinq secondes pour les jeunes et de trois secondes pour les personnes âgées. Pour la force maximale du TA et du SOL, le participant était assis sur une chaise avec ses deux pieds touchant le sol. La première force maximale enregistrée était le TA. Une force était exercée sur la pointe du pied du participant et celui-ci devait soulever la pointe du pied en gardant le talon au sol. Pour le SOL, le volontaire devait soulever son talon tandis que le chercheur exerçait une force sur le genou. Pour le GA, le participant s'asseyait sur le sol, le dos contre le mur avec la jambe droite tendue. Avec l'aide d'une planche, une force était exercée contre le pied du volontaire et celui-ci devait pousser la planche avec la pointe du pied sans décoller le talon de la planche.

Après la prise de données de l'EMG, le participant montait sur la plateforme dynamique personnalisée, où le but était de garder l'équilibre lors des différentes perturbations. La partie sur la plateforme de perturbations se déroulait en trois étapes ; la première était huit paliers en avant puis huit paliers en arrière, ensuite avec deux fois la condition perturbations non-anticipées (aléatoire), et pour finir, deux conditions en avant et deux conditions en arrière. Cependant, pour notre travail, seules les informations des conditions aléatoires nous intéresseront, car nous pensons que la fatigue et l'habituation seront moins élevées sous ces deux conditions que par rapport aux conditions avant et arrière.

Pour la première partie avec les paliers vers l'avant et vers l'arrière, le participant notait chaque perturbation grâce à l'échelle de Berg par rapport à la difficulté à garder l'équilibre. Cette échelle allait de 1, extrêmement facile, à 15, extrêmement difficile, et le résultat nous aidait à choisir le niveau le plus approprié par rapport à l'équilibre du volontaire pour la condition perturbations non-anticipées. Pour la première phase, le participant devait réaliser huit paliers sur la PDP où la plateforme se déplaçait vers l'arrière, ce qui provoquait un déséquilibre vers l'avant pour le participant, puis huit paliers où la plateforme bougeait vers l'avant, ce qui créait un déséquilibre vers l'arrière pour le participant. Pour chaque palier sur la PDP, la perturbation était répétée cinq fois et il était possible d'arrêter l'exercice à tout moment, si la personne ne se sentait pas à l'aise ou trouvait le niveau trop difficile. Lorsque les paliers étaient terminés, le participant devait effectuer la condition non-anticipée, avec 16 mouvements aléatoires qui pouvaient bouger vers l'avant ou vers l'arrière dans le niveau

choisi par le participant et les chercheurs lors de l'exercice des paliers (niveaux 1 à 8). Cette condition évitait au participant de s'habituer aux mouvements de la plateforme.

3. Résultats

L'analyse des données récoltées avec l'EMG nous permet d'étudier les différentes figures de l'activité musculaire du SOL, TA et du GM, mais aussi la construction des différents ADDs par rapport aux types de population, au niveau d'activité et au mouvement avant ou arrière.

Par rapport à l'ensemble des valeurs enregistrées pendant les différentes sessions, nous avons retenu seulement 26 jeunes et 26 seniors car le travail manuel pour récupérer toutes les données était trop important pour le temps que nous avions. En plus d'avoir réduit le nombre de données des participants, nous n'avons gardé que cinq perturbations avant et cinq perturbations arrière lors de la deuxième série aléatoire pour éviter toute forme de fatigue ou d'habituation du participant face aux perturbations. Donc, nos résultats se baseront sur les données de 52 participants et non 90 prévus initialement.

3.1. Analyse de l'EMG

Avant de pouvoir utiliser les données de l'EMG, il est important d'utiliser la méthode du pré-processing pour éliminer les artéfacts possibles et ainsi améliorer les composants spectraux de l'analyse du signal de l'EMG (Phinyomark et al., 2009). La première étape était de conserver le signal 200 ms après la perturbation et un retrait de l'offset DC (Phinyomark et al., 2010). Pour compenser les artefacts générés, le pré-processing a été employé en filtre coupe-bande de 50 Hz pour éliminer le bruit induit par le réseau alternatif (Phinyomark et al., 2010). Pour les FFTs analysés, une fréquence allant de 0 à 500 Hz a été retenue (Phinyomark et al., 2009).

Pour l'EMG, nous avons fait une figure pour chaque muscle par rapport au niveau d'activité chez les jeunes et chez les seniors. Ainsi, nous avons des figures avec les différentes amplitudes des muscles SOL, TA et GM de trois participants choisis au hasard. Pour chaque figure de l'EMG, les données utilisées étaient celles de la deuxième session de perturbations non-anticipée pour éliminer les risques d'une adaptation des participants face aux perturbations.

Pour l'ensemble des graphiques (figures 6 à 23), l'échelle horizontale correspond au numéro d'échantillonnage de 4 kHz. Le découpage n'a pas été réalisé sur les figures de l'EMG pour

avoir une idée globale des tendances générales des trois muscles étudiés. Ainsi, toute la perturbation a été conservée dans les figures 6 à 23 de l'EMG.

Les *Figure 6*, *Figure 7* et *Figure 8* représentent trois jeunes, les participants 19, 37 et 44, avec un niveau d'activité bas. Les jeunes avec un niveau d'activité modéré sont présents dans les *Figure 9 Figure 10* et *Figure 11* avec les données des participants 5, 14 et 39. Tandis que la *Figure 12*, *Figure 13* et *Figure 14* proposent les données des participants 17, 32 et 35, qui sont les jeunes avec un niveau d'activité élevé.

Pour les personnes âgées, les *Figure 15*, *Figure 16* et *Figure 17* proposent les données pour les participants 115, 123 et 126, qui ont un niveau d'activité bas, tandis que les *Figure 18*, *Figure 19* et *Figure 20* présentent le résultat de l'EMG pour les seniors 104, 113 et 130, qui ont un niveau d'activité modéré. Pour finir, les seniors ayant un niveau d'activité élevé, 133, 134 et 145, leurs résultats se trouvent dans les *Figure 21*, *Figure 22* et *Figure 23*.

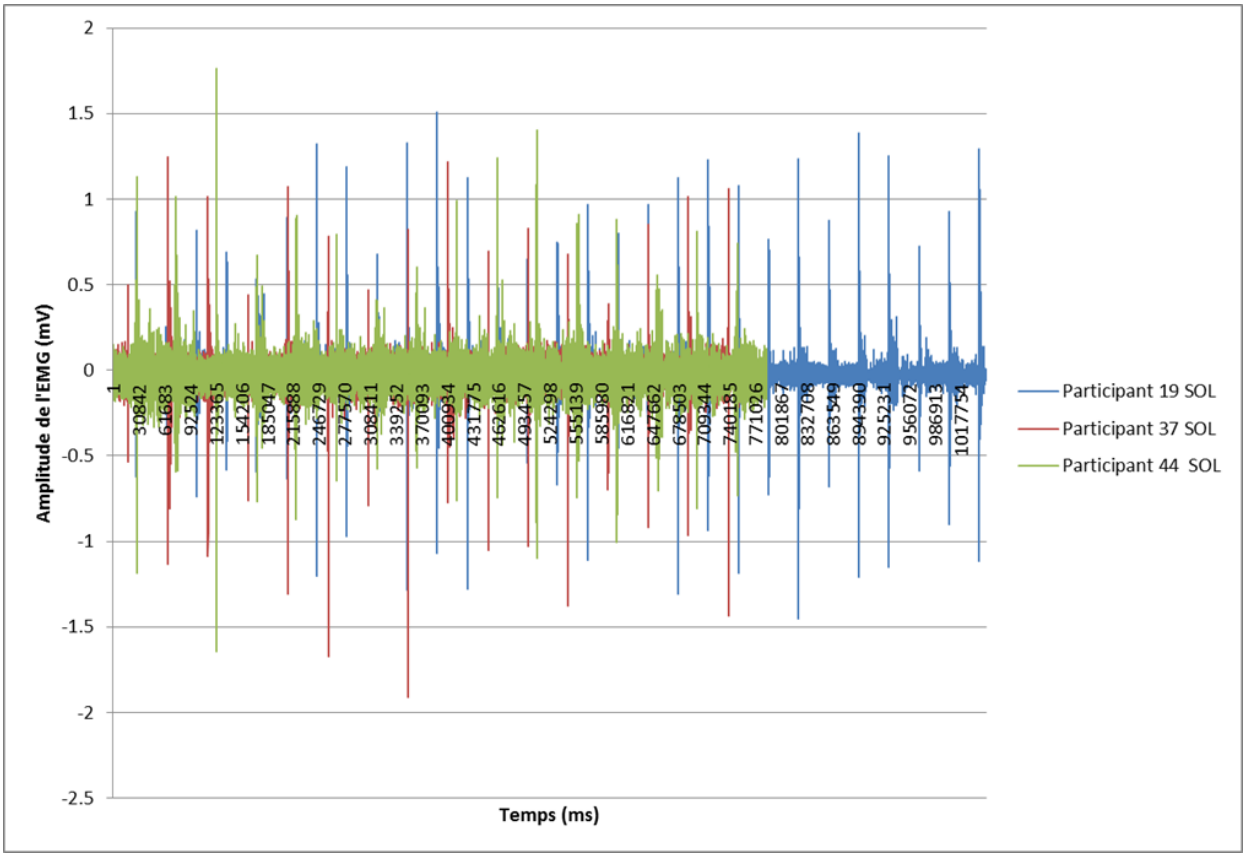

Figure 6. EMG du SOL de trois jeunes avec un niveau d'activité bas.

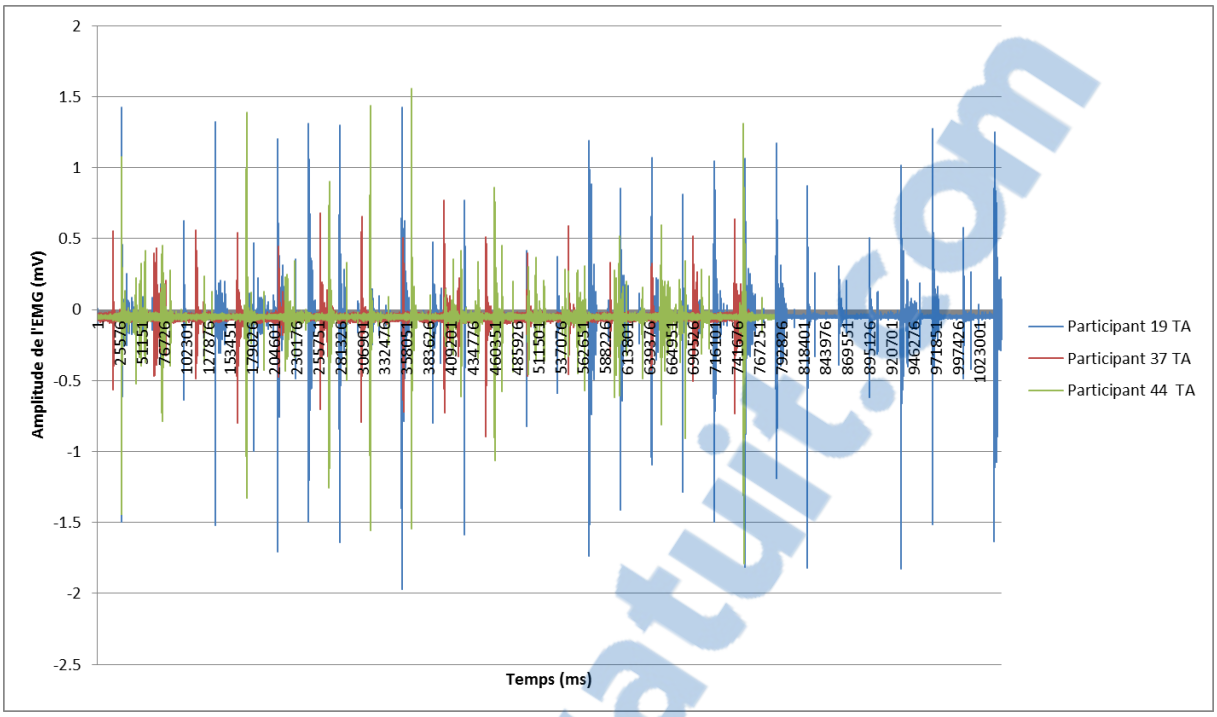

Figure 7. EMG du TA de trois jeunes avec un niveau d'activité bas.

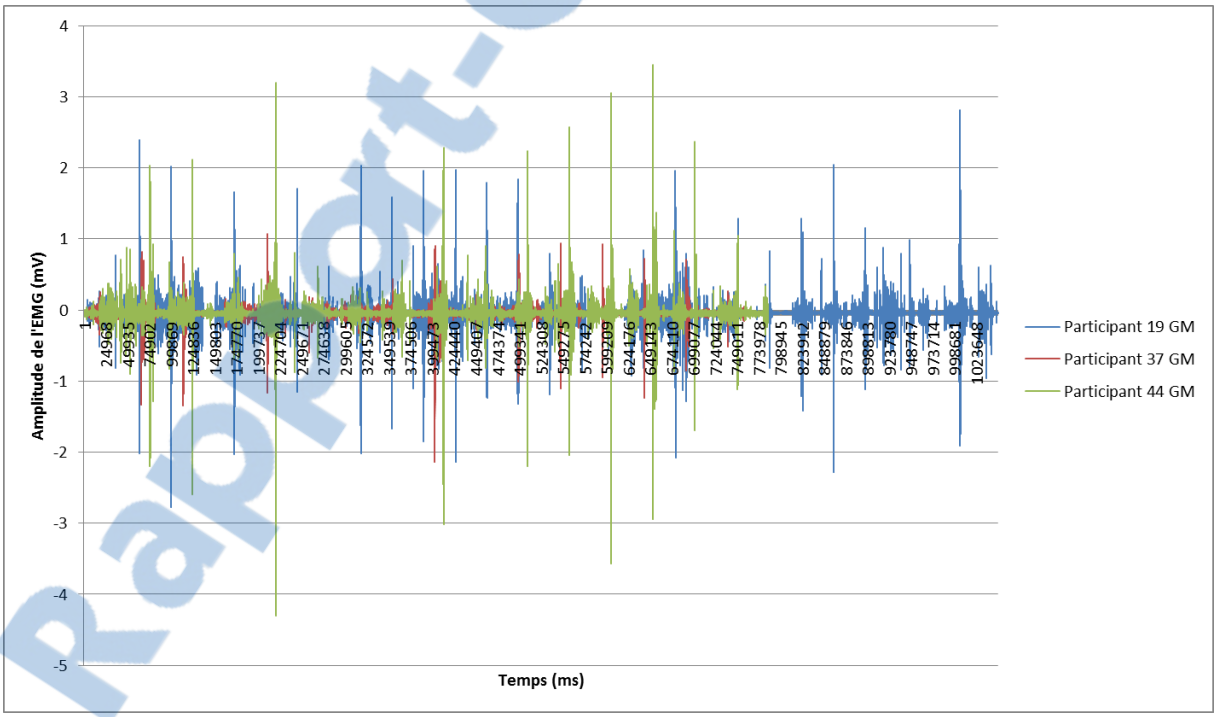

Figure 8. EMG du GM de trois jeunes avec un niveau d'activité bas.

Rapport-Gratuit.com

La *Figure 6, Figure 7, Figure 9, Figure 10, Figure 12* et *Figure 13* nous mettent en évidence que le SOL et le TA ont une activité constante et homogène durant toute la durée de l'expérience, tandis que le GM (*Figure 8, Figure 11* et *Figure 14*) s'active essentiellement lors des perturbations de la plateforme dynamique. Le SOL est le muscle actif pendant la position debout et il permet aux participants de garder l'équilibre. Cette tendance se confirme avec les *Tableau 4*, le *Tableau 5* et le *Tableau 6* qui nous confirme que l'amplitude de l'EMG est la plus importante dans le GM, avec des pics de maximum et minimum importants, et que la moyenne la plus petite est le SOL, car il travaille moins pour garder le participant en équilibre lors des perturbations.

Pour chaque groupe d'âge et de niveau d'activité, un tableau a été fait avec la moyenne, le maximum, le minimum et l'écart-type (tableaux 4 à 9). Généralement, il n'est pas permis de comparer les résultats de l'EMG entre plusieurs sujets si une normalisation n'a pas été faite. Dans notre cas, nous nous autorisons quand même une comparaison entre les participants. Comme nous n'avons pas fait de découpage par perturbations, les moyennes, les maximums, les minimums et les écart-types des différents tableaux sont aussi calculés sur l'ensemble de des perturbations.

Tableau 4. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois jeunes avec un niveau d'activité bas.

		Moyenne (mV)	**Maximum (mV)**	**Minimum (mV)**	**Ecart-type (mV)**
Participant 19	SOL	-0.032470565	1.504821777	-1.452941895	0.04189971
	TA	-0.050335313	1.426086426	-1.968078613	0.058385206
	GM	-0.04221023	2.807312012	-2.780761719	0.081466729
Participant 37	SOL	-0.03277251	1.244506836	-1.913146973	0.04755398
	TA	-0.05384297	0.766601563	-0.893249512	0.02828934
	GM	-0.043119695	1.074523926	-2.134094238	0.047323695
Participant 44	SOL	-0.031958164	1.764831543	-1.642150879	0.057401976
	TA	-0.051209672	1.556396484	-1.788024902	0.041288208
	GM	-0.042228629	3.445129395	-4.295349121	0.103326488

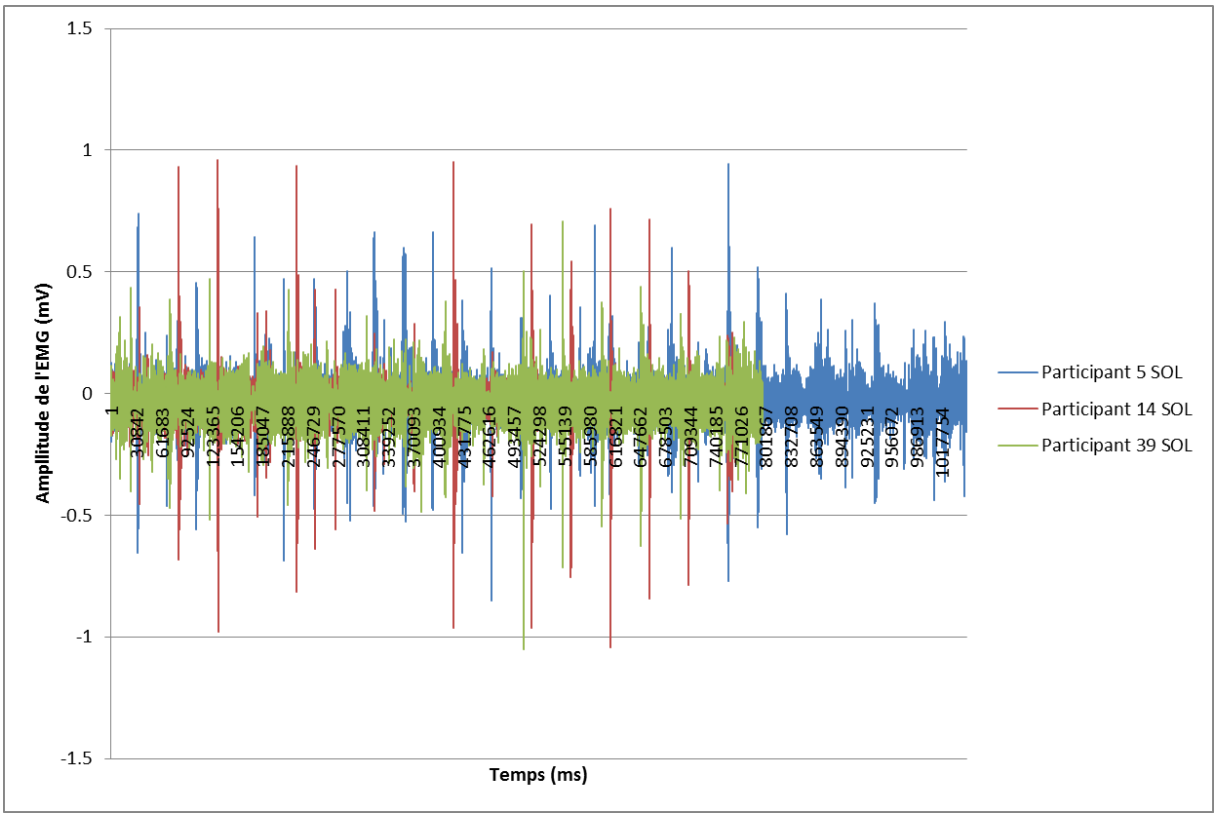

Figure 9. EMG du SOL de trois participants jeunes avec un niveau d'activité modéré.

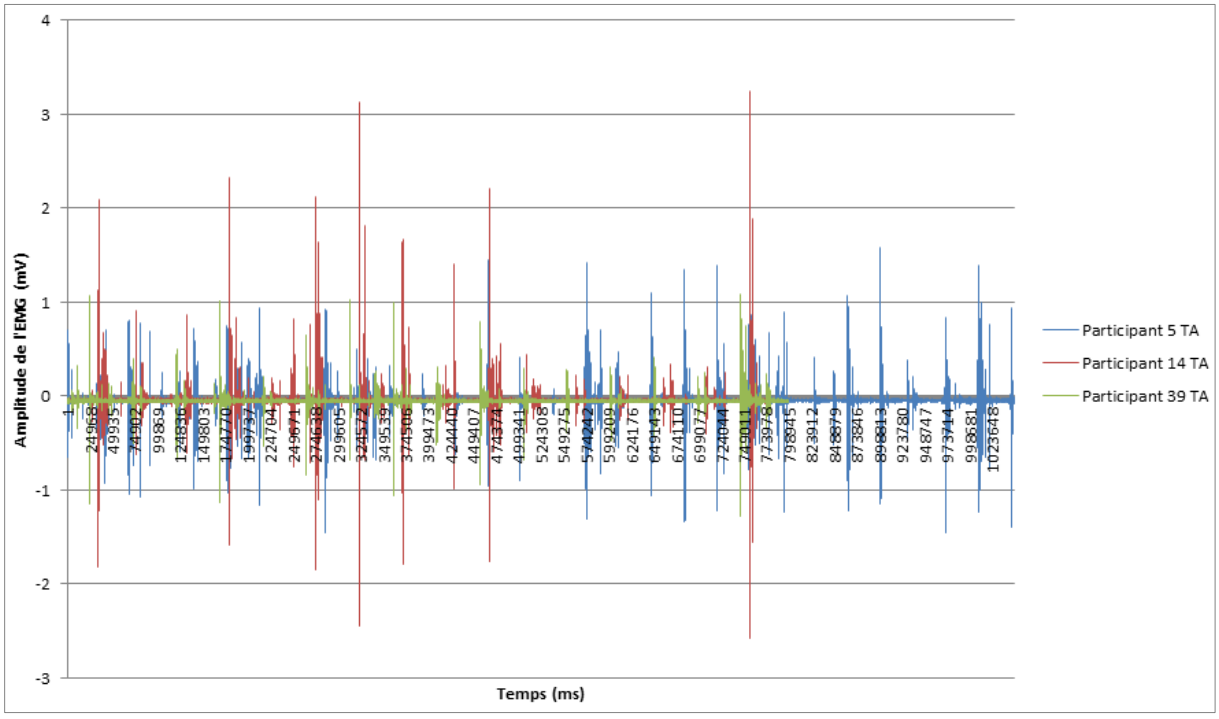

Figure 10. EMG du TA de trois participants jeunes avec un niveau d'activité modéré.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

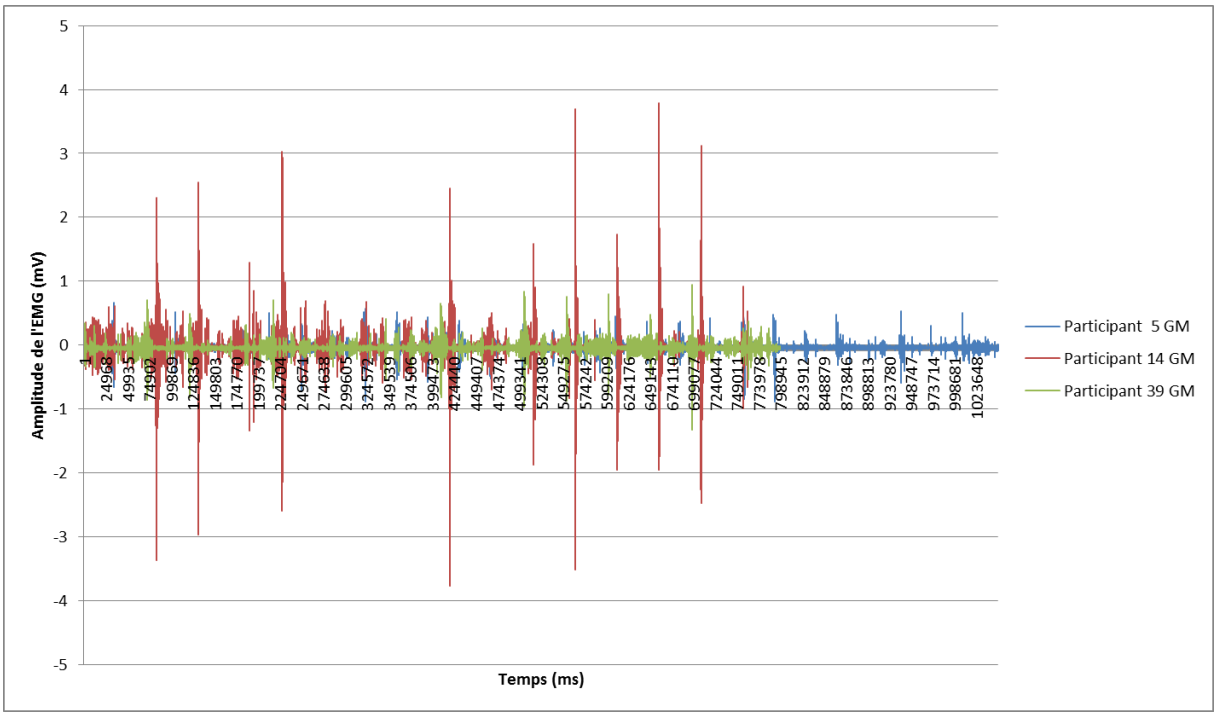

Figure 11. EMG du GM de trois participants jeunes avec un niveau d'activité modéré.

Tableau 5. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois jeunes avec un niveau d'activité modéré.

		Moyenne (mV)	**Maximum (mV)**	**Minimum (mV)**	**Ecart-type (mV)**
Participant 5	SOL	-0.031808525	0.942993164	-0.848999023	0.040220227
	TA	-0.04906819	1.578674316	-1.455993652	0.056208539
	GM	-0.041946193	0.661621094	-0.930786133	0.026303571
Participant 14	SOL	-0.031708289	0.961303711	-1.042480469	0.040871914
	TA	-0.049564662	3.244934082	-2.581481934	0.063039857
	GM	-0.041507171	3.784790039	-3.768615723	0.103429794
Participant 39	SOL	-0.032793658	0.707092285	-1.051330566	0.039298805
	TA	-0.052420018	1.083374023	-1.278686523	0.031702773
	GM	-0.043272335	0.941467285	-1.329345703	0.039951264

Pour les jeunes avec un niveau d'activité élevé, l'activité musculaire est un peu plus importante que pour les jeunes avec un niveau d'activité bas ou modéré. Les moyennes des trois muscles sont sensiblement similaires, cependant, il est possible de voir dans les figures pour les jeunes avec un niveau d'activité élevé (*Figure 12*, *Figure 13* et *Figure 14*) que les pics maximaux et minimaux des muscles sont beaucoup plus élevés que chez les deux autres groupes (*Figure 6*, *Figure 7*, *Figure 8*, *Figure 9*, *Figure 10* et *Figure 11*). Le SOL est toujours

le muscle avec la plus faible amplitude, cependant, le TA a une plus grande amplitude, surtout chez le participant 17.

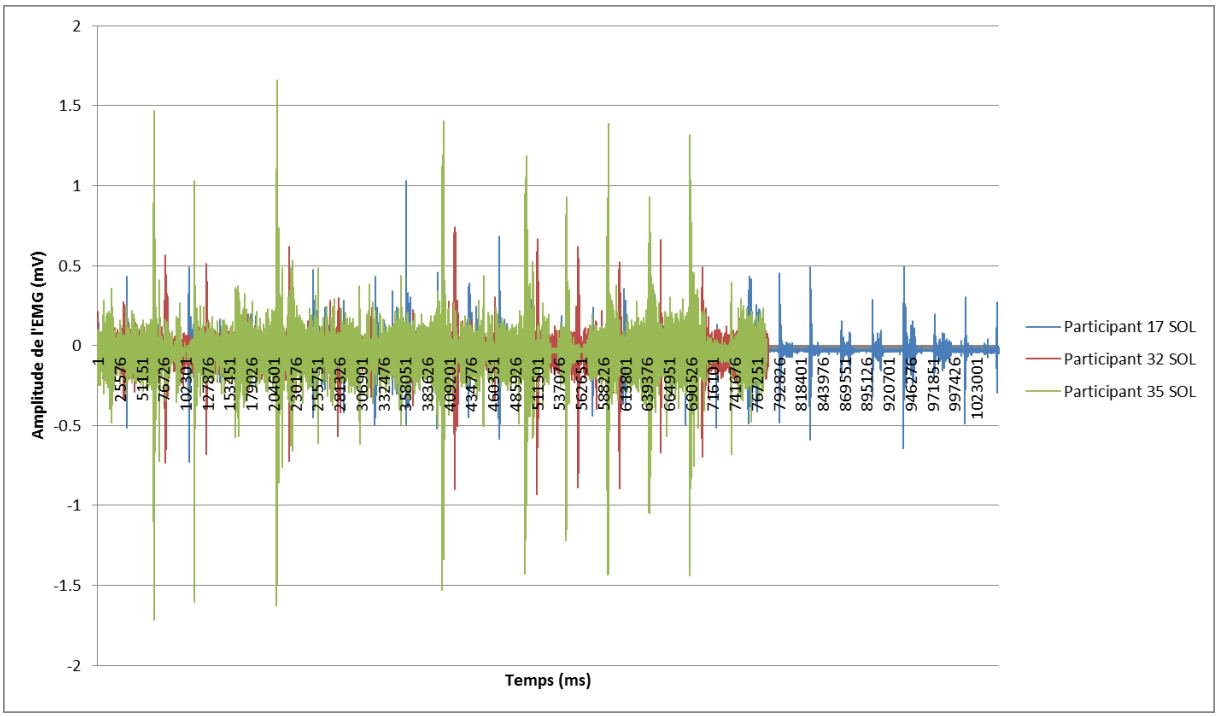

Figure 12. EMG du SOL de trois participants jeunes avec un niveau d'activité élevé.

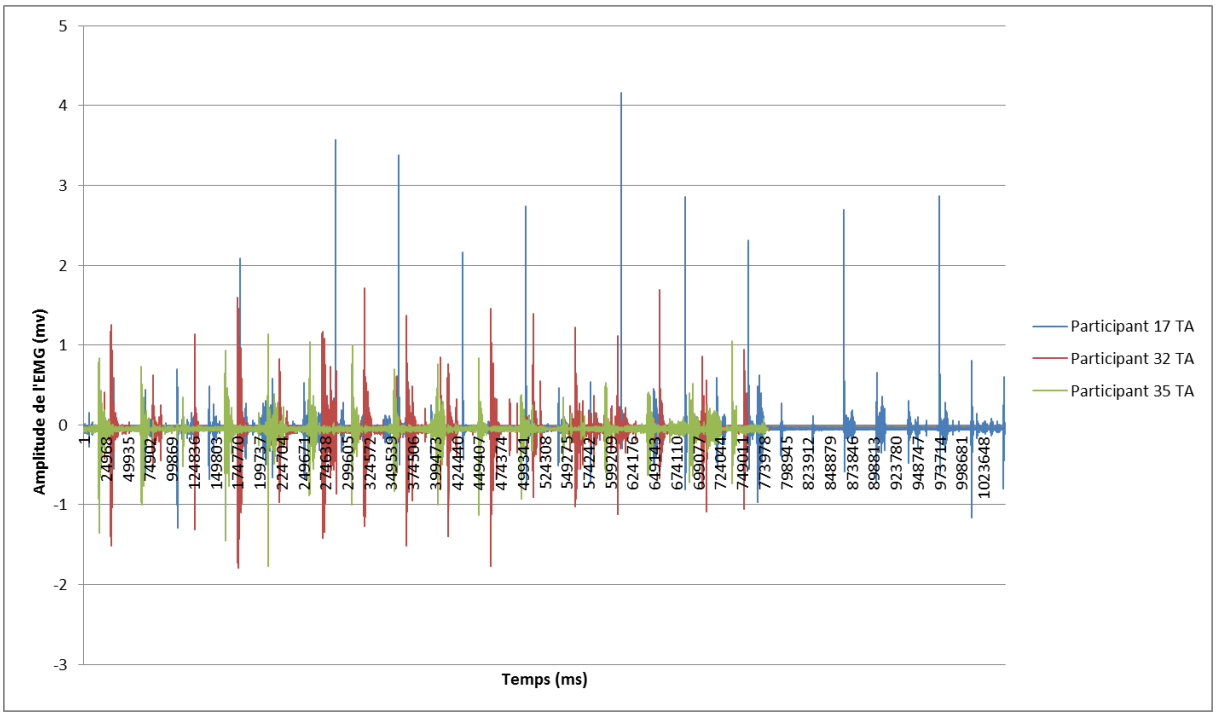

Figure 13. EMG du TA de trois participants jeunes avec un niveau d'activité élevé.

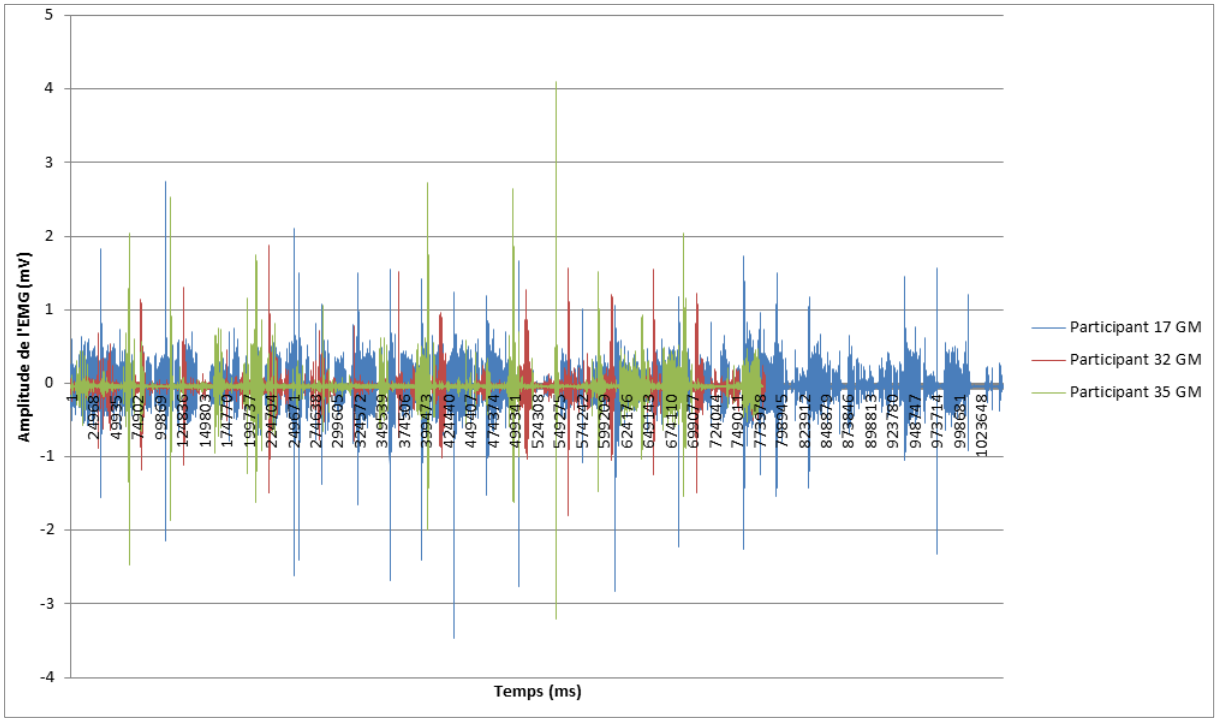

Figure 14. EMG du GM de trois participants jeunes avec un niveau d'activité élevé.

Tableau 6. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois jeunes avec un niveau d'activité élevé.

		Moyenne (mV)	**Maximum (mV)**	**Minimum (mV)**	**Ecart-type (mV)**
Participant 17	SOL	-0.03232134	1.03088379	-0.72875977	0.02608807
	TA	-0.04818181	4.15557861	-1.29211426	0.06177185
	GM	-0.042391	2.74871826	-3.46740723	0.10480482
Participant 32	SOL	-0.03197753	0.73883057	-0.93109131	0.16100905
	TA	-0.05078383	1.70654297	-0.93109131	0.06981264
	GM	-0.04217738	1.8762207	-1.80450439	0.06616225
Participant 35	SOL	-0.03184377	1.8762207	-1.71783447	0.06782509
	TA	-0.0524643	1.13128662	-1.76696777	0.04607636
	GM	-0.04238005	4.10339355	-3.19976807	0.08515385

Pour les seniors, l'activité musculaire lors des différentes perturbations n'est pas similaire aux jeunes. Il est visible dans les différentes figures que le TA est beaucoup plus actif que chez les jeunes, avec des pics d'amplitude plus importants que le GM, qui était le muscle avec la plus grande amplitude chez les jeunes. Les *Figure 16*, *Figure 19* et *Figure 22* confirment la tendance que le TA a autant, voire une plus grande amplitude que le GM chez les seniors (*Figure 17*, *Figure 20* et *Figure 23*). Le SOL est toujours le muscle avec la plus petite moyenne d'amplitude de l'EMG, ce qui était identique chez les jeunes.

Pour les seniors avec un niveau d'activité bas (*Figure 15*, *Figure 16* et *Figure 17*), nous voyons que le TA est fortement utilisé par le participant 115 durant toute la durée de l'expérience. De plus, les participants 115 et 123 ont des valeurs maximales et minimales du TA plus grandes, tandis que le GM du troisième participant, 126, a les plus grandes amplitudes.

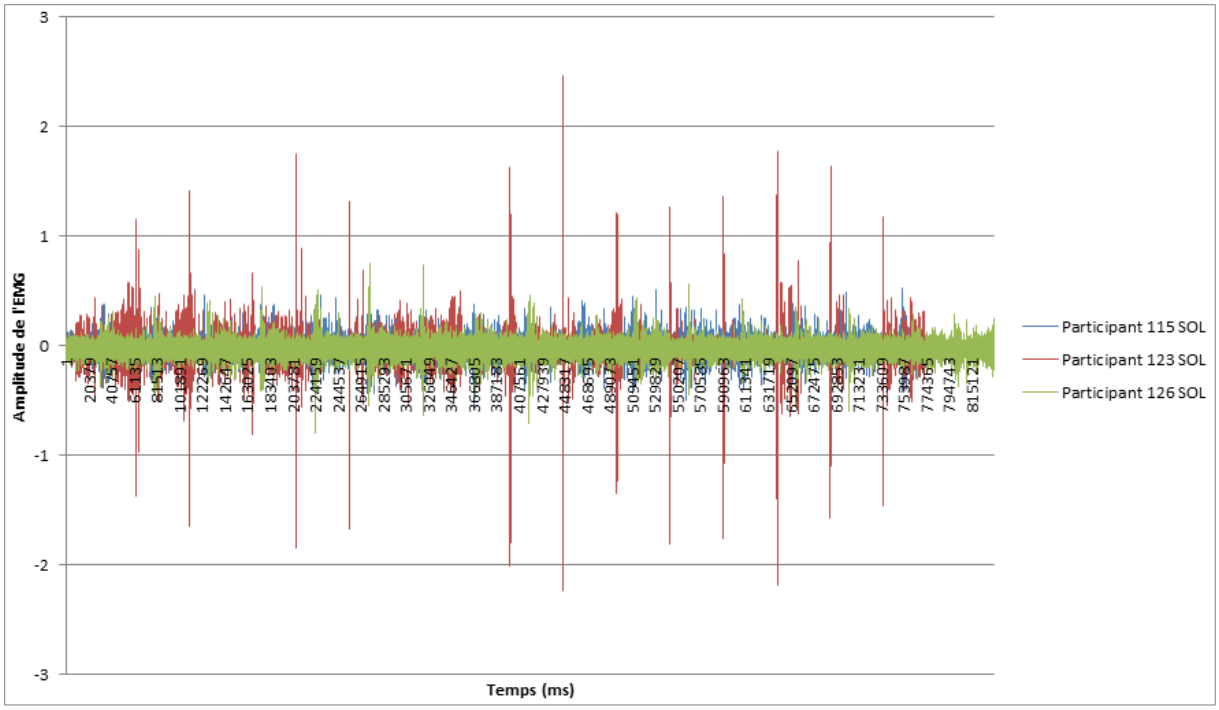

Figure 15. EMG du SOL de trois seniors avec un niveau d'activité bas.

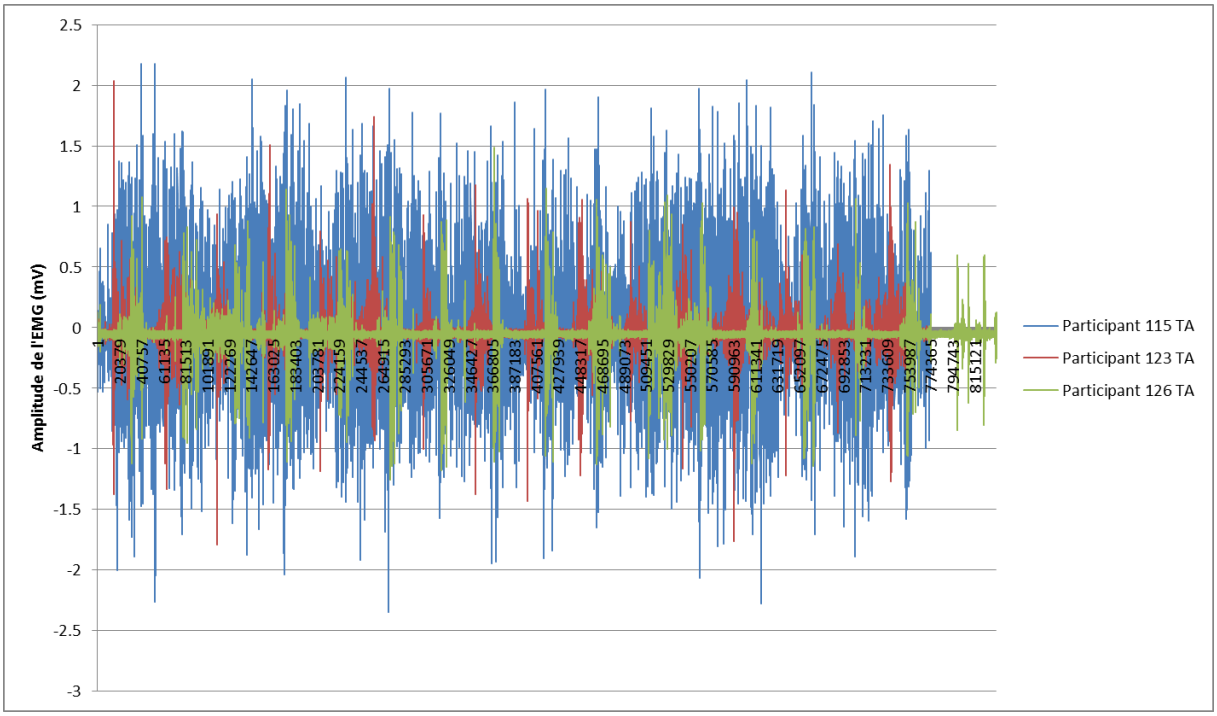

Figure 16. EMG du TA de trois seniors avec un niveau d'activité bas.

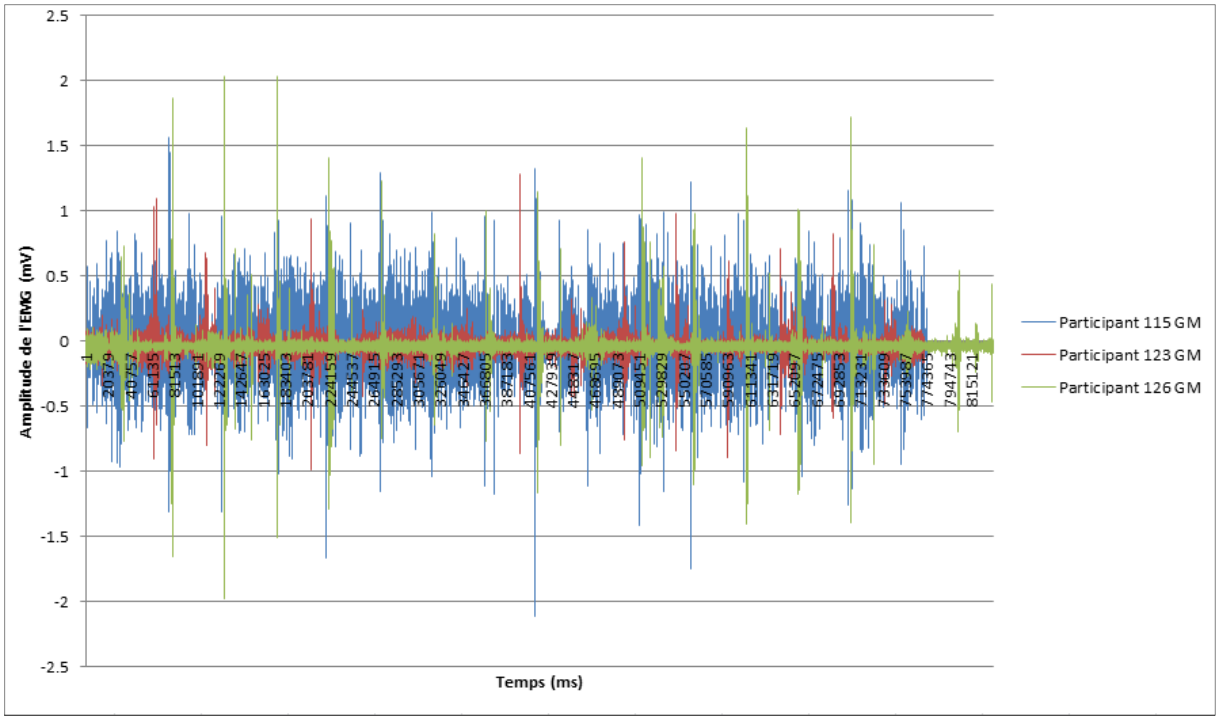

Figure 17. EMG du GM de trois seniors avec un niveau d'activité bas.

Tableau 7. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois seniors avec un niveau d'activité bas.

		Moyenne (mV)	Maximum (mV)	Minimum (mV)	Ecart-type (mV)
Participant 115	SOL	-0.03066469	0.51940918	-0.58288574	0.04088632
	TA	-0.050877	2.18017578	-2.34863281	0.18257269
	GM	-0.04170201	1.56188965	-2.11639404	0.078871485
Participant 123	SOL	-0.03230492	2.4621582	-2.23876953	0.07887149
	TA	-0.05178613	2.03399658	-1.79290771	0.07020688
	GM	-0.04274505	1.28356934	-0.98815918	0.05359256
Participant 126	SOL	-0.03332289	0.75042725	-0.80383301	0.05295883
	TA	-0.05478471	1.48803711	-1.25335693	0.07821691
	GM	-0.04368799	2.037353516	-1.98364258	0.06081885

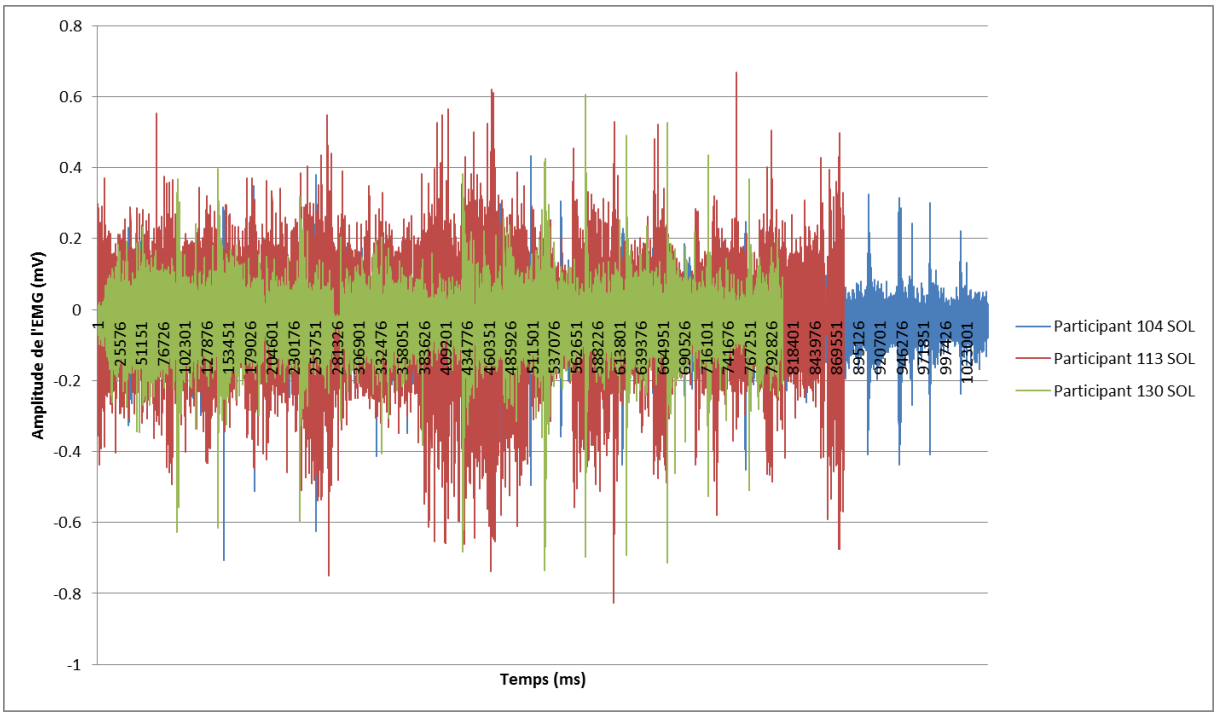

Figure 18. EMG du SOL de trois seniors avec un niveau d'activité modéré.

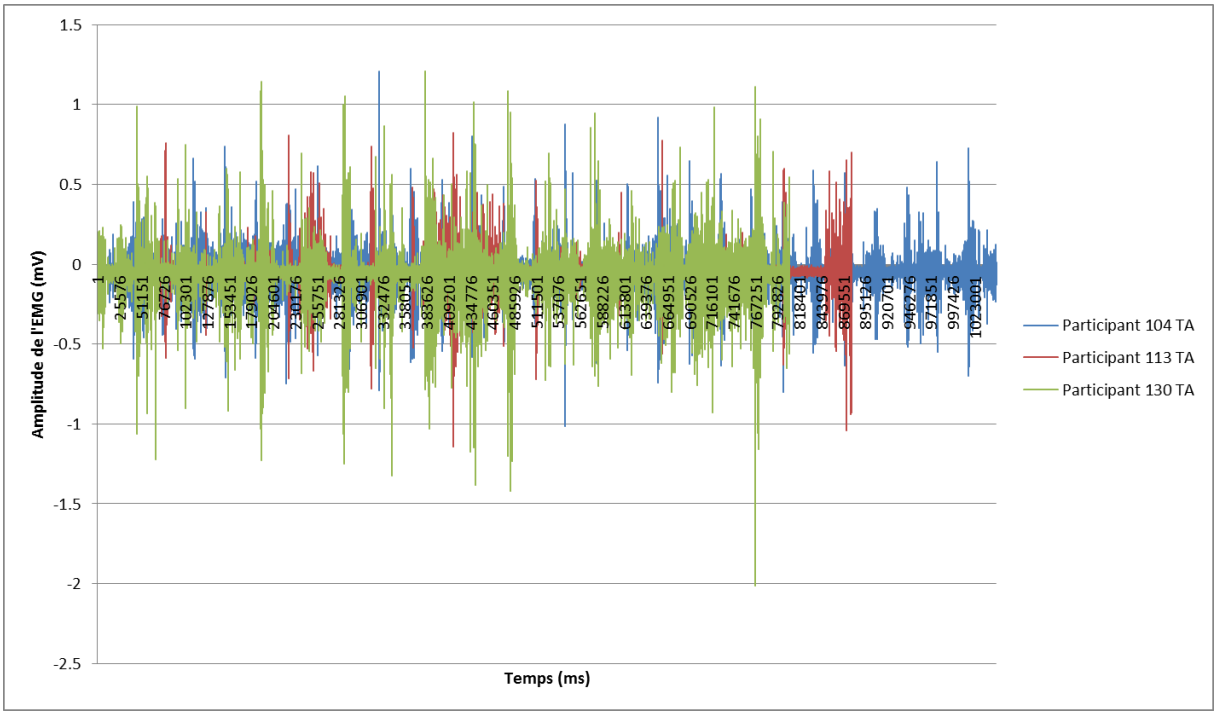

Figure 19. EMG du TA de trois seniors avec un niveau d'activité modéré.

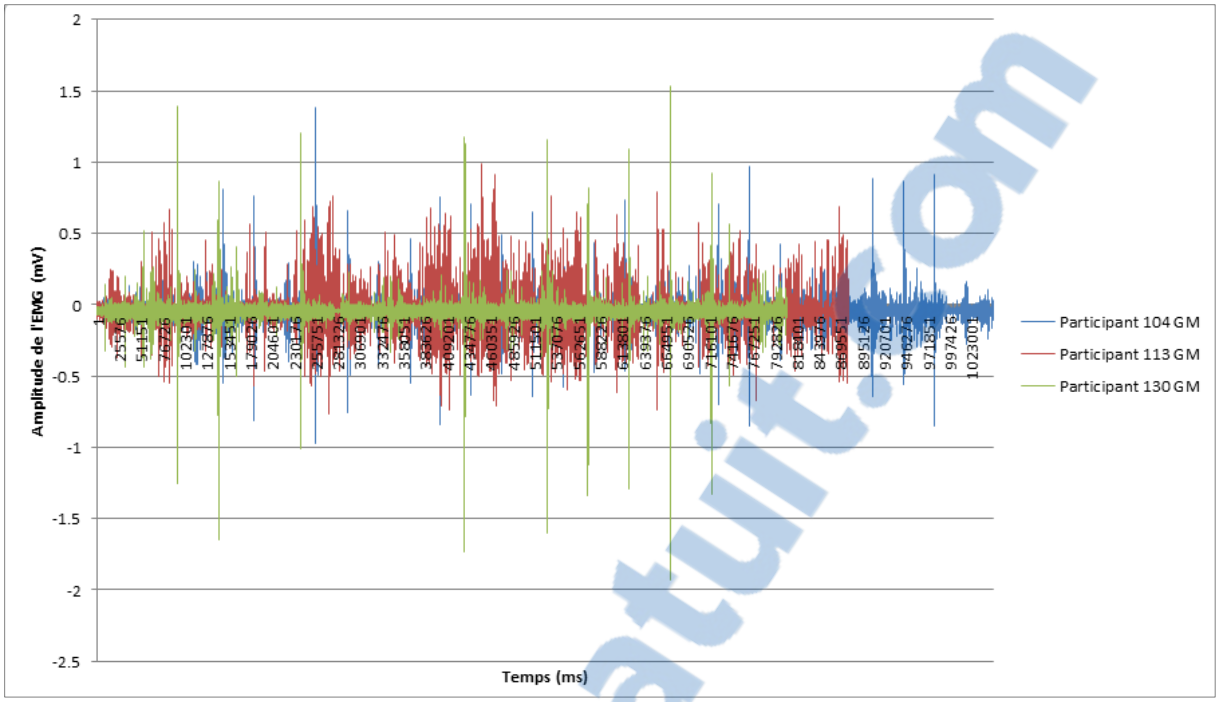

Figure 20. EMG du GM de trois seniors avec un niveau d'activité modéré.

Tableau 8. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois seniors avec un niveau d'activité bas.

		Moyenne (mV)	Maximum (mV)	Minimum (mV)	Ecart-type (mV)
Participant 104	SOL	-0.0325374	0.43304443	-0.70648193	0.03154654
	TA	-0.0501319	1.20483398	-1.01226807	0.05571566
	GM	-0.04235372	1.38214111	-0.97473145	0.03885768
Participant 113	SOL	-0.03094434	0.66741943	-0.82611084	0.06138971
	TA	-0.04917152	0.82366943	-1.14105225	0.03423001
	GM	-0.04117578	0.9866333	-0.7635498	0.05275568
Participant 130	SOL	-0.03328875	0.60455322	-0.73638916	0.03720882
	TA	-0.05198877	1.20605469	-2.01324463	0.06708049
	GM	-0.04351103	1.52984619	-1.92626953	0.04884833

Pour les *Figure 21*, *Figure 22* et *Figure 23* qui présentent les données de trois seniors avec un niveau d'activité élevé, le TA a les plus grandes amplitudes, sauf pour le participant 133, qui a des pics de fortes amplitudes pour le SOL, qui est généralement le muscle avec la plus faible amplitude. Malgré tout, dans le *Tableau 9*, la moyenne du SOL est toujours la plus petite pour le participant 133, malgré certains pics face aux perturbations.

RapportGratuit.com

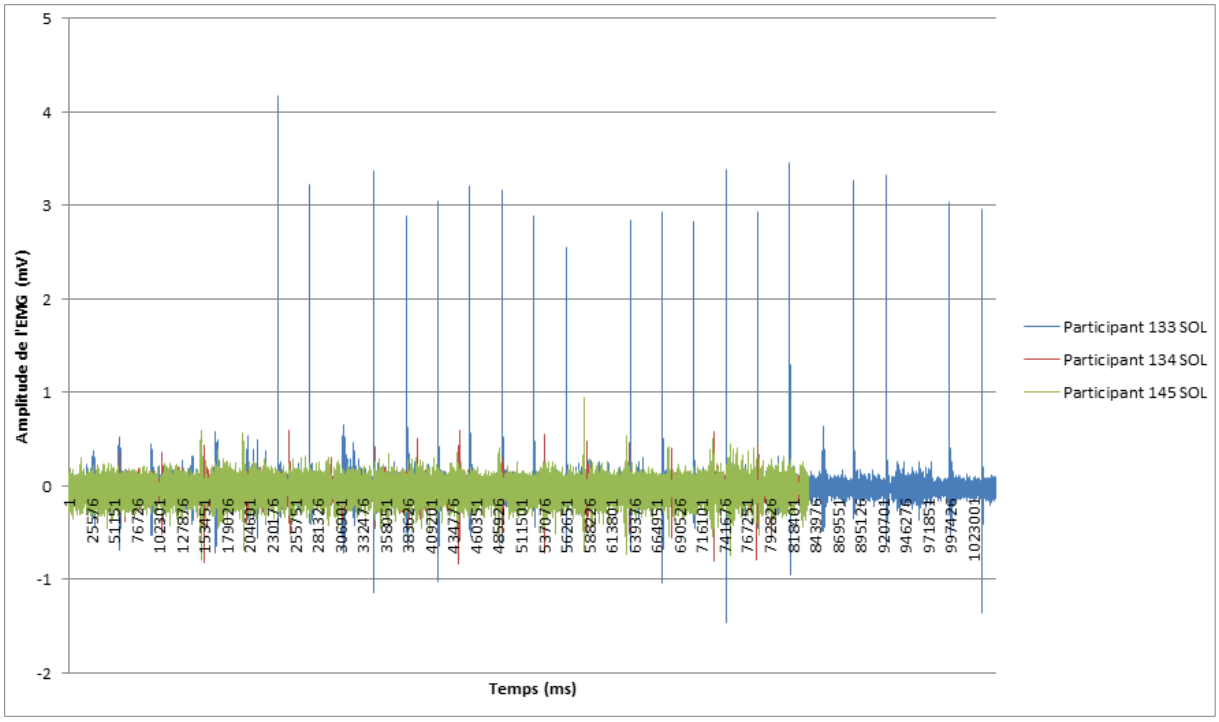

Figure 21. EMG du SOL de trois seniors avec un niveau d'activité élevé.

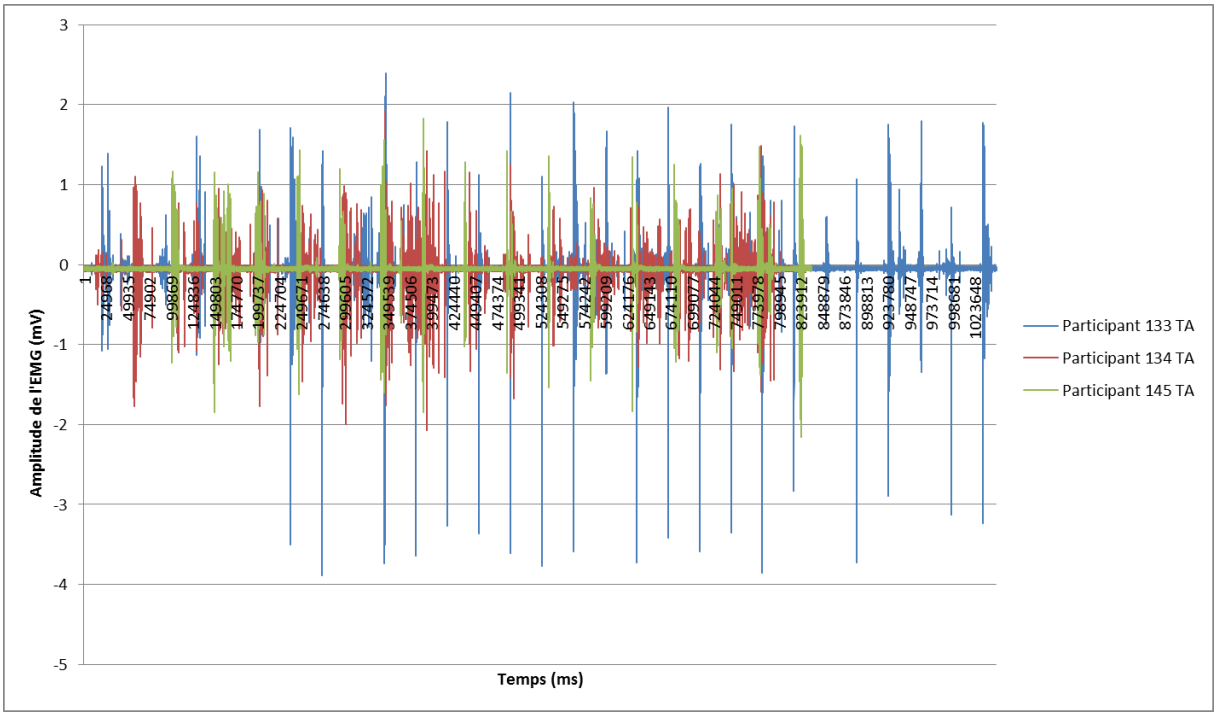

Figure 22. EMG du TA de trois seniors avec un niveau d'activité élevé.

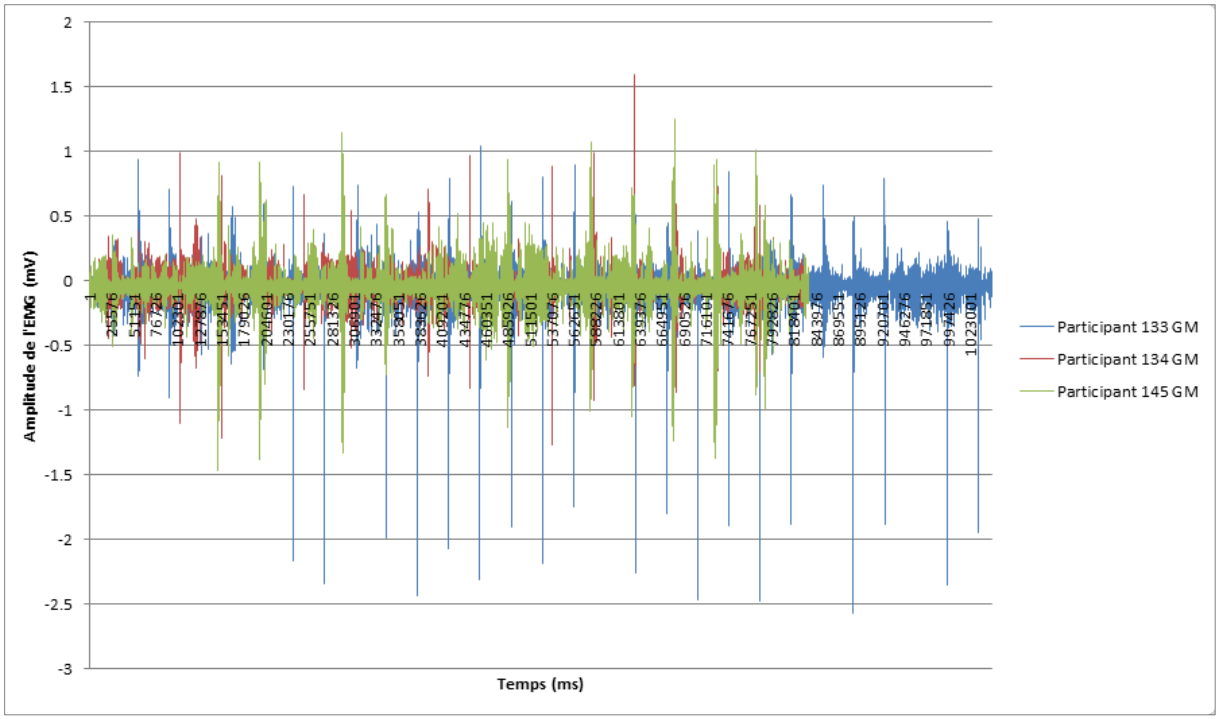

Figure 23. EMG du GM de trois seniors avec un niveau d'activité élevé.

Tableau 9. Moyenne, Maximum, Minimum et écart-type pour trois seniors avec un niveau d'activité élevé.

		Moyenne (mV)	Maximum (mV)	Minimum (mV)	Ecart-type (mV)
Participant 133	SOL	-0.03318045	4.16534424	-1.46148682	0.05812384
	TA	-0.05229391	2.38952637	-3.88580322	0.10674242
	GM	-0.04380548	1.04797363	-2.57141113	0.0616342
Participant 134	SOL	-0.03311857	0.59631348	-0.83618164	0.04124246
	TA	-0.05225333	1.92169189	-2.07519531	0.08629994
	GM	-0.04374077	1.59881592	-1.27471924	0.04770542
Participant 145	SOL	-0.03059861	0.94573975	-0.78735352	0.06013602
	TA	-0.05039599	1.83105469	-2.15270996	0.0769263
	GM	-0.04265183	1.25183105	-1.47186279	0.06509289

3.1.1. Récapitulatif de l'analyse de l'EMG

Les différents EMG nous ont permis d'observer l'activité des trois muscles étudiés et de mettre en évidence quel muscle est le plus actif ou le moins actif lors des perturbations. Le SOL a l'activité musculaire la plus basse chez les jeunes et chez les seniors, tandis que pour le muscle avec la plus grosse amplitude, une différence est visible entre les jeunes et les seniors. Pour les jeunes, le muscle le

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

plus actif lors des perturbations est le GM, tandis que pour les seniors, ce muscle est le TA. Les différentes tendances sont confirmées par les tableaux, où la moyenne la plus basse est le SOL, le maximum pour les jeunes est généralement pour le GM, tandis que pour les seniors, ce sera pour le TA.

3.2. Arbre de décision

Avant la construction de l'ADD, tout un processus a été nécessaire entre le problème auquel nous aimerions répondre avec le ML et la dernière étape, qui est la construction de l'ADD (*Figure 24*). La *Figure 24* montre l'utilisation du ML pour des problèmes réels.

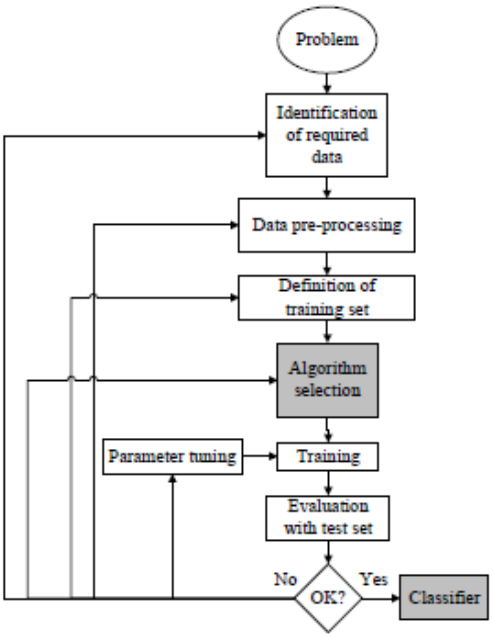

Figure 24. Le processus d'un ML supervisé (Kotsiantis, 2007)**.**

3.2.1. Méthode d'analyse de l'arbre de décision

Construction de l'arbre de décision

L'ADD peut être utilisé pour classifier un test ou une question (Breslow & Aha, 1997) et se construit par rapport à un ensemble qui se compose d'objets (Murthy, 1998). Chaque objet est décrit par rapport à un ensemble d'attributs et une étiquette de classe (Murthy, 1998). La complexité de l'ADD est mesurée par rapport au nombre de nœuds dans l'arbre (Breslow & Aha, 1997). Au sommet de l'arbre, il y a le nœud racine, d'où le processus de classification commence et chaque nœud interne représente une décision, un test ou une donnée et chaque branche qui part du nœud représente un résultat possible du test (Apté & Weiss, 1997).

L'ADD continue à se diviser jusqu'à ce que le nœud n'ait plus qu'une activité ou que la division suivante n'améliore pas le modèle (Tong et al., 2003). Le coefficient de Gini est appliqué à chaque division et permet ainsi de calculer et de définir le meilleur point pour la division (Gokgoz & Subasi, 2015).

$Gini\ (t) = 1 - \sum_i f_i^2$ (Gokgoz & Subasi, 2015).

Un ADD est binaire lorsque chaque nœud intermédiaire peut se séparer au maximum en deux autres nœuds (Apté & Weiss, 1997). Pour nos résultats, nous voyons que nos ADDs sont des arbres binaires, car les tests peuvent aboutir à seulement deux résultats (Kamber, Winstone, Gong, Cheng, & Han, 1997).

Optimiser l'arbre de décision

Le pré-processing est l'ensemble des préparations nécessaires avant de commencer l'analyse. Le pré-processing est importante car cela permet d'obtenir un arbre de bonne taille (Murthy, 1998) et cela permet une plus grande précision, un aspect essentiel de l'ADD (Apté & Weiss, 1997). Chaque nœud peut appartenir à un ou deux nœuds et ensuite un test amène une division, et le processus est répété jusqu'à l'obtention d'un arbre complètement discriminant (Apté & Weiss, 1997). A ce moment-là, l'ADD est éventuellement une solution sur-ajustée et c'est pour cette raison que l'arbre doit passer à travers une deuxième phase, qui est le pruning (Apté & Weiss, 1997), et qui permet d'avoir un ADD de bonne taille (Murthy, 1998). Le problème avec le sur-apprentissage, est que même si les feuilles sont pures, le nombre d'individus que composent celles-ci est trop faible pour que la prédiction soit fiable (Rakotomalala, 2005). De plus, un grand nombre de caractéristiques est non-pertinente ou redondante ce qui ralentit les algorithmes et les rend moins efficaces (Kotsiantis, 2007). La première étape pour éviter le sur-apprentissage est de construire l'ADD en entier et ensuite éliminer les sous-arbres qui n'apportent aucune information significative par rapport à la précision générale (Murthy, 1998).

Pour la croissance d'un ADD complet, l'algorithme de modeling, CART est nécessaire (Apté & Weiss, 1997). CART permet de déterminer à chaque nœud quelle division sera le mieux pour chaque attribut et ainsi avoir un ADD de bonne taille, ce qui diminue les estimations d'erreurs des vraies mauvaises classifications (Apté & Weiss, 1997). La méthode de CART est de construire l'ADD en deux étapes (Rakotomalala, 2005). Dans un premier temps, le but

est de produire un ADD le plus pur possible et la deuxième étape est de réduire l'ADD en utilisant d'autres critères (Rakotomalala, 2005).

Une autre règle de classification peut être Bayes, qui assigne un exemple à la classe avec la plus haute probabilité conditionnelle, ce qui permet de minimiser l'erreur de classification totale (Apté & Weiss, 1997). Une autre méthode est l'estimation non-biaisée du taux d'erreur, comme par exemple la méthode C4.5 (Rakotomalala, 2005). Malgré tout, la méthode CART est la plus pratique et la plus forte, car la construction d'un ADD peut se faire grâce à une évaluation non-biaisée de l'erreur (Rakotomalala, 2005).

Taux d'erreur et précision

Le taux d'erreur de l'ADD diminue lorsque le nombre de feuilles augmentent quand il est calculé sur les données d'apprentissage (Rakotomalala, 2005). Cependant, lorsque l'ADD arrive à une quinzaine de feuilles, le taux d'erreur stagne avant d'augmenter lorsque l'ADD est surdimensionné (Rakotomalala, 2005).

La mesure de la performance de la classification peut se faire aussi à travers le nombre de vrais négatifs (TN), de vrais positifs (TP), des faux négatifs (FN) et de faux positifs (FP) (Gokgoz & Subasi, 2015). La précision est un moyen de mesure très utilisé dans les tests de détection et de diagnostic (Fawcett, 2006).

$Précision = \frac{TP}{(TP+FN)}$ (Fawcett, 2006).

Tableau 10. Matrice de confusion avec les différentes classifications **(Gokgoz & Subasi, 2015).**

	Prédiction: vraie	**Prédiction : fausse**
Réalité : vraie	TP	FP
Réalité : fausse	FN	TN

3.2.2. Description des arbres de décision

Après l'analyse des EMG, nous allons nous intéresser aux différents ADDs. Pour notre étude, nous avons réalisé quatre ADDs. Le premier présente les prédictions pour les mouvements

avant/arrière en prenant compte du degré d'activité des participants et de la population (jeunes ou seniors). Le deuxième est similaire au premier, avec les mouvements avant/arrière, mais cette fois, l'ADD ne prend pas en compte le niveau d'activité et le type de population des participants. Le troisième se concentre sur les prédictions par rapport au type de population (jeunes ou seniors) et en tenant compte du niveau d'activité pour la perturbation avant, tandis que le quatrième s'intéresse à la prédiction jeunes ou seniors en tenant compte du niveau d'activité, mais pour le mouvement arrière.

Condition avant/arrière avec prise en compte du niveau d'activité et de la population

La *Figure 25* montre tous les nœuds et les possibilités lors d'un mouvement avant/arrière en prenant compte du niveau d'activité et de la population des participants. Dans cet ADD, il y a 6 niveaux différents sans prendre en compte la racine. L'ADD de la *Figure 25* est basée sur des décisions binaires.

En haut de l'ADD se trouve la racine qui divise la population en deux grands ensembles avec toutes les valeurs plus grandes ou plus petites que 1.5.

Dans la *Figure 25*, la valeur 1 représente un jeune tandis que la valeur 2 représente un senior. Le 1.5 correspond à la valeur de séparation entre les jeunes et les seniors et donc, lorsque la valeur est plus petite que 1.5, cela indique que c'est un jeune, tandis que lorsque la valeur est plus grande que 1.5, cela correspond à un senior. Lorsque la valeur de WL du SOL est plus petite que 11.0071 et que le WL du TA est plus grand que 12.2218, le mouvement sera vers l'arrière. Par contre, si la valeur de WL du TA est en-dessous de 12.2218, le WL du GM permet de différencier le mouvement avant du mouvement arrière. Quand la valeur du WL du GM est plus petite que 5.7074, le mouvement sera arrière tandis que lorsque la valeur est plus grande que 5.7074, le mouvement sera vers l'avant.

Lorsque la population est jeune (plus petit que 1.5) et que le WL du SOL est plus grand que 11.0071, le WL du TA différencie le mouvement avant de l'arrière. Le mouvement sera avant si la valeur est plus petite que 27.5318 et arrière si la valeur est plus grande que 27.5318.

Quand la population représente les seniors (valeur plus grande que 1.5), le WL du GM permet une première séparation entre les valeurs plus grandes et plus petites que 9.6678. Quand la valeur du WL du GM est plus petite que 9.6678 et que le WL du TA est plus petit que 3.9324, le WL du SOL permet une nouvelle division. Quand la valeur du WL du SOL est plus grande

que 5.5807, le mouvement sera vers l'avant, tandis que si la valeur est plus grande que 5.5807, le MDF du GM amène une nouvelle division. Si la valeur du MDF GM est plus petite que 92.5, le résultat sera un mouvement vers l'avant, tandis que si la valeur est plus grande que 92.5, le WL du GM différencie encore une fois le mouvement avant du mouvement arrière. Quand la valeur est plus petite que 4.0968 le mouvement ira vers l'avant tandis que le mouvement ira vers l'arrière quand la valeur est plus grande que 4.0968.

Lorsque la population correspond aux seniors, et que le WL du GM est plus petit que 9.6678 et que le WL du TA est plus grand que 3.9324, une séparation est possible entre les valeurs plus petites ou plus grandes que 0.1169 grâce au RMS du TA. Lorsque le RMS du TA est plus grand que 0.1169, le mouvement sera vers l'arrière, tandis que si la valeur est plus petite que 0.1169, le WL du GM fait la dernière division de ce nœud. Les valeurs plus petites que 5.4732 seront des mouvements vers l'arrière, tandis que les valeurs plus grandes que 5.4732 seront des mouvements vers l'avant.

Quand la population est âgée et que le WL du GM est plus grand que 9.6678, le WL du TA fait une première division entre les valeurs plus grandes ou plus petites que 20.2485. Quand le mouvement est plus petit que 20.2485, ce sera un mouvement vers l'avant, tandis que si la valeur est plus grande que 20.2485, le WL du GM fait la dernière division du nœud entre les valeurs plus grandes ou plus petites que 20.1525. Quand le WL du GM est plus petit que 20.1525, le mouvement sera vers l'arrière tandis que si le WL du GM est plus grand que 20.1525, le mouvement sera vers l'avant.

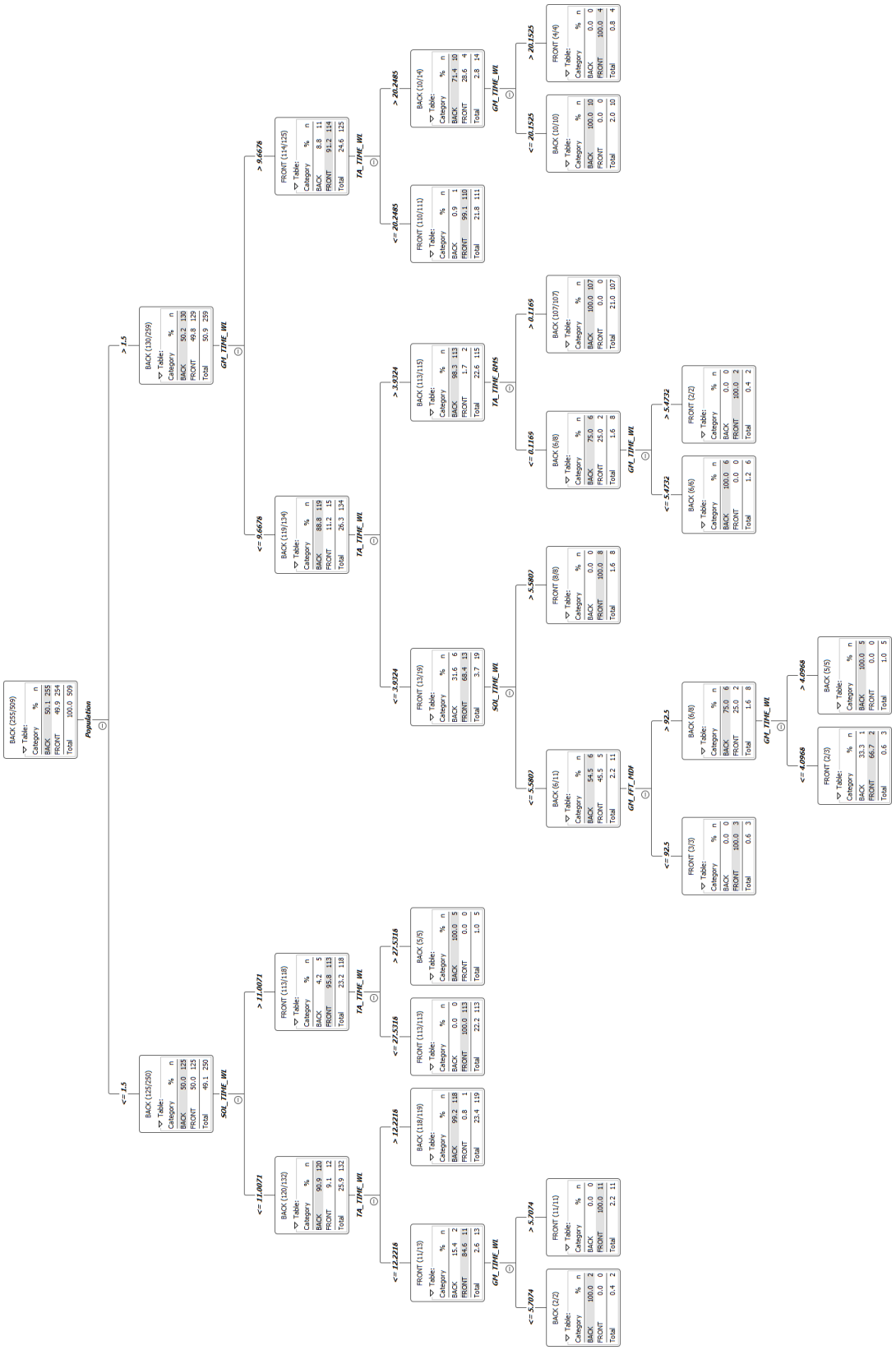

Figure 25. ADD pour mouvement avant/arrière en prenant compte du niveau d'activité et de la population.

L'ADD donnant les prédictions pour le mouvement avant/arrière qui prend compte du niveau d'activité et du type de population donne une précision de prédiction élevée, avec un taux de 96.471% d'exactitude pour un taux d'erreur de 3.529%. Le *Tableau 11* montre la classification correcte de 492 mouvements pour 18 mouvements qui ont été attribués au mauvais mouvement.

Tableau 11. Matrice de confusion des mouvements avant/arrière par rapport au niveau d'activité et à la population.

Direction \ ...	BACK	FRONT
BACK	247	8
FRONT	10	245

Condition avant/arrière sans prendre en compte le niveau d'activité ni le type de population

La *Figure 26* nous propose toutes les prédictions pour le mouvement avant/arrière, mais cette fois-ci, sans prendre en compte ni le niveau d'activité ni le type de population. Cet ADD a aussi 6 niveaux différents. L'ADD de la *Figure 26* est plus complexe que celui de la *Figure 25*.

Dans la *Figure 26*, le WL du GM divise les données en deux sous-groupes ; les valeurs plus petites et plus grandes que 9.6678. Lorsque le WL du GM est plus petit que 9.6676, le WL du TA sépare les valeurs en deux nœuds différents qui sont les valeurs plus petites ou plus grandes que 10.3878. Lorsque la valeur du WL du TA est plus petite que 10.3878, le WL du SOL permet de séparer les valeurs plus grandes et plus petites que 6.1612. Quand la valeur est plus grande que 6.1612, le WL du SOL, il y a aura un mouvement vers l'avant, par contre, si la valeur est plus petite que 6.1612 et que le MDF du GM est plus petit que 92.5, ce sera un mouvement vers l'avant.

Lorsque le temps du WL du GM est plus petit que 9.6678, que le WL du TA est plus petit que 10.3878 et que le WL du SOL est plus petit que 6.1612, le MDF du GM sépare les valeurs plus petites et plus grandes que 92.5. Quand la valeur du MDF de GM est plus grande que 92.5 et que le MDF du GM est plus petit que 122.5, le mouvement sera vers l'arrière. Cependant, si le MDF du GM est plus grand que 122.5, le PKF du SOL permet de distinguer un mouvement avant d'un mouvement arrière. Lorsque la valeur de PKF du SOL est plus

petite que 60, le mouvement sera avant tandis que lorsque la valeur est plus grande que 60, le mouvement sera arrière.

Lorsque le temps du WL du GM est plus petit que 9.6678, que le WL du TA est plus grand que 10.3878, le WL du SOL permet de différencier les mouvements vers l'arrière pour les valeurs plus petites que 18.7873 des mouvements vers l'avant pour les valeurs en-dessus de 18.7873.

Quand la valeur du WL du GM est plus grande que 9.6678 dans la *Figure 26*, le WL du TA sépare les valeurs au-dessus de 24.2773 qui donneront un mouvement vers l'arrière et les valeurs en-dessous de 24.2773. Quand la valeur du WL du TA est plus petite que 24.2773, et que le PKF est plus grand que 7.5, le mouvement sera vers l'avant, tandis que si la valeur de PKF du GM est plus petite que 7.5, le WL du TA permet de distinguer les mouvements avant, lorsque la valeur est plus petite que 9.9198, des mouvements arrière, lorsque la valeur est plus grande que 9.9198.

Rapport-Gratuit.com

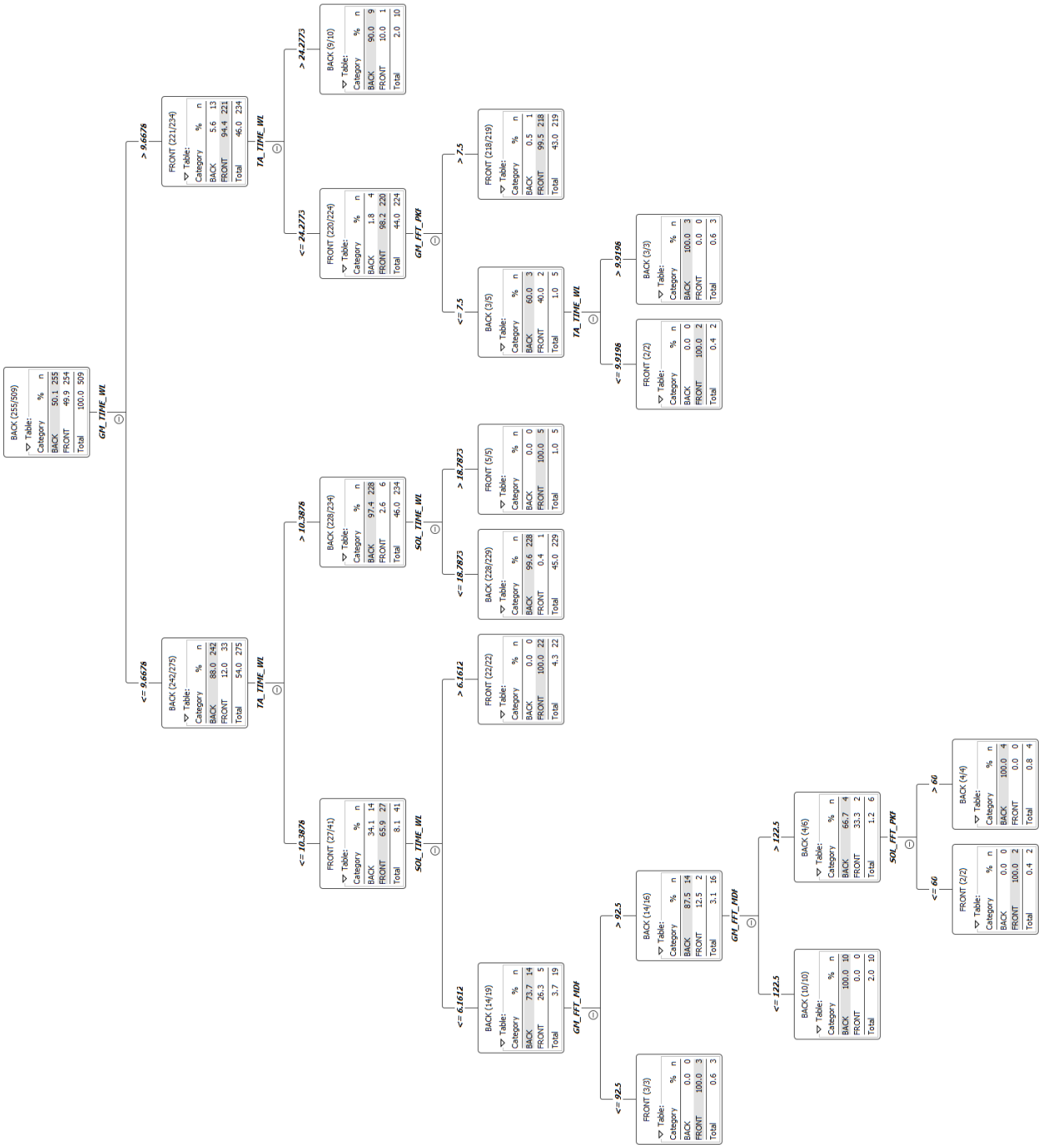

Figure 26. ADD pour mouvement avant/arrière sans prendre en compte du niveau d'activité et de la population.

La précision pour la prédiction de l'ADD de la *Figure 26* est de 95.49% avec un taux d'erreur de 4.51%. Nous voyons que ce taux de précision est un peu moins élevé que le taux de précision de la *Figure 25*, mais le chiffre reste malgré tout très élevé. Le *Tableau 12* nous confirme ce bon score avec 487 mouvements correctement classés pour seulement 23 erreurs.

Tableau 12. Matrice de confusion des mouvements avant/arrière en ne prenant pas compte du niveau d'activité et de la population.

Direction \ ...	BACK	FRONT
BACK	246	9
FRONT	14	241

Condition jeunes/seniors pour la perturbation avant en prenant compte du niveau d'activité

La *Figure 27*, propose toutes les possibilités de prédiction pour les jeunes/seniors lors d'une perturbation vers l'avant en tenant compte du degré d'activité. Dans cet ADD, il y a 7 niveaux différents. Avec le nombre de possibilités et le nombre de nœuds, l'ADD pour les prédictions jeunes/seniors en avant est considérablement complexe.

Dans la *Figure 27*, le niveau d'activité sépare la population en un groupe plus petit que 1.5 et un plus grand que 1.5. Lorsque la valeur est plus petite que 1.5 et que le MAV du SOL est plus petit que 0.0797, le participant sera une personne âgée. Si la valeur du MAV du SOL est plus grande que 0.0797, et que le WL du TA est plus petit que 8.5882, le participant sera un jeune, mais si le WL du TA est plus grand que 8.5882, le MAV du GM permet de séparer les valeurs plus grandes et plus petites que 0.0895. Quand la valeur du MAV du GM est plus petite que 0.0895, le participant sera un jeune, tandis que si le MAV du GM est plus grand que 0.0895, le MDF du GM permet de faire la division suivante. Quand le MDF du GM est plus grand que 82.5, ce sera un senior, tandis que si le MDF du GM est plus petit, le MAV du SOL crée une nouvelle division. Quand le MAV du SOL est plus grand que 0.1353, le participant sera un jeune, tandis que si la valeur est plus petite, le WL du GM réalise la dernière division. Lorsque le WL du GM est plus petite que 17.8873, le participant sera un jeune, mais lorsque la valeur est plus grande que 17.8873, le participant sera un senior.

Quand le niveau d'activité est plus grand que 1.5, le MAV du SOL permet de séparer les données en deux groupes : les valeurs plus petites que 0.1269 et les valeurs plus grandes que 0.1269. Lorsque les valeurs sont plus petites que 0.1269, le MAV du TA crée une nouvelle division entre les valeurs plus petites ou plus grandes que 0.1032. Quand la valeur du MAV de TA est plus grande que 0.1032, le WL du SOL différencie les jeunes, lorsque la valeur est plus petite que 15.293, des seniors, lorsque la valeur est plus grande que 15.293.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Quand le niveau d'activité est plus grand que 1.5, que le MAV du SOL est plus petit que 0.1269 et que le MAV du TA est plus petit que 0.1032, le MDF du GM permet une nouvelle division. Quand le MDF du GM est plus petit que 77.5, le PKF du SOL sépare les valeurs plus grandes des valeurs plus petites que 57.5. Lorsque la valeur est plus grande que 57.5, le WL du TA différencie les jeunes des seniors. Si la valeur est plus petite que 5.7304, le participant sera un senior tandis que si la valeur est plus grande que 5.7304, le participant sera un jeune.

Lorsque le niveau d'activité est plus grand que 1.5, que le MAV du SOL est plus petit que 0.1269 et que le MAV du TA est plus petit que 0.1032, le MDF du GM sépare les valeurs plus grandes et plus petites que 77.5. Quand le MDF du GM est plus petit que 77.5, le PKF du SOL divise les valeurs plus grandes et plus petites que 57.5. Quand la valeur est plus petite que 57.5, le WL du GM repère les seniors quand la valeur est plus grande que 12.4917 et lorsque celle-ci est plus petite que 12.4917, le PKF du TA différencie les jeunes des seniors. Quand la valeur est plus petite que 55, ce sera un senior et quand celle-ci sera plus grande que 55, ce sera un jeune.

Dans la *Figure 27*, quand le niveau d'activité est plus grand que 1.5, que le MAV du SOL est plus petit que 0.1269, que le MAV du TA est plus petit que 0.1032 et que le MDF du GM est plus grand que 77.5, le WL du GM sépare les valeurs plus grandes et plus petites que 16.5833. Lorsque la valeur est plus petite que 16.5833, le participant sera un senior, tandis que si la valeur est plus grande, le WL du GM permet de faire une nouvelle division. Si la valeur du WL du GM est plus grande que 18.938, le participant sera un senior, tandis que si elle est plus petite, le MAV du GM permet de dire que le participant sera un senior si la valeur de celui-ci est plus petite que 0.1295 et un jeune si la valeur est plus grande que 12.95.

Lorsque le niveau d'activité est plus grand que 1.5 et que le MAV du SOL est plus grand que 0.1269, le MDF du SOL divise les données en deux groupes. Si la valeur du MDF du SOL est plus grande que 137.5, le participant sera un senior, tandis que si la valeur est plus petite que 137.5, le MAV du TA permet une nouvelle distinction entre les données. Quand le MAV du TA est plus petit que 0.0344, le participant sera un senior, tandis que si la valeur est plus grande que 0.0344, le MDF du GM crée une nouvelle division. Si la valeur de MDF du GM est plus petit que 97.5, le PKF du TA sépare les seniors des jeunes. Si la valeur de PKF du TA est plus petite que 10, le participant sera un senior tandis que si la valeur est plus grande, le participant sera un jeune.

Lorsque le niveau d'activité est plus grand que 1.5, que le MAV du SOL est plus grand que 0.1269, que le MDF du SOL est plus petit que 137.5 et que le MAV du TA est plus grand que 0.0344, le MDF du GM fait une nouvelle division. Si la valeur du MDF du GM est plus grande que 97.5 et que la valeur du WL du GM est plus petit que 20.5044, le participant sera un jeune. Mais lorsque le WL du GM est plus grand que 20.5044, le WL du SOL différencie les jeunes, lorsque la valeur de celui-ci est plus petite que 20.1933, des seniors, lors d'une valeur plus grande que 20.1933.

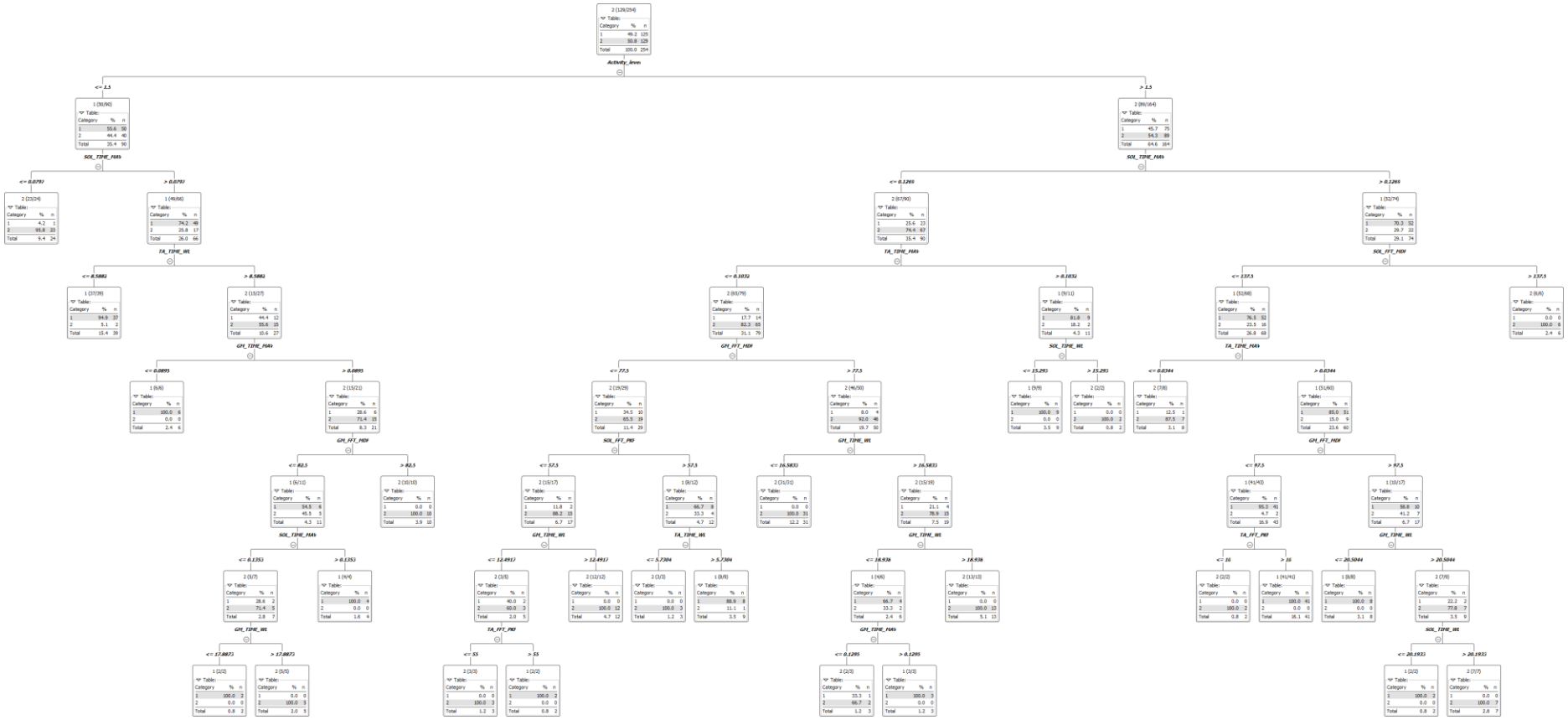
2 (126/254)
Activity_level
<= 1.5
> 1.5
1 (30/90)
SOL_TIME_MAV
2 (89/164)
SOL_TIME_MAV
<= 0.0793
> 0.0793
2 (23/24)
1 (49/66)
TA_TIME_WL
<= 0.1265
> 0.1265
2 (87/90)
TA_TIME_MAV
1 (52/74)
SOL_FFT_MDV
<= 0.5882
> 0.5882
1 (37/39)
2 (15/27)
GM_TIME_MAV
<= 0.1032
> 0.1032
2 (65/79)
GM_FFT_MDV
1 (9/11)
SOL_TIME_WL
<= 137.5
> 137.5
1 (52/68)
TA_TIME_MAV
2 (8/8)
<= 0.0895
> 0.0895
1 (6/6)
2 (15/21)
GM_FFT_MDV
<= 77.5
> 77.5
2 (19/29)
SOL_FFT_MD
2 (46/50)
GM_TIME_WL
<= 15.293
> 15.293
1 (9/9)
2 (2/2)
<= 0.0344
> 0.0344
2 (7/8)
1 (51/60)
GM_FFT_MDV
<= 82.5
> 82.5
1 (6/11)
2 (10/10)
SOL_TIME_MAV
<= 57.5
> 57.5
2 (15/17)
GM_TIME_WL
1 (8/12)
TA_TIME_WL
<= 16.5833
> 16.5833
2 (31/31)
2 (15/19)
GM_TIME_WL
<= 97.5
> 97.5
1 (41/43)
TA_FFT_MD
1 (10/17)
GM_TIME_WL
<= 0.1353
> 0.1353
2 (3/7)
1 (4/4)
GM_TIME_WL
<= 12.4917
> 12.4917
2 (3/5)
2 (12/12)
<= 5.7304
> 5.7304
2 (3/3)
1 (8/8)
<= 18.936
> 18.936
1 (4/6)
2 (12/13)
GM_TIME_MAV
<= 16
> 16
2 (2/2)
1 (41/41)
<= 20.5044
> 20.5044
1 (8/8)
2 (7/9)
SOL_TIME_WL
<= 17.8873
> 17.8873
1 (2/2)
2 (3/5)
<= 55
> 55
2 (3/3)
1 (2/2)
<= 0.1295
> 0.1295
2 (2/3)
1 (3/3)
<= 20.1933
> 20.1933
1 (2/2)
2 (7/7)

Figure 27. ADD pour jeunes/seniors pour la perturbation avant en prenant compte du niveau d'activité.

Le taux d'exactitude de la prédiction de l'ADD de la *Figure 27*, qui est par rapport aux jeunes/seniors lors d'un mouvement vers l'avant, est de 76.078%, tandis que le taux d'erreur est de 23.922%. La précision de la prédiction est beaucoup plus faible que pour les ADDs précédents (*Figure 25* et *Figure 26*). Dans le *Tableau 13*, nous voyons que le nombre de participants mal classés est de 61 pour 194 cas correctement classés.

Tableau 13. Matrice de confusion pour le cas jeunes/seniors avec la perturbation avant, en tenant compte du niveau d'activité.

Population ...	1	2
1	96	29
2	32	98

Condition jeunes/seniors pour la perturbation arrière en prenant compte du niveau d'activité

La *Figure 28* nous présente l'ADD pour les jeunes/seniors lors d'une perturbation vers l'arrière en prenant compte du niveau d'activité. Huit niveaux différents sont visibles dans cet ADD. Cet ADD est relativement grand avec de nombreuses possibilités dues aux nombreuses feuilles.

Dans la *Figure 28*, le niveau d'activité sépare les données en deux groupes ; les valeurs plus grandes et plus petites que 1.5. Lorsque les valeurs sont plus petites que 1.5, le RMS du SOL différencie deux groupes : les valeurs plus grandes ou plus petites que 0.0561. Lorsque la valeur est plus petite que 0.0561, le participant sera une personne âgée, tandis que lorsque la valeur est plus grande que 0.0561, le RMS du SOL sépare les données en deux groupes distincts. Quand la valeur de RMS du SOL est plus grande que 0.1575, le participant sera un senior, tandis que lorsque la valeur est plus petite que 0.1575, le MAV du TA permet des séparations supplémentaires. Si la valeur du MAV du TA est plus petite que 0.142, le participant sera un jeune, tandis que si la valeur est plus grande que 0.142, le WL du GM divise les données en nouveaux sous-groupes. Lorsque la valeur de WL du GM est plus petite que 5.2373, le RMS du SOL sépare les données plus grandes que 0.0975 des plus petites que

0.0975. Quand la valeur est plus petite que 0.0975, le PKF du GM différencie les jeunes, lorsque la valeur est plus petite que 80, des seniors, lorsque la valeur est plus grande que 80.

Lorsque les valeurs du niveau d'activité sont plus petites que 1.5, que le RMS du SOL est plus grand que 0.0561, le RMS du SOL plus petit que 0.1575, le MAV du TA plus grand que 0.142 et que le WL du GM est plus petit que 5.2373, le RMS du SOL sépare les données plus grandes ou plus petites que 0.0975. Lorsque le RMS du SOL est plus grand que 0.0975, le RMS du TA trouve des participants jeunes lorsque la valeur est plus grande que 0.3074. Cependant, lorsque la valeur est plus petite que 0.3074, le MDF du SOL différencie les jeunes des seniors. Si la valeur est plus petite que 67.5, le participant sera un senior tandis que si la valeur est plus grande, le participant sera un jeune.

Lorsque les valeurs du niveau d'activité des participants sont plus petites que 1.5, que le RMS du SOL est plus grand que 0.0561, que le RMS du SOL plus petit que 0.1575, que le MAV du TA est plus grand que 0.142, le WL du GM sépare les données plus grandes des valeurs plus petites que 5.2373. Quand le WL du GM est plus grand que 5.2373, le MDF du SOL différencie les jeunes des seniors. Si la valeur est plus petite que 85, le participant sera un jeune tandis que si la valeur est plus grande que 85, le participant sera âgé.

Dans la *Figure 28*, lorsque la valeur du niveau d'activité est plus haute que 1.5, le MDF du SOL sépare les valeurs de plus de 92.5 et de moins de 92.5. Quand la valeur est plus petite que 92.5, le RMS du SOL sépare les données par rapport aux valeurs plus grandes ou plus petites que 0.1041. Quand la valeur du RMS du SOL est plus petite que 0.1041, le PKF de GM permet une nouvelle séparation des données des valeurs plus petites ou plus grandes que 72.5. Quand la valeur de PKF de GM est plus grande que 72.5, le MDF de GM sépare les jeunes qui ont un MDF de GM plus petit que 107.5 des seniors, qui ont un MDF de GM plus grand que 107.5.

Lorsque la valeur du niveau d'activité est plus haute que 1.5, que le MDF du SOL est plus petit que 92.5, que le RMS du SOL est plus petit que 0.1041 et que le PKF du GM est plus petit que 72.5, le PKF du SOL crée une nouvelle division quand sa valeur est plus petite que 52.5. Quand le PKF de GM est plus petit que 2.5, les participants seront des jeunes, tandis que si la valeur est plus grande que 2.5, le WL du TA divise les données en deux nœuds. Quand le WL de TA est plus grand que 18.1815, le participant sera un senior, mais lorsque la valeur de celui-ci est plus petit que 18.1815, le MAV de GM différencie les seniors des jeunes. Si la

valeur de MAV de GM est plus petite que 0.029, le participant sera un senior tandis que si la valeur est plus grande que 0.029, le participant sera un jeune.

Lorsque la valeur du niveau d'activité est plus haute que 1.5, que le MDF du SOL est plus petit que 92.5 et que le RMS du SOL plus grand que 0.1041, le PKF du GM sépare les données en deux sous-groupes. Si la valeur du PKF du GM est plus grande que 42.5, le participant sera un jeune, tandis que si la valeur est plus petite que 42.5, le RMS de GM départage les seniors des jeunes. Quand la valeur du RMS du SOL est plus petite que 0.1187, le participant sera un senior tandis que si la valeur est plus grande que 0.1187, le participant sera un jeune.

Les dernière feuilles de la *Figure 28* montrent que, lorsque la valeur du niveau d'activité est plus haute que 1.5, mais que la valeur du MDF du SOL est plus grande que 92.5, le participant sera un senior si la valeur du WL du SOL est plus petite que 14.562, tandis que si la valeur est plus grande que 14.562, le participant sera un jeune.

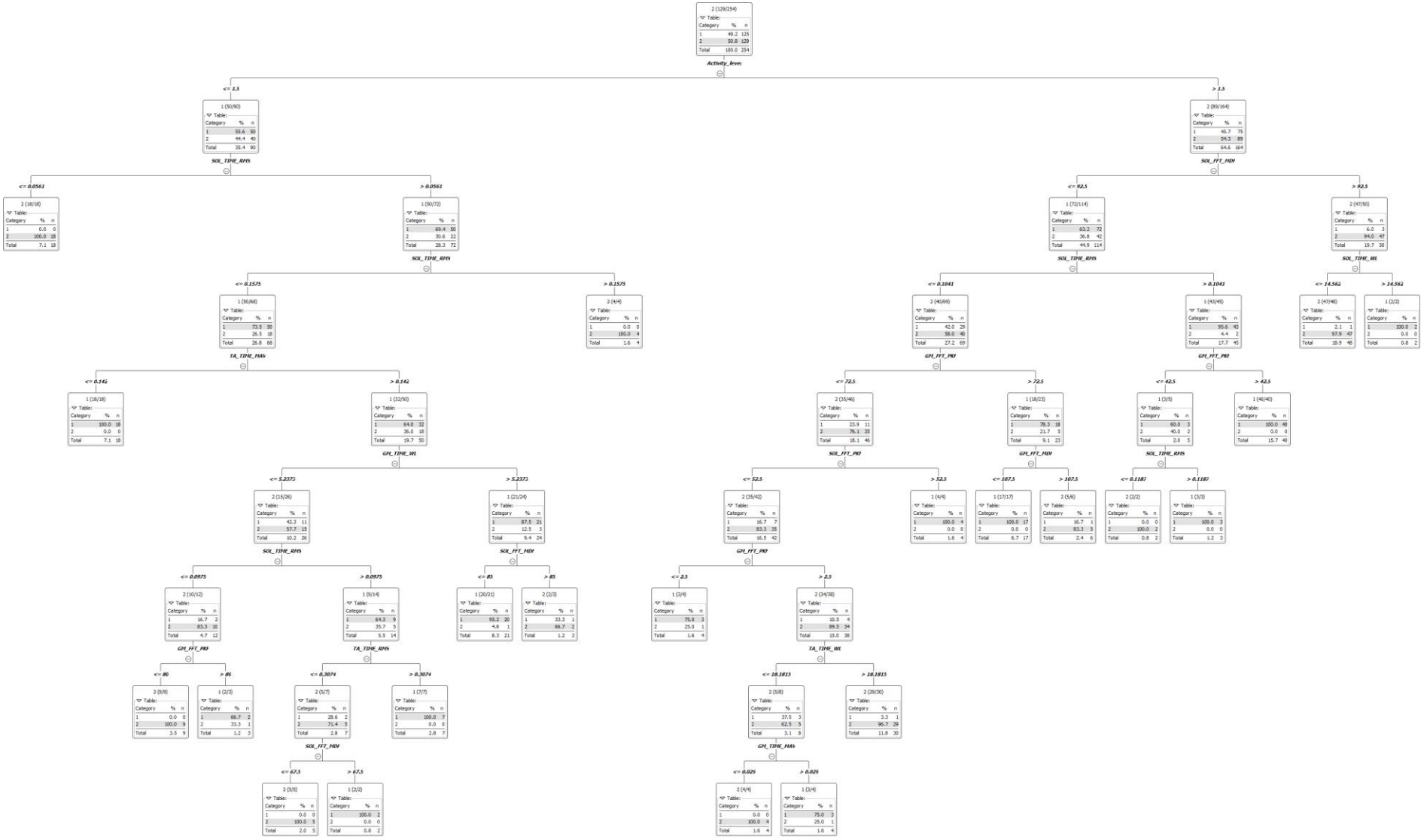
2 (129/254)
Activity_level
<= 1.5
> 1.5
1 (90/90)
SOL_TIME_RMS
2 (89/164)
SOL_FFT_MDI
<= 0.0561
> 0.0561
2 (18/18)
1 (50/72)
SOL_TIME_RMS
<= 92.5
> 92.5
1 (72/114)
SOL_TIME_RMS
2 (47/50)
SOL_TIME_WL
<= 0.1575
> 0.1575
1 (50/68)
TA_TIME_MAV
2 (4/4)
<= 0.1041
> 0.1041
2 (40/69)
GM_FFT_PKI
1 (43/45)
GM_FFT_PKI
<= 14.562
> 14.562
2 (47/48)
1 (2/2)
<= 0.142
> 0.142
1 (18/18)
1 (32/50)
GM_TIME_WL
<= 72.5
> 72.5
2 (35/46)
SOL_FFT_PKI
1 (18/23)
GM_FFT_MDI
<= 42.5
> 42.5
1 (3/5)
SOL_TIME_RMS
1 (40/40)
<= 5.2373
> 5.2373
2 (15/26)
SOL_TIME_RMS
1 (21/24)
SOL_FFT_MDI
<= 52.5
> 52.5
2 (35/42)
GM_FFT_PKI
1 (4/4)
<= 107.5
> 107.5
1 (17/17)
2 (5/6)
<= 0.1187
> 0.1187
2 (2/2)
1 (3/3)
<= 0.0975
> 0.0975
2 (10/12)
GM_FFT_PKI
1 (9/14)
TA_TIME_RMS
<= 85
> 85
1 (20/21)
2 (2/3)
<= 2.5
> 2.5
1 (3/4)
2 (34/38)
TA_TIME_WL
<= 86
> 86
2 (9/9)
1 (2/3)
<= 0.3074
> 0.3074
2 (5/7)
SOL_FFT_MDI
1 (7/7)
<= 18.1815
> 18.1815
2 (5/8)
GM_TIME_MAV
2 (29/30)
<= 67.5
> 67.5
2 (5/5)
1 (2/2)
<= 0.026
> 0.026
2 (4/4)
1 (3/4)

Figure 28. ADD pour jeunes/seniors pour la perturbation arrière prenant compte du niveau d'activité.

Pour la *Figure 28*, la précision de la prédiction est de 76.471% pour un taux d'erreur de 23.529%. Ce taux de précision pour l'AD pour les jeunes/seniors vers l'arrière est relativement faible par rapport aux prédictions faites pour les ADDs de la *Figure 25* et *Figure 26*. Cependant, il est possible de voir que le taux d'exactitude est très similaire à la *Figure 27*, qui a un pourcentage de précision de 76.078%. Le nombre de cas correctement classés ou pas se trouve dans le Tableau 14. Nous voyons que 195 participants sont attribués à la bonne population, tandis que 60 participants sont attribués à la mauvaise population.

Tableau 14. Matrice de confusion pour le cas jeunes/seniors avec la perturbation avant, en tenant compte du niveau d'activité.

Population ...	1	2
1	96	29
2	31	99

Analyse des arbres de décision

Dans la *Figure 25* qui donne les prédictions pour le mouvement avant/arrière en tenant compte du niveau d'activité et du type de population, il est possible de voir que le muscle qui prend les décisions finales est le GM, car il est celui qui réalise la dernière division avant les feuilles. Un autre muscle très présent dans cet ADD est le TA qui fait les divisions à l'intérieur de l'ADD. Le troisième muscle qui est le SOL a un rôle beaucoup moins important dans la décision de la direction du mouvement, car il apparaît seulement deux fois. La caractéristique de l'EMG la plus présente dans la figure est le WL qui réalise la plupart des divisions. Le WL travaille avec les trois différents muscles, mais surtout avec le GM. Des autres caractéristiques comme le MDF ou le RMS sont présents, mais n'apparaissent qu'une fois. Ainsi, le WL et le GM sont les plus présents dans la figure et surtout ils font la dernière division avant les feuilles finales.

Les prédictions pour le mouvement avant/arrière, mais cette fois-ci sans prendre en compte le niveau d'activité et le type de population, sont visibles dans la *Figure 26*. Le travail des muscles est réparti de manière plus homogène que dans la *Figure 25*, qui avait une présence très forte du GM. La première grosse division se fait par rapport au GM, mais par contre, les

Rapport-Gratuit.com

dernières divisions ne sont pas toujours faites par le GM comme dans la *Figure 25*, mais principalement par le SOL et par le TA. Pour les caractéristiques de l'EMG, nous notons la forte présence du WL pour les prédictions, mais cette caractéristique est moins omniprésente que dans la *Figure 25*, qui prenait en compte le niveau d'activité et le type de population. Malgré tout, le WL réalise la plupart des premières divisions dans les premiers niveaux de l'ADD. D'autres caractéristiques de l'EMG se trouvent dans la figure, comme le MDF et le PKF.

Les prédictions de l'ADD jeunes/seniors pour la perturbation avant en tenant compte du niveau d'activité se trouve dans la *Figure 27*. Le muscle qui permet les meilleures distinctions est le GM qui se trouve dans de nombreuses divisions. Malgré tout, le SOL et le TA sont assez présents dans l'ADD et nous voyons qu'ils ont aussi un rôle essentiel dans les divisions de l'ADD. Pour les caractéristiques de l'EMG, le MAV et le WL sont très présents dans les divisions. La division au premier niveau se fait par le MAV du SOL et on retrouve le MAV à d'autres divisions dans l'ADD. Le WL se retrouve souvent en fin de division, juste avant la dernière feuille. Malgré tout, d'autres caractéristiques de l'EMG sont présentes comme le MDF et le PKF, mais de manière moins importante que le MAV ou le WL.

Dans la *Figure 28*, l'ADD représente les prédictions pour les jeunes/seniors lors d'un mouvement arrière en prenant compte du niveau d'activité. Le muscle le plus décisif est le SOL, qui est omniprésent dans les premiers niveaux de l'ADD. Le GM joue aussi un rôle essentiel dans les divisions de l'ADD, surtout dans les niveaux intermédiaires. Par contre, le TA est très peu présent dans la *Figure 28*. On voit une similitude pour les muscles entre la *Figure 27* et la *Figure 28*, car le SOL et le GM ont un rôle important dans les divisions de l'ADD par rapport au TA. On voit que dans les deux figures, la division au premier niveau se fait par le SOL. Les caractéristiques de l'EMG sont réparties de manière presque homogène, même s'il est possible de voir une plus grande importance pour le RMS et pour le PKF. Malgré tout, les caractéristiques WL, MAV et MDF sont aussi présents dans l'ADD. Il est possible de voir que le RMS permet des divisions plutôt dans les premiers niveaux de l'ADD.

Pour conclure, dans les *Figure 27* et *Figure 28*, la tendance est que le SOL permet une première division au premier niveau de l'ADD, tandis que pour les *Figure 25* et *Figure 26*, c'est plutôt le GM qui réalise les premières divisions. Pour les caractéristiques de l'EMG, le WL permet dans les quatre figures de réaliser le plus de divisions avec n'importe quel muscle. Pour les *Figure 25* et *Figure 26*, l'ADD est beaucoup moins complexe, ce qui fait que les

divisions se font essentiellement avec la caractéristique WL, tandis que pour les *Figure 27* et *Figure 28*, les ADDs ont beaucoup plus de nœuds et de feuilles, ce qui pousse à utiliser plus de caractéristiques de l'EMG pour arriver aux feuilles finales.

Les caractéristiques de l'EMG et les muscles les plus importants lors des différentes conditions sur la PDP sont visibles dans le *Tableau 15*. Cette synthèse est possible grâce à l'analyse des différents ADDs.

Tableau 15. Résumé des muscles et caractéristiques de l'EMG les plus importants pour chaque condition.

Condition	**Muscles**	**Caractéristiques**
Avant/arrière avec niveau d'activité et type de population (*Figure 25*)	- GM prend les décisions finales - TA réalise les divisions internes	- WL réalise presque toutes les divisions
Avant/arrière sans niveau d'activité et type de population (*Figure 26*)	- 1ère division réalisée par le GM - Activité musculaire homogène	- WL effectue la plupart des divisions
Jeunes/seniors pour perturbation avant avec niveau d'activité (*Figure 27*)	- GM présent dans de nombreuses divisions	- MAV réalise la 1ère division - WL souvent présent pour les dernières divisions
Jeunes/seniors pour perturbation arrière avec niveau d'activité (*Figure 28*)	- SOL réalise la plupart des divisions	- RMS et PKF sont les plus présents

4. Discussion

Grâce aux ADDs et aux figures d'EMG, il est possible de savoir de manière précise quel est le rôle de chaque muscle lors des différentes perturbations, et aussi si le niveau d'activité et le type de population jouent un rôle dans l'activité musculaire lors des perturbations.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Dans l'ADD pour le mouvement avant/arrière en prenant compte du type de population et du niveau d'activité (*Figure 25*), nous voyons que les premiers muscles sont le SOL et le GM. Le SOL et le GM agissent comme des agonistes et lors de la position debout sans mouvements, les changements dans la longueur du SOL et du GM sont intégralement définis par la variation de l'activité musculaire qui est nécessaire pour maintenir l'équilibre (Di Giulio, Maganaris, Baltzopoulos, & Loram, 2009). Dans une étude précédente, il a été observé que le SOL a un temps de contraction long et une force maximale basse dus à sa composition faite principalement de fibres I (Nardone, Corrà, & Schieppati, 1990). Les Figures 6 à 23 confirment cette tendance, car l'activité du SOL a une amplitude de l'EMG faible comparée au TA et au GM, que ce soit chez les jeunes ou chez les seniors.

Tandis que pour l'ADD pour le mouvement avant/arrière, sans prendre en compte la population et le niveau d'activité (*Figure 26*), le premier muscle en action est le GM. Par rapport au SOL qui a une moyenne d'amplitude plutôt basse, le GM a une moyenne d'amplitude plus haute et surtout des valeurs maximales beaucoup plus importantes (*Tableau 4*, *Tableau 5* et *Tableau 6*). Dans une étude réalisée par Di Giulio et al. (2009), le GM contient un haut pourcentage de fibres de type II et est donc principalement actif lors de mouvements rapides et puissants, comme par exemple, une perturbation de la plateforme dynamique. Cette utilisation du GM lors de mouvements rapides est visible chez les jeunes, par contre, elle l'est beaucoup moins chez les seniors (Figures 15 à 23).

Pour les *Figure 27* et *Figure 28*, qui sont les ADDs avant et arrière en prenant compte de la population et du niveau d'activité, le premier muscle actif est le SOL à cause de sa force maximale basse (Nardone et al., 1990). La différence entre les jeunes et les seniors se trouvent aussi dans une utilisation plus importante du TA pour les seniors que pour les jeunes. La moyenne de l'amplitude du TA est plus importante que la moyenne des deux autres muscles, et les pics maximaux et minimaux sont plus forts pour le TA, tandis que chez les jeunes, le GM avait les pics les plus hauts.

Pour l'activité musculaire, nos résultats confirment ce que d'autres études ont trouvé avant nous. L'étude de Nardone et al. (1990), qui utilise une plateforme dynamique pour créer des perturbations chez les participants, constate que la plateforme dynamique induit une réponse de latence réduite dans le SOL et que le SOL est moins actif que le GM. Ils ont aussi observé que l'amplitude du pic du SOL est beaucoup plus petite que celui du GM, mais cependant le SOL est plus actif que le GM pendant les réactions antagonistes tardives induites lors de

l'allongement du TA (Nardone et al., 1990). Les résultats observés chez Nardone et al. (1990) sont similaires à nos résultats. Chez Nardone et al. (1990) le GM est le muscle le plus actif et il est possible aussi de voir cette tendance dans les ADDs de la *Figure 26* et *Figure 27*, où le GM est le muscle le plus important. Les ADDs permettent de voir que le GM a un rôle important, mais cette tendance est aussi visible dans toutes les figures par rapport à l'activité musculaire de l'activité des muscles et dans les tableaux (Tableaux 4 à 9), où l'amplitude du GM est la plus importante. En plus de cette similarité pour le GM, un autre résultat de l'étude de Nardone et al. (1990) est similaire à nos résultats et cela concerne le SOL et sa faible amplitude. Nos résultats montrent que le SOL a la plus petite amplitude (Tableaux 4 à 9) par rapport aux deux autres muscles et que son importance est relativement faible pour les divisions des ADDs, sauf pour la Figure 28 (Condition jeunes/seniors pour perturbation arrière avec niveau d'activité), où là le SOL permet un grand nombre de divisions.

4.1. Conclusion

Nos conclusions par rapport à cette expérience est que les différents ADDs nous ont permis de confirmer les résultats que nous avons observés avec l'EMG des trois muscles. Les *Figure 25* et *Figure 26* ont montré une précision pour les prédictions très élevée, avec un taux de 96.471% et de 95.49%. Ces deux pourcentages montrent que l'ADD est très précis dans la prédiction des mouvements avant/arrière en prenant compte ou pas, du type de population et du niveau d'activité. Grâce à ces deux ADDs, il est possible en ayant les informations des trois muscles et les caractéristiques de l'EMG (WL, PKF, MDF et RMS) de savoir si le mouvement sera vers l'avant ou vers l'arrière.

Pour les *Figure 27* et *Figure 28*, qui sont les ADDs pour le mouvement avant ou arrière selon le type de population et le niveau d'activité, le taux de précision pour les prédictions n'est pas aussi haut que pour les *Figure 25* et *Figure 26*. Le taux de précision est seulement de 76.078% pour la *Figure 27* et de 76.471% pour la *Figure 28*, à cause d'un taux d'erreur plus élevé.

Les différentes figures sur l'amplitude de l'EMG par rapport à nos trois muscles nous ont montré une différence d'amplitude entre les jeunes et les seniors, mais aussi une utilisation différente des muscles lors des perturbations. Piirainen, Linnamo, Cronin et Avela (2013) utilise une plateforme dynamique avec une accélération faible et forte et ses résultats montrent que la réponse du SOL pendant les perturbations de l'équilibre dynamique était plus grande chez les jeunes, particulièrement sous la condition forte. Pour les jeunes dans notre étude, le

GM est le muscle qui a le plus d'amplitude, tandis que pour les seniors, le TA est celui qui a les pics les plus importants. Le fait que le TA a une grande amplitude chez les seniors confirme une conclusion faite dans l'étude de Manchester et al. (1989), qui s'aperçoivent que le TA est beaucoup moins sensible que les autres muscles face aux effets de l'âge. De plus, une étude précédente démontre que lors d'une perturbation antérieure, le SOL augmente significativement tandis que lors d'une perturbation postérieure, c'est le TA qui est le plus sollicité (Colebatch, Govender, & Dennis, 2016). En plus de ces résultats, une autre expérience par Piiranien et al. (2013) confirme qu'avec le déclin dû à l'âge, la difficulté pour garder l'équilibre est plus importante pour des perturbations postérieures qu'antérieures (Piiranien et al., 2013). Pour ces raisons, nous pouvons confirmer que les personnes âgées auront une activité musculaire du TA plus importante que les jeunes lors des mouvements arrière sur la PDP.

Pour conclure, les ADDs par rapport au mouvement avant/arrière en prenant compte ou pas du niveau d'activité et de l'âge nous permet d'avoir une haute précision dans la prédiction du mouvement, tandis que pour les ADDs par rapport au mouvement soit avant ou soit arrière avec l'âge et le niveau d'activité, la précision est plus basse.

Notre question de recherche était de savoir si une différence existait entre les jeunes et les seniors lors de perturbations sur une plateforme dynamique, mais aussi s'il était possible de différencier les trois différents groupes d'activités sportives. La réponse à la première partie de la question est oui. Il est possible de voir une différence dans l'activité musculaire et donc, dans l'équilibre entre les jeunes et les seniors. Ces différences sont visibles grâce aux figures de l'EMG (figures 6 à 23), mais aussi grâce aux différents ADDs (figures 25 à 28). Pour la deuxième partie de la question, l'ADD nous a permis de distinguer les différents groupes de niveaux d'activité. Les ADDs des *Figure 25* et *Figure 26* nous confirment que l'activité musculaire est différente selon l'âge du participant, mais aussi de selon activité sportive. De plus, ces deux ADDs ont eu un taux de précision très élevé, avec 96.471% et 95.49%. Pour cette raison, nous pouvons confirmer qu'il existe bien une différence d'équilibre et d'activité musculaire entre les jeunes et les seniors, mais aussi entre les différents niveaux d'activité.

4.2. Points forts, limites du travail et améliorations

Un des points forts de ce travail est que les ADDs pour le mouvement avant/arrière (en prenant compte ou pas du niveau d'activité et du type de population) montre une précision de prédictions très élevée. Pour les deux autres ADDs (mouvement avant ou arrière avec le type de population et le niveau d'activité), le taux d'erreurs est plus important. Ce résultat montre que l'utilisation du ML peut donner des résultats très élevés pour prédire l'âge, le niveau d'activité ou encore la direction du mouvement de la plateforme dynamique et qu'il est possible d'imaginer de futurs travaux en utilisant le ML et l'EMG.

Les limites de ce travail sont que malgré le nombre de participants (45 jeunes et 45 seniors), nous n'avons pu utiliser que 26 participants dans chaque groupe d'âge à cause du manque de temps pour récupérer les données des autres participants. Malgré que nous ayons fait attention d'avoir des groupes équilibrés (15 participants par niveau d'activité), le fait que nous n'avions pas travaillé toutes les données des participants à déséquilibrer les groupes de niveau d'activité. En plus d'avoir les groupes mal équilibrés par rapport au niveau de l'activité, le ratio de participants hommes/femmes n'était pas le même dans les différents groupes, ce qui cause encore un problème de plus pour l'analyse des données. Une amélioration serait donc d'équilibrer les groupes de niveau d'activité physique avec le même nombre de participants et avec aussi le même ratio homme/femme. Cette amélioration amènerait des données plus homogènes et ainsi, permettrait d'avoir de meilleurs résultats avec les différents ADDs.

Dans notre étude, nous n'avons pas fait de normalisation, ce qui amène une limitation au niveau de l'analyse des résultats de l'EMG. En temps normal, il ne serait pas possible de comparer les EMGs de différents sujets sans une normalisation, mais dans le cadre de notre travail, nous avons quand même décidé de faire un rapprochement entre les EMGs des différents participants. De cette manière, nous avons pu examiner les tendances des muscles selon l'âge et le niveau d'activité du sujet. Pour cette raison, une normalisation dans un futur travail permettrait une meilleure comparaison entre les résultats des EMGs et ainsi, être plus précis dans les analyses.

Une autre difficulté dans cette étude est que tous les enregistrements ont été faits manuellement durant les expériences, ce qui a augmenté le risque d'erreurs et la charge de travail pour nettoyer et analyser les données de l'EMG. Une amélioration pour ce problème serait d'automatiser l'enregistrement lors des différentes perturbations pour éviter les erreurs

lors de la prise des données, et ainsi réduire le travail pour le nettoyage et l'organisation des données de l'EMG.

Une donnée essentielle du travail était le niveau d'activité des différents participants et il n'a pas toujours été facile de classer les participants, surtout les personnes âgées, dans la bonne catégorie car certains participants sous-estimaient leur niveau d'activité, tandis que d'autres, la surestimaient. Pour avoir une donnée plus précise du niveau d'activité du participant, une possibilité serait de fournir le questionnaire QAPPA une semaine avant le test pour que le participant remplisse le questionnaire au fur et à mesure de la semaine. Ainsi nous pourrions être plus précis dans la catégorisation des participants selon leur niveau d'activité.

4.3. Perspectives pour le futur

Les perspectives pour le futur seraient de pouvoir étoffer le travail avec un plus grand nombre de caractéristiques de l'EMG et ainsi, de voir quelles sont les caractéristiques de l'EMG qui permettent le plus de précision pour différencier les jeunes des seniors, mais aussi entre les différents niveaux d'activité. En plus d'utiliser un plus grand nombre de caractéristiques de l'EMG, il serait intéressant d'utiliser d'autres algorithmes du ML, pour voir s'il est possible d'avoir des meilleurs résultats avec par exemple, le Support Vector Machine, le K-Nest Neigbhour, la forêt d'arbre de décision ou les réseaux de neurones plutôt qu'avec l'ADD. L'étude de Bhattacharya et al. (2012) obtient de très bons résultats pour la classification des gestes de la main avec le Support Vector Machine. Les classificateurs Support Vector Machine et K-Nest Neigbhour ont été utilisé par Rani et al. (2006) et les résultats confirment la haute précision du Support Vector Machine et aussi pour le K-Nest Neighbour, même si le taux de précision était moins élevé que celui du Support Vector Machine. L'ADD a été très précis pour le mouvement avant/arrière (*Figure 25* et *Figure 26*) tandis que pour le mouvement avant ou arrière (*Figure 27* et *Figure 28*), le taux de précision était plus faible. Peut-être qu'avec un autre algorithme, le résultat pour le mouvement avant ou arrière aurait été bien meilleur qu'avec l'ADD. Des études précédentes, comme celles de Rani et al. (2006), de Bhattacharya et al. (2012) ou encore celle de Tong et al. (2003) confirment que d'autres classificateurs permettent aussi d'avoir de bons résultats. Il serait donc intéressant de se pencher sur cette question dans un prochain travail.

La Microsoft Kinect, que nous avions lors des différents tests, pourrait aussi être une source d'informations supplémentaires, car elle permet l'analyse de la posture de l'être humain en capturant des mouvements en temps réel (Han, Shao, Xu, & Shotton, 2013). L'utilisation de la

Microsoft Kinect en plus de l'EMG permettrait une analyse des mouvements des participants sur la plateforme dynamique et de leurs réactions face aux perturbations et ainsi, d'être encore plus précis dans l'analyse de l'équilibre et des résultats.

Avec toutes ces perspectives, ce serait intéressant pour un futur travail d'utiliser les caractéristiques de l'EMG et les variables du ML les plus significatives en plus de la Microsoft Kinect pour analyser si avec un entraînement spécifique, l'équilibre sera amélioré.

5. Remerciements

J’adresse mes remerciements aux personnes qui m’ont activement aidée et soutenue lors de la réalisation de mon travail de master.

Premièrement, je tiens à remercier Monsieur Ranjith Sivagnanaselvam pour sa disponibilité et ses conseils qui m’ont aidée à réaliser mon travail.

Je remercie aussi Madame Amandine Dubois, Madame Audrey Mouthon, ainsi que mes collègues Caroline Udry et Laura Hauser pour l’aide et la collaboration pour la récolte de données lors des expériences.

Et en dernier lieu, je voudrais remercier tous les participants qui ont donné de leur temps pour faire l’expérience, ainsi que toutes les personnes qui m’ont aidée, soutenue et accompagnée lors de l’élaboration de ce travail de master.

6. Annexes

1) Nom : _____

2) Prénom : _____

3) Date de naissance : _____

4) Poids : _____

5) Taille : _____

6) Portez vous des lunettes ? oui ☐ non ☐

7) Avez vous une prothèse de hanche ? non ☐ jambe gauche ☐ jambe droite ☐

8) Avez vous été opéré(e) dans l'année ? oui ☐ non ☐

Si oui : De quoi ? _____

Rapport-Gratuit.com

Figure 29. Questionnaire de santé générale donné aux participants avant l'expérience.

1) Nom : _____

2) Prénom : _____

3) Vivez-vous seul(e) ? oui ☐ non ☐

4) Utilisez vous une aide technique habituellement lors de vos déplacements ? oui ☐ non ☐

Si oui : canne ☐ béquille ☐ déambulateur ☐

5) Vous êtes vous retrouvé(e) au sol, avec conséquences physiques ? oui ☐ non ☐

6) Vous êtes vous retrouvé(e) au sol, sans conséquences physiques ? oui ☐ non ☐

7) Avez vous fait un malaise à votre domicile ? oui ☐ non ☐

8) Avez vous déjà chuté à votre domicile depuis que vous avez 65 ans ? oui ☐ non ☐

Si vous avez répondu oui à une des 4 dernières questions continuez le questionnaire sinon vous pouvez vous arrêter :

9) Combien de fois vous êtes vous retrouvé(e) au sol ? _____

10) Date et moment de(s) la chute(s) : _____ _____ _____

11) Lieu de(s)la chute(s) : _____ _____ _____

12) Avez vous été emmené(e) à l'hôpital ? oui ☐ non ☐

13) Avez vous perdu connaissance ? oui ☐ non ☐

14) La chute a-t-elle causé des traumatismes physiques ? oui ☐ non ☐

Si oui, les décrire : _____

15) Avez vous pu vous relever seul(e) ? oui ☐ non ☐

16) Combien de temps êtes vous resté(e) au sol sans pouvoir vous relever ? _____

17) Avez vous pu vous tenir debout sans aide après la chute ? oui ☐ non ☐

18) Si oui au 4) : l'aide technique était-elle utilisée au moment de la chute ? oui ☐ non ☐

19) Quelle était l'action en cours ?

En se levant du lit ou en se couchant ☐

En se levant d'une chaise ou d'un fauteuil ou en s'asseyant ☐

En se déplaçant pour des activités diverses ☐

Pendant la toilette ☐

En se rendant au WC ou en revenant des toilettes ☐

Au cours de l'habillage ou du déshabillage ☐

À l'ouverture ou à la fermeture d'une porte ☐

Autre : _____

20) Un obstacle peut-il avoir été responsable de la chute ? oui ☐ non ☐

Si oui lequel : _____

21) Le sol était-il normal ☐ glissant ☐ collant ☐

22) L'éclairage était-il suffisant ? oui ☐ non ☐

23) Avez vous peur de faire une nouvelle chute ? oui ☐ non ☐

Si oui :

Est ce que cette peur vous contraint dans vos activités ? oui ☐ non ☐

Pensez vous à cette peur lorsque vous êtes à votre domicile ? jamais ☐ parfois ☐ souvent ☐

Figure 30. Questionnaire « chuteur/non-chuteur » pour les seniors.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

QUESTIONNAIRE D'ACTIVITÉ PHYSIQUE QAPPA

Nous nous intéressons aux différents types d'activités physiques que vous faites dans votre vie quotidienne, même si vous ne vous considérez pas comme une personne active. Les questions concernent les sports, ainsi que les activités physiques que vous faites dans votre maison ou votre jardin, pour vos déplacements, pendant votre temps libre, et au travail.

I.1. ACTIVITES VIGOUREUSES

D'abord, pensez seulement aux activités physiques que vous avez pratiquées au cours des 7 **DERNIERS JOURS** de manière **VIGOUREUSE**, c'est-à-dire, une activité physiquement difficile à réaliser et qui entraîne une importante augmentation du rythme cardiaque et respiratoire, comme par exemple, **FAIRE UN JOGGING**.

Cochez les activités que vous avez pratiquées, durant au moins 10 minutes sans arrêt, de manière VIGOUREUSE :
Jogging , Vélo sportif , Tennis intense , Natation intense , Randonnée intense avec dénivelé , Jardinage intense , Gymnastique intense , Activités ménagères intenses (faire les vitres, déplacer des meubles lourds)
Autres (précisez) : _____

Pas d'activité physique vigoureuse sur les 7 derniers jours

Si vous n'avez fait aucune activité de manière vigoureuse, passez à la question I.2

Sur les 7 **derniers jours**, si vous avez pratiqué **UNE** ou **PLUSIEURS** de ces activités de manière **VIGOUREUSE**, durant au moins **10 minutes** sans arrêt, indiquez pour chaque jour pendant combien de temps (en minutes) ?

Lundi |___| Mardi |___| Mercredi |___| Jeudi |___| Vendredi |___| Samedi |___| Dimanche |___|

I.2 ACTIVITES MODÉRÉES

Maintenant, pensez aux activités physiques que vous avez pratiquées au cours des 7 **DERNIERS JOURS** de manière **MODEREE**, c'est-à-dire, une activité qui entraîne une légère augmentation du rythme cardiaque et respiratoire, comme par exemple **MARCHER VITE**.

Cochez les activités que vous avez pratiquées, durant au moins 10 minutes sans arrêt, à une intensité MODÉRÉE :
Marche rapide en terrain plat , Vélo modéré , Tennis modéré , Natation modérée , Marche modérée avec dénivelé , Jardinage , Gymnastique douce , Danse , Yoga , Aquagym , Activités ménagères modérées (passer l'aspirateur, la serpillière) ,
Autres (précisez) : _____

Pas d'activité physique modérée sur les 7 derniers jours

Sur les 7 **derniers jours**, si vous avez pratiqué **UNE** ou **PLUSIEURS** de ces activités de manière **MODÉRÉE**, durant au moins **10 minutes** sans arrêt, indiquez pour chaque jour pendant combien de temps (en minutes) ?

Lundi |___| Mardi |___| Mercredi |___| Jeudi |___| Vendredi |___| Samedi |___| Dimanche |___|

Figure 31. Questionnaire QAPPA rempli par les participants permettant de les classer par niveau d'activité.

Tableau 16. Données des jeunes récoltées durant la phase d'expérience.

N° du sujet	Sexe	Date de naissance	Date de l'expérience	Age	Poids (kg)	Taille (cm)	Prothèse	Opération	Lunette	Niveau d'activité	Chuteur/non-chuteur	Palier avant	Palier arrière	TMS
1	F	11.10.1992	18.10.2016	24.00	60.6	168	non	non	oui	Modéré	non	8	8	oui
2	F	05.12.1987	02.11.2016	28.00	72.3	180	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
3	F	26.02.1991	13.10.2016	25.00	57.9	164	non	non	non	Modéré	non	8	8	oui
4	F	19.02.1993	13.10.2016	23.00	56.6	165	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
5	M	01.01.1987	14.10.2016	29.00	72.9	170	non	non	non	Modéré	non	8	8	oui
6	F	24.03.1992	17.10.2016	24.00	65	158	non	non	non	Modéré	non	8	8	oui
7	F	17.06.1994	17.10.2016	22.00	54.4	168	non	non	non	Modéré	non	8	8	oui
8	F	03.04.1993	18.10.2016	23.00	59.6	163	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
9	M	08.01.1992	18.10.2016	24.00	73.5	181	non	non	non	Elevé	non	8	8	oui
10	F	30.01.1994	18.10.2016	22.00	57.1	160	non	non	non	Elevé	non	8	8	non
11	F	31.01.1991	19.10.2016	25.00	60	168	non	non	non	Elevé	non	8	8	non
12	M	12.09.1992	19.10.2016	24.00	63.1	174	non	non	non	Bas	non	8	8	non
13	F	14.05.1995	19.10.2016	21.00	66	180	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
14	F	30.12.1992	20.10.2016	23.00	53.2	156	non	non	non	Modéré	non	8	8	non
15	F	24.11.1992	20.10.2016	23.00	50.9	161	non	non	non	Elevé	non	8	8	oui
16	F	22.12.1992	25.10.2016	23.00	63.5	167	non	non	non	Elevé	non	8	8	oui
17	M	22.09.1982	25.10.2016	34.00	74	177	non	non	non	Elevé	non	8	8	oui
18	F	01.05.1995	25.10.2016	21.00	68.2	171	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
19	F	16.10.1992	27.10.2016	24.00	44.9	154	non	non	oui	Bas	non	8	8	oui
20	M	29.05.1991	27.10.2016	25.00	70.8	180	non	non	oui	Modéré	non	8	8	oui
21	F	22.05.1989	28.10.2016	27.00	75.5	159	non	non	non	Bas	non	8	8	non
22	F	25.08.1992	28.10.2016	24.00	72.3	172	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
23	F	14.09.1985	02.11.2016	31.00	50.3	149	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
24	F	07.10.1991	02.11.2016	25.00	65.2	167	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
25	F	13.12.1991	04.11.2016	24.00	74.7	177	non	Genou droit	oui	Modéré	non	8	8	oui
26	F	12.08.1992	04.11.2016	24.00	67.2	179	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
27	F	23.11.1990	04.11.2016	25.00	49.9	167	non	Curetage, accouchement	oui	Modéré	non	8	8	non
28	F	07.01.1992	07.11.2016	24.00	64.3	162	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
29	F	02.03.1992	08.11.2016	24.00	59.2	163	non	non	non	Bas	non	8	8	oui
30	F	15.12.1989	09.11.2016	26.00	68.9	176	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
31	F	10.02.1993	10.11.2016	23.00	58	167	non	non	non	Modéré	non	8	8	non
32	F	05.11.1987	10.11.2016	29.00	58.4	162	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
33	M	03.05.1993	10.11.2016	23.00	61	170	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
34	M	26.06.1991	10.11.2016	25.00	65	179	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
35	F	24.09.1994	15.11.2016	22.00	51.3	160	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
36	F	19.01.1993	15.11.2016	23.00	65.6	169	non	non	non	Modéré	non	8	8	non
37	F	30.03.1989	16.11.2016	27.00	85.3	173	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
38	M	06.05.1990	17.11.2016	26.00	75.7	173	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
39	M	16.12.1992	17.11.2016	23.00	72.5	174	non	non	non	Modéré	non	8	8	non
40	M	26.09.1993	17.11.2016	23.00	60.5	177	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
41	F	07.04.1992	17.11.2016	24.00	51.1	159	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
42	F	04.07.1990	25.11.2016	26.00	68.8	165	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
43	F	04.12.1992	28.11.2016	23.00	82.1	168	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
44	F	09.12.1989	28.11.2016	26.00	57	163	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
45	F	14.01.1994	29.11.2016	22.00	69.5	166	non	non	non	Bas	non	8	8	oui

Tableau 17. Données des seniors récoltées durant la phase d'expérience.

N° du sujet	Sexe	Date de naissance	Date de l'expérience	Age	Poids (kg)	Taille (cm)	Prothèse	Opération	Lunette	Niveau d'activité	Chuteur/non-chuteur	Palier avant	Palier arrière	TMS
102	F	06.07.1946	24.10.2016	70.00	67.3	162	non	non	oui	Bas	non	2	2	non
103	F	03.07.1941	26.10.2016	75.00	62.9	164	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
104	F	04.11.1942	26.10.2016	73.00	62	159	non	non	oui	Modéré	oui	8	3	oui
105	F	24.12.1938	26.10.2016	77.00	63.4	153	non	non	oui	Elevé	oui	8	8	oui
106	F	09.10.1947	27.10.2016	69.00	51.6	149	non	non	oui	Modéré	oui	2	1	non
107	F	16.10.1933	28.10.2016	83.00	56.7	163	non	non	non	Modéré	non	8	8	non
108	M	23.05.1945	02.11.2016	71.00	61.3	172	non	Cataracte	oui	Bas	non	8	8	non
109	M	20.10.1943	03.11.2016	73.00	76.9	172	non	non	oui	Modéré	oui	8	8	non
110	M	27.09.1947	07.11.2016	69.00	73.4	168	non	non	non	Modéré	oui	8	8	oui
111	F	21.11.1947	07.11.2016	68.00	64.3	158	non	non	oui	Bas	non	8	8	oui
112	F	17.02.1941	07.11.2016	75.00	76	162	non	non	oui	Bas	non	1	1	non
113	M	28.08.1936	08.11.2016	80.00	81.6	175	non	Stent	oui	Modéré	non	2	2	non
114	M	25.03.1943	08.11.2016	73.00	82.6	180	non	non	non	Elevé	non	8	8	non
115	M	01.09.1934	09.11.2016	82.00	67.1	167	non	non	oui	Bas	non	2	2	non
116	F	03.10.1944	11.11.2016	72.00	64	157	non	non	oui	Modéré	oui	8	8	oui
117	F	08.08.1948	11.11.2016	68.00	76.9	166	non	non	oui	Modéré	non	8	8	oui
118	F	08.03.1948	11.11.2016	68.00	67	168	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
119	F	01.04.1942	11.11.2016	74.00	94.6	173	droit	non	non	Elevé	non	8	5	non
120	M	02.11.1945	11.11.2016	71.00	112	179	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
121	F	24.02.1950	14.11.2016	66.00	67.6	147	non	non	oui	Modéré	non	6	6	oui
122	F	30.12.1947	14.11.2016	68.00	64.3	154	non	non	oui	Elevé	non	5	5	oui
123	F	05.12.1946	16.11.2016	69.00	66	155	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
124	F	29.10.1942	23.11.2016	74.00	65	154	non	non	oui	Bas	non	8	8	oui
125	F	10.09.1942	23.11.2016	74.00	89	163	non	non	oui	Bas	non	8	8	oui
126	F	24.10.1942	23.11.2016	74.00	73	154	non	non	oui	Bas	oui	8	8	non
127	F	13.05.1936	24.11.2016	80.00	79.6	155	droit et gauche	non	oui	Bas	oui	Pas fait	Pas fait	non
128	M	30.10.1951	24.11.2016	65.00	83.5	178	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
129	F	03.11.1943	24.11.2016	73.00	77.5	163	non	non	oui	Modéré	non	5	2	non
130	F	10.06.1949	24.11.2016	67.00	64.8	157	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
131	M	24.11.1948	29.11.2016	68.00	82.6	174	non	non	oui	Bas	non	8	8	non
132	F	15.08.1947	30.11.2016	69.00	66.1	154	non	non	oui	Elevé	non	8	8	oui
133	F	29.06.1949	30.11.2016	67.00	71.4	156	non	Dos, canal lombaire, visses genou gauche	oui	Elevé	non	8	8	oui
134	F	25.03.1933	30.11.2016	83.00	56.1	163	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
135	M	15.03.1931	30.11.2016	85.00	63.1	160	non	non	oui	Bas	oui	6	6	non
136	F	29.03.1949	01.12.2016	67.00	55.7	160	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
137	F	19.06.1938	01.12.2016	78.00	80.5	160	non	non	oui	Bas	oui	8	8	non
138	M	05.12.1947	02.12.2016	68.00	90.8	167	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
139	F	17.04.1933	02.12.2016	83.00	66.3	155	non	non	oui	Bas	oui	Pas fait	Pas fait	non
140	F	30.08.1942	02.12.2016	74.00	54.7	153	non	non	oui	Elevé	oui	5	4	non
141	M	19.02.1939	02.12.2016	77.00	70.8	173	non	non	oui	Modéré	non	8	8	non
142	F	12.12.1940	05.12.2016	75.00	49.6	158	non	non	oui	Modéré	non	5	4	non
143	M	04.11.1940	06.12.2016	76.00	75.1	166	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non
144	M	28.08.1947	07.12.2016	69.00	70.3	175	non	cataracte aux deux yeux	oui	Elevé	non	8	8	non
145	M	28.10.1947	07.12.2016	69.00	71.4	171	non	non	oui	Elevé	non	8	8	non

7. Déclaration personnelle

«Je sous-signée certifie avoir réalisé le présent travail de façon autonome, sans aide illicite quelconque. Tout élément emprunté littéralement ou mutatis mutandis à des publications ou à des sources inconnues, a été rendu reconnaissable comme tel. »

Lieu, date *Signature*

8. Droits d'auteur

« Je sous-signée reconnais que le présent travail est une partie constituante de la formation en Sciences du Mouvement et du Sport à l'Université de Fribourg. Je m'engage donc à céder entièrement les droits d'auteur – y compris les droits de publication et autres droits liés à des fins commerciales ou bénévoles – à l'Université de Fribourg.

La cession à tiers des droits d'auteur par l'Université est soumis à l'accord du (de la) sous-signée uniquement.

Cet accord ne peut faire l'objet d'aucune rétribution financière. »

Date *Signature*

9. Bibliographie

Ahtiainen, J. P., & Häkkinen, K. (2009). Strength Athletes are capable to produce greater muscle activation and neural Fatigue during high-intensity Resistance Exercise than Nonathletes. *Journal of Strength and Conditioning Research, 23*(4), 1129-1134.

Ainsworth, B. E., Haskell, W. L., Leon, A. S., Jacobs, D. R., Montoye, H. J., Sallis, J. F., & Paffenbarger, R. S. (1993). Compendium of Physical Activities: classification of energy costs of human physical activities. *Medicine & Science in Sports & Exercise, 25*(1).

Aldrich, T. K., Sinderby, C., Mc Kenzie, D. K., Estenne, M., & Gandevia, S. C. (2004). Techniques électrophysiologiques d'évaluation fonctionnelle des muscles respiratoires. *Revue des Maladies Respiratoires, 21*(3-c3), 4S53-4S69.

Apté, C., & Weiss, S. (1997). Data mining with decision trees and decision rules. *Future Generation Computer Systems, 13*(2-3), 197-210.

Bhattacharya, S., Czejdo, B., & Perez, N. (2012). Gesture Classification with Machine Learning using Kinect Sensor Data. *Third International Conference on Emerging Applications of Information Technology (*, (pp. 348-351).

Bilodeau, M., Schindler-Ivens , S., Williams , D. M., Chandran , R., & Sharma , S. S. (2003). EMG frequency content changes with increasing force and during fatigue in the quadriceps femoris muscle of men and women. *Journal of Electromyography and Kinesiology, 13*(1), 83-92.

Boostani, R., & Moradi, M. H. (2003). Evaluation of the forearm EMG signal features for the control of a prosthetic hand. *PHYSIOLOGICAL MEASUREMENT, 24*, 309-319.

Breslow, L. A., & Aha, D. W. (1997). Automatic construction of decision trees from data: A multi-disciplinary survey. *The Knowledge Engineering Review*, 1-47.

Chowdhury, R. H., Reaz, M. B., Ali, M. A., Bakar, A. A., Chellappan, K., & Chang, T. G. (2013). Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques. *sensors, 13*, 12431-12466.

Colebatch, J. G., Govender, S., & Dennis, D. L. (2016). Postural responses to anterior and posterior perturbations applied to the upper trunk of standing human subjects. *Experimental Brain Research , 234*(2), 367-376.

Condron, J. E., Hill, K. D., & Dip , G. (2002). Reliability and Validity of a Dual-Task Force Platform Assessment of Balance Performance: Effect of Age, Balance Impairment, and Cognitive Task. *American Geriatrics Society , 50*(1), 157-162.

de Souto Barreto, P., Ferrandez, A.-M., & Saliba-Serre, B. (2011). Questionnaire d'activité physique pour les personnes âgées (QAPPA): validation d'un nouvel instrument de mesure en langue française. *Science & Sports, 26*, 11-18.

Di Giulio, I., Maganaris, C. N., Baltzopoulos, V., & Loram, I. D. (2009). The proprioceptive and agonist roles of gastrocnemius, soleus and tibialis anterior muscles in maintaining human upright posture. *The Journal of Physiology, 587*(10), 2399-2416.

Ebig, M., Lephart, S. M., Burdett, R. G., Miller, M. C., & Pincivero, D. M. (1997). The Effect of Sudden Inversion Stress on EMG Activity of the Peroneal and Tibialis Anterior Muscles in the Chronically Unstable Ankle. *Journal of Orthopaedic & Sports Physical Therapy, 26*(2), 73-77.

Farina, D., Merletti, R., & Enoka, R. M. (2004). The extraction of neural strategies from the surface EMG. *Journal of Applied Physiology, 96*(4), 1486-1495.

Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters, 27*(8), 861-874.

Gatts, S. K., & Woollacott, M. H. (2006). Neural mechanisms underlying balance improvement with short term Tai Chi training. *Aging Clinical and Experimental Research, 18*, 7-19.

Georgakis, A., Stergioulas, L. K., & Giakas, G. (2003). Fatigue Analysis of the Surface EMG Signal in Isometric Constant Force Contractions Using the Averaged Instantaneous Frequency. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 50*(2), 262-265.

Gokgoz, E., & Subasi, A. (2015). Comparison of decision tree algorithms for EMG signal classification using DWT. *Biomedical Signal Processing and Control, 18*, 138-144.

Grabiner, M., GreenWald, R., Buck, A., Chu, J., & Palifka, R. (2006). Fall prevention training system and method using a dynamic pertrubation plateform. *United States Patent*, 1-12.

Hall, M. A., & Smith, L. A. (1997). Feature Subset Selection: A Correlation Based Filter Approach. *International Conference on Neural Information Processing and Intelligent Information Systems* (pp. 855-858). Berlin: Springer.

Han, J., Shao, L., Xu, D., & Shotton, J. (2013). Enhanced Computer Vision with Microsoft Kinect Sensor: A review. *IEEE TRANSACTIONS ON CYBERNETICS*, *43*(5), 1378-1334.

Hilberg, T., Herbsleb, M., Gabriel, H. W., Jeschke, D., & Schramm, W. (2001). Proprioception and isometric muscular strength in haemophilic subjects. *Haemophilia, 7*, 582-588.

Hindermarch, I. (1979). Some aspects of the effects of clobazam on human psychomotor performance. *British Journal Clinical Pharmacology*, *7*, 77S-82S.

Hu, M.-H., & Woollacott, M. (1994). Multisensory training of standing balance in older adults: II. Kinematic and electromyographic postural responses. *Journal of Gerontology*, *49*(2), M62-M71.

Hudgins, B., Parker, P., & Scott, R. N. (1993). A New Strategy for Multifunction Myoelectric Control. *IEEE TRANSACTIONS ON RIOMEDlCIIL ENGINEERING*, *40*(1), 82-94.

Kamber, M., Winstone, L., Gong, W., Cheng, S., & Han, J. (1997). Generalization and Decision Tree Induction: Efficient Classification in Data Mining. *Proceedings Seventh International Workshop on Research Issues in Data Engineering* (pp. 111-120). IEEE.

Katsis, C. D., Katertsidis, N., Ganiatsas, G., & Fotiadis, D. I. (2008). Toward emotion recognition in car-racing drivers: a biosignal processing approach. *IEEE Transactions on systems*, *38*(2), 502-512.

Katsis, C. D., Katertsidis, N., Ganiatsas, G., & Fotiadis, D. I. (2008). Toward emotion recognition in car-racing drivers: a biosignal processing approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics* , *38*(3), 502-512.

Rapport-Gratuit.com

Kohli, R. (2015, 11). Le vieillissement démographique s'accélère. *La Vie économique*, pp. 6-9.

Kotsiantis, S. B. (2007). Supervised Machine Learning: A Review of Classification Techniques. *Emerging Artificial Inteeligence Applications in Computer Engineering, 31*, 249-268.

Lavesson, N. (2003). Evaluation of classifier performance and the impact of learning algorithm parameters. 1-45. Récupéré sur http://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:831922/FULLTEXT01.pdf

Lesinski, M., Hortobágyi, T., Muehlbauer, T., Gollhofer, A., & Granacher, U. (2015). Effects of Balance Training on Balance Performance in Healthy Older Adults: A Systematic Review and Meta-analysis. *Sports Med, 45*, 1721-1738.

Manchester, D., Woollacott, M., Zederbauer-Hylton, N., & Marin, O. (1989). Visual, Vestibular and Somatosensory Contributions to balance control in the older adult. *Journal of Gerontology: Medical Sciences, 44*(4), M118-127.

Mannini, A., & Sabatini, A. M. (2010). Machine Learning Methods for Classifying Human Physical Activity from On-Body Accelerometers. *Sensors, 10*(2), 1154-1175.

Mansfield, A., Peters, A. L., Liu, B. A., & Maki, B. E. (2007). A perturbation-based balance training program for older adults: study protocol for a randomised controlled trial. *BMC Geriatrics, 7*(12), 1-14.

Messier, S. P., Royer, T. D., Craven, T. E., O'Toole, M. L., Burns, R., & Ettinger, W. H. (2000). Long-Term Exercise and its Effect on Balance in Older, Osteoarthritic Adults: Results from the Fitness, Arthritis, and Seniors Trial (FAST). *Journal of the American Geriatrics Society, 48*(2), 131-138.

Monsell, E. M., Furman, J. M., Herdman, S. J., Konrad, H. R., & Shepard, N. T. (1997). Computerized dynamic platform posturography. *Otolaryngol Head Neck Surg, 117*, 394-398.

Murthy, S. K. (1998). Automatic Construction of Decision Trees from Data: a Multi-disciplinary Survey. *Data Mining and Knowledge Discovery, 2*, 345-389.

Nardone, A., Corrà, T., & Schieppati, M. (1990). Different activations of the soleus and gastrocnemii muscles in response to various types of stance perturbation in man. *Experimental Brain Research, 80,* 323-332.

Netter, F. H. (2006). *Atlas d'anatomie humaine.* Philadelphia : Elsevier Masson.

Park, S.-H., & Lee, S.-P. (1998). EMG Pattern Recognition Based on Artificial Intelligence Techniques. *IEEE TRANSACTIONS ON REHABILITATION ENGINEERING, 6*(4), 400-405.

Persch, L. N., Ugrinowitsch, C., Pereira, G., & Rodacki, A. L. (2009). Strength training improves fall-related gait kinematics in the elderly: a randomized controlled trial. *Clinical Biomechanics, 24*(10), 819-825.

Phinyomark, A., Hirunviriya, S., Limsakul, C., & Phukpattaranont, P. (2010). Evaluation of EMG feature extraction for hand movement recognition based on Euclidean distance and standard deviation. *The 2010 ECTI International Conference on Electrical Engineering/Electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology.* Chiang Mai: IEEE.

Phinyomark, A., Limsakul, C., & Phukpattaranont, P. (2009). A Novel Feature Extraction for Robust EMG Pattern Recognition. *JOURNAL OF COMPUTING, 1*(1), 71-80.

Phinyomark, A., Limsakul, C., & Phukpattaranont, P. (2009). EMG Feature Extraction For Tolerance of 50 Hz Interference. *Conference on Engineering Technologies*, (pp. 289-293). Novi Sad.

Phinyomark, A., Phukpattaranont, P., & Limsakul, C. (2012). Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications, 39*(8), 7420–7431.

Phinyomark, A., Quaine, F., Charbonnier, S., Servierea, C., Tarpin-Bernard, F., & Laurillau, Y. (2013). EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness. *Expert Systems with Applications, 40*(12), 4832-4840.

Piirainen, J. M., Linnamo, V., Cronin, N. J., & Avela, J. (2013). Age-related neuromuscular function and dynamic balance control during slow and fast balance perturbations. *Journal of Neurophysiology, 110*(11), 2557-2562.

Rakotomalala, R. (2005). Arbres de Décision. *Revue Modulad, 33,* 163-187.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Rani, P., Liu, C., Sarkar, N., & Vanman, E. (2006). An empirical study of machine learning techniques for affect recognition. *Pattern Anal Applic, 9*, 58–69.

Rani, P., Liu, C., Sarkar, N., & Vanman, E. (2006). An empirical study of machine learning techniques for affect recognition in human-robot interaction. *Pattern Analysis and Applications, 9*, 58-69.

Rani, P., Sarkar, N., Smith, C. A., & Kirby, L. D. (2004). Anxiety detecting robotic system – towards implicit human-robot collaboration. *Robotica, 22*, 85-95.

Sitjà-Rabert, M., Martínez-Zapata, J., Fort-Vanmeerhaeghe, A., Rey-Abella, F., Romero-Rodríguez, D., & Bonfill, X. (2011). Whole body vibration for older persons: an open randomized, multicentre, parallel, clinical trial. *BMC Geriatrics, 189*, 1-6.

Stelmach, G. E., Phillips, J., DiFabio, R. P., & Teasdale, N. (1989). Age, Functional Postural Reflexes, and Voluntary Sway. *Journal of Gerontology, 44*(4), B100-106.

Thomas, J. R., Cotten, D. J., Spieth, W. R., & Abraham, N. L. (1975). Effects of fatigue on stabilometer performance and learning of males and females. *Medicine and Science in Sports, 7*(3), 203-206.

Tkach, D., Huang, H., & Kuiken, T. A. (2010). Study of stability of time-domain features for electromyographic pattern recognition. *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation, 7*(21), 1-13.

Tong, W., Hong, H., Fang, H., Xie, Q., & Perkins, R. (2003). Decision Forest: Combining the Predictions of Multiple Independent Decision Tree Models. *Journal of Chemical Information and Modeling , 43*(2), 525-531.

Vieira, T. M., Baudry, S., & Botter, A. (2016). Young, healthy subjects can reduce the activity of calf muscles when provided with EMG biofeedback in upright stance. *Frontiers in Physiology, 7*, 1-12.

Wang, D., Zhang, J., Sun, Y., Zhu, W., Tian, S., & Liu, Y. (2016). Evaluating the fall risk among elderly population by choice step reaction test. *Clinical Interventions in Aging, 11*, 1075-1082.

Wang, Y.-X., Zhang, C.-L., Yu, R. T., Nelson, M. C., Bayuga-Ocampo, C. R., Ham, J., . . . Evans, R. M. (2004). Regulation of Muscle Fiber Type and Running Endurance by PPAR. *PLoS Biology*, *10*, 1532-1539.

Witten, I. H., Frank, E., Hall, M. A., & Pal, C. J. (2017). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques* (Vol. 4). Cambridge, MA, USA: Morgan Kaufmann.

Zardoshti-Kermani, M., Wheeler, B. C., Badie, K., & Hashemi, R. M. (1995). EMG Feature Evaluation for Movement Control of Upper Extremity Prostheses. *IEEE TRANSACTIONS ON REHABILITATION ENGINEERING*, *3*(4), 324-333.

Zhou, Z.-H., Wu, J., & Tang, W. (2002). Ensembling neural networks: Many could be better than all. *Artificial Intelligence*(1-2), 239-263.