



HAL
open science

Modélisation du geste et détection de la fatigue par reconnaissance de signaux mécaniques : application au joueur de tennis de table

Thibault Delumeau

► To cite this version:

Thibault Delumeau. Modélisation du geste et détection de la fatigue par reconnaissance de signaux mécaniques : application au joueur de tennis de table. Traitement du signal et de l'image [eess.SP]. Nantes Université, 2024. Français. NNT : 2024NANU4041 . tel-04916415

HAL Id: tel-04916415

<https://theses.hal.science/tel-04916415v1>

Submitted on 28 Jan 2025

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

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

THESE DE DOCTORAT

NANTES UNIVERSITE

ECOLE DOCTORALE N° 602
Sciences de l'Ingénierie et des Systèmes
Spécialité : Signal – Image - Vision

Par

Thibault DELUMEAU

**« Modélisation du geste et détection de la fatigue par reconnaissance de signaux mécaniques.
Application au joueur de tennis de table. »**

Unité de recherche : GEPEA-OSE, UMR CNRS 6144

Rapporteurs avant soutenance :

Frédérique Gadot Professeure – Université Paris Nanterre
Giuseppe Rabita Chercheur HDR – INSEP Paris

Composition du Jury :

Président : **Michel Massenzio** Professeur – Université Claude Bernard Lyon 1
Examineurs : **Sophie Barré** Ingénieure de recherche – CREPS Nantes
Thibault Deschamps Professeur – Nantes Université

Dir. de thèse : **Pierre Mousseau** Professeur – Nantes Université
Co-encadrants : **Eric Le Carpentier** Maître de conférences – Ecole Centrale de Nantes
Christophe Plot Ingénieur de recherche – Nantes Université

Remerciements

De toutes les parties de ce manuscrit, s'il y en a bien une qui m'est chère et que je ne pouvais louper c'est bien celle-ci. J'espère que chaque personne qui a contribué de près ou de loin à la réussite de ce travail se retrouvera ici.

Je commencerais par remercier les membres du jury d'avoir accepté d'évaluer mon travail de recherche. Des remerciements particuliers vont au **Pr Frédérique Gadot** de *l'Université Paris-Nanterre* et **Dr Giuseppe Rabita** de *l'INSEP* pour avoir accepté d'être les rapporteurs de ce manuscrit. Mes remerciements vont également à **Mme Sophie Barré** du *CREPS des Pays de la Loire*, au **Pr Thibault Deschamps** de *Nantes Université* ainsi que le **Pr Michel Massenzio** de *l'Université Claude Bernard Lyon 1* d'avoir accepté d'être les examinateurs de mon travail.

Ce travail de thèse n'aurait pu voir le jour sans l'aide précieuse et attentionnée d'un directeur de thèse telle que la tienne **Pr Pierre Mousseau**. Merci pour ta disponibilité et ta patience que j'ai grandement sollicité au long de ces 3 années. Merci d'avoir su me pousser, moi et mon flegme légendaire dans les moments les plus durs notamment la fin de rédaction. Merci **Dr Éric Le Carpentier**, je te remercie pour ton aide au long de cette thèse, nos contacts ponctuels ont toujours été d'une grande utilité et m'ont permis de renouer avec le traitement de signal (ce n'était pourtant pas gagné !). Enfin, que serait cette thèse sans le « *One Man Army* » de l'IUT qui m'a fait l'honneur de construire et développer la grande majorité des dispositifs expérimentaux de la thèse ? Merci **Christophe Plot**, pour ton aide (à hauteur de 150%) que ce soit avant ou pendant cette thèse, je garde un excellent souvenir de nos temps d'attente entre deux protocoles de fatigue à refaire le monde ou bien encore ramasser quelques balles.

Des remerciements bien particuliers vont également au **Dr Julien Launay**, qui m'a permis de rejoindre l'IUT à la suite de mon master sans qui je n'aurais (probablement ?) plus jamais postulé à des offres de thèses et qui m'a aidé tout au long de celle-ci. Parmi les gens qui m'ont supporté (dans le sens aider bien évidemment) je ne peux que remercier le **SATER** pour le soutien technique et matériel, mais aussi moral. Merci à l'équipe d'électroniciens, **Jean-Luc** et **Yannick L** mais surtout toi à toi **Jordan** pour tout le temps passé à faire des tests de rebonds de balles, à calibrer les différents systèmes acoustiques et de la raquette. Puisqu'on parle de micros et d'acquisition, merci **Dr Daniel Couedel** notre super développeur logiciel pour l'aide sur les parties calculs numériques mais aussi pour m'avoir répondu plus de 1000 fois à la question « As-tu vu Christophe ? ». Enfin pour le soutien logistique merci à notre majordome de laboratoire **Yannick M**, qui a toujours été là pour m'aiguiller et me guider (que ce soit pour aller faire du sport ou aller prendre un verre).

Comment aurais-je survécu plus dans cet enfer administratif (sans exagération aucune) qu'est la thèse sans l'aide **du service recherche de l'IUT** ? Un merci des plus sincères pour **Christine** qui a toujours été une oreille attentive à mes questions comme mes plaintes (assez fréquentes je l'avoue) et qui m'a aidé dans cette jungle administrative (si, si j'insiste...) du début jusqu'à la fin. Je n'oublie pas les autres membres de l'équipe, qu'ils soient partis ailleurs ou nouvellement arrivés. Merci **Cécile** pour tes heures passées à vérifier mes commandes de matériel scientifique (oui, un robot lanceur de balle en fait partie), **Marion** pour ta bonne humeur et ta gentillesse, **Juliette et Laurine** pour avoir découvert avec moi le formidable outil *Notilus* et les services d'impressions de thèses.

Je n'oublie pas mon informaticien de proximité, **Captain'Loïc** pour avoir résolu mes différents problèmes de PC (et bien plus encore !) au cours de ces 3 ans, promis je ne laisserai plus mon mot de passe de session expirer un jour avant ma soutenance !

Merci également à tous les membres du service informatique pour votre aide et les midis passés ensemble et notamment **Yohan** pour la mise en place de la soutenance.

Merci également à **l'équipe CST, Mathilde et Quentin** de m'avoir accompagné sur les (trop) nombreux événements de vulgarisations qui ont été des bulles d'air tout au long de la thèse et que j'ai pris un plaisir fou à animer. Sans vous je n'aurais pu avoir de jeux-vidéos associés à mes travaux ! (La classe non ?)

Un immense merci à toutes les structures partenaires que j'ai pu solliciter au cours de ma thèse, le **CREPS des pays de la Loire** et le **pôle France de tennis de table** ainsi que le **pôle espoir** pour l'organisation des sessions de tests régulières. Merci à **Nicolas, Vivien et Xavier** ainsi qu'à leurs joueurs qui se souviendront longtemps du test de fatigue mentale, merci à **Sophie et Thierry** pour l'aide logistique et l'intérêt que vous avez porté à mes travaux.

Cette thèse ne serait pas allée bien loin sans l'aide du **MIP** et ses chercheurs pour nous éclairer sur la fatigue et la mesure sur des sujets humains. Mes remerciements sincères vont aux **Pr Antoine Nordez**, ainsi qu'au **Pr Thibault Deschamps** pour leurs réponses à mes questions les plus naïves. Merci Thibault, de m'avoir initié et appris tant de choses dans ce domaine qui m'était inconnu jusqu'alors avec ta bonne humeur et positivité contagieuse !

Je m'estime chanceux d'avoir pu conduire mes recherches dans une si bonne équipe de qui m'a toujours soutenu, moi le vilain petit canard de l'équipe ne faisant ni thermique, ni composites ou recyclage. Un grand merci à chaque membre de cette **équipe OSE** de l'IUT avec qui j'ai pu échanger qui m'ont aidé tout au long de mon doctorat et plus particulièrement à **Nadine** pour l'intérêt que tu as porté à mon sujet au point de venir ramasser des balles avec nous lors de nos essais (c'était vraiment traumatisant je vous jure). Dans la foulée j'en profite pour remercier le **laboratoire GEPEA** dans son ensemble ainsi que tout le personnel que j'ai pu rencontrer au travers des visites de sites et des séminaires (promis j'arrête de vous embêter avec le [Labos1.5](#)).

Si le laboratoire permet de rencontrer des gens formidables, le bureau de doctorants **DocGepea** en est certainement un des principaux gisements. Quel plaisir d'avoir pu partager, rire, boire un verre et (parfois) travailler avec des personnes qui sont vos pairs. Merci aux membres du bureau qui, grâce à nos réunions et sorties m'ont souvent permis de ne jamais baisser les bras durant ces trois années, vous êtes tous trop fort dans votre domaine et j'espère sincèrement que nous conserverons ce lien qui nous a unit pendant « seulement » 3 ans voire moins. Merci encore pour tout **Gabriel, Mayumi, Samy, Alexia, Morgane, Julie, Eva, Salma, Alejandra, Flora**.

Si les copains de labo ont été d'un soutien ponctuel, le **bureau des doctorants de l'IUT** lui m'a permis de survivre au quotidien au travers de pauses thés à 10h pétantes tous les jours très exactement. Peu importe le labo, merci de m'avoir aidé, soutenu et cela même si je n'arrive toujours pas à faire la différence entre le dialecte algérien et tunisien (désolé **Sarra et Khayel**). Des remerciements bien particulier pour toi **Farah** qui a toujours su faire preuve de patience et gentillesse pour répondre à mes questions du tout début de la thèse jusqu'à la veille de l'envoi du manuscrit encore merci. Je n'oublie pas mes prédécesseurs du GEPEA **Queen et Qiao** avec qui j'ai adoré échanger pendant mes 2 premières années de thèse, merci pour vos précieux conseils. Enfin, pour les doctorants toujours en course : **Younes, Emmanuelle, Martin, Henda, Ghiles, Audrey, Pierre et François**. Courage à tous, vous allez y arriver !

Un merci bien particulier pour les quelques stagiaires que j'ai pu encadrer : **Hao et Loïc**, merci pour vos différentes contributions en lien avec ma thèse. Merci également à mes quelques élèves qui se sont intéressés à mon sujet et qui venaient sans arrêt me faire coucou à ma fenêtre.

A **ma bande de copains Nantais et d'ailleurs**, merci d'avoir été le bureau de mes plaintes et de m'avoir forcé à noter mes journées sur 10 pour savoir si j'allais bien ou non. Je chéris nos moments passés autour d'un (ou certainement plusieurs) *Paloma des copains à La Ribouldingue*.

A **ma famille** qui a eu un peu de mal avec le principe de devenir docteur en ping-pong, mais qui m'a toujours soutenu tout au long de ma scolarité, merci de m'avoir fourni ces bonnes conditions.

A mon foyer et ces deux occupants : mon chien qui m'a ramené les pieds sur Terre pendant la rédaction, et celle qui me supporte tous les jours depuis quelques temps maintenant **Garance** que je chéris très fort.

Table des matières

Remerciements	1
Table des matières	1
Glossaire	3
Liste des figures	5
Tables	9
Introduction	11
I. Etat de l'art	16
Introduction	17
I.1. Travaux de références	17
I.2. Capteurs et matériaux propices à l'instrumentation	18
I.3. Corps humain et tennis de table (Santé/Biomécanique)	34
I.4. Notion de fatigue	40
I.5. Conclusion	47
II. Plateforme expérimentale	49
Introduction	50
I.6. Convention de gestuelles et d'exercices	50
I.7. Présentation de la plateforme	51
I.8. Description de la plateforme	54
I.9. Algorithmes de traitement	90
I.10. Effets indésirables et critique de l'instrumentation mise en œuvre	98
I.11. Conclusion	99
III. Résultats expérimentaux	102
Introduction	104
I.12. Partenariat avec le CREPS des pays de la Loire	104
I.13. Comité d'éthique	104
I.14. Population d'étude	105
I.15. Analyse de la gestuelle : la signature technique	105
I.16. Analyse des paramètres cinétiques : vitesse linéaire et rotation	119
I.17. Analyse de la précision	123
I.18. Analyse des relations entre les variables et les paramètres de jeu	130
I.19. Mise en place du protocole expérimental de fatigue	141
I.20. Résultats	146
I.21. Conclusion	155
IV. Reconnaissance de la gestuelle et de l'état de fatigue : application de l'apprentissage supervisé	158
Introduction	159
I.22. Introduction aux concepts de machine learning : classification binaire et multi-classes	159

I.23.	Préparation des données.....	165
I.24.	Reconnaissance du geste.....	169
I.25.	Reconnaissance de l'état de fatigue	176
I.26.	Réflexion sur les modèles et les données d'entraînement.....	185
I.27.	Conclusion	186
V.	Conclusion générale et perspectives.....	188
	Perspectives	190
VI.	Annexes.....	192
I.28.	Chapitre 1 : Calibration des capteurs de pression	192
I.29.	Chapitre 1 : Détail du calcul de trilatération	198
I.30.	Chapitre 3 : Mesures des joueurs	201
VII.	Bibliographie.....	227

Glossaire

<i>ANOVA</i>	Analyse Of Variance / Analyse de variance
<i>ATP</i>	<i>Adenosine triphosphate</i>
<i>AUC</i>	Area Under the Curve (Aire sous la courbe)
<i>AX-CPT</i>	Cognitive Performance Task-AX
<i>BS</i>	Backspin ou balle coupée
<i>CAN</i>	Conversion Analogique Numérique
<i>CD</i>	Coup Droit
<i>CERNI</i>	Comité d'Éthique sur la Recherche Non Interventionnelle
<i>CMV / MVC</i>	Contraction Volontaire Maximale / Maximum Voluntary Contraction
<i>CNN</i>	Convolutionnal Neural Network
<i>COR</i>	Coefficient of Restitution
<i>CREPS</i>	Centre de Ressources, d'Expertise de la Performance Sportive
<i>CT</i>	Temps de correction
<i>CV</i>	Coefficient de variation
<i>DLL</i>	Degrés de liberté
<i>DT</i>	Decision Tree/ Arbre de decision
<i>FC</i>	Fréquence Cardiaque
<i>FET</i>	Field Effect Transistor
<i>FFT</i>	Fast Fourier Transform
<i>FFTT</i>	Fédération Française de Tennis de tennis
<i>FM</i>	Fatigue mentale
<i>FP</i>	Fatigue Physique
<i>FPR</i>	False Positive Rate
<i>FSR</i>	Force Sensing Resistor
<i>HMM</i>	Hidden Markov Model
<i>HR</i>	Heart Rate / pulsation cardiaque
<i>IA</i>	Intelligence Artificielle
<i>IAT</i>	Temps d'inactivation Incorrect
<i>IMU</i>	Inertial Measurement Unit
<i>IR</i>	Infra-rouge
<i>ITTF</i>	International Federation of Table Tennis
<i>KDE</i>	Kernel Density Estimation
<i>K-NN</i>	K-Nearest Neighbours/ Voisins K les plus proches
<i>LED</i>	Light Emissive Diode
<i>MEMS</i>	Micro Electronical Mecanical Sensor
<i>MFCC</i>	Mel Frequency Cepstrum Coefficients
<i>ML</i>	Machine Learning/ Apprentissage supervisé
<i>ML</i>	Machine Learning
<i>MT /DEM</i>	Motor time / Délai électro mécanique
<i>NASA-TLX</i>	National Aeronautics and Space Administration's Task Load Index

<i>OVO</i>	One Versus One
<i>OVR</i>	One Versus the Rest
<i>PCB</i>	Printed Circuit Board
<i>PMA</i>	Puissance Maximale Aérobie
<i>PMT</i>	Premotor time
<i>RF</i>	Random Forest/ Forêt aléatoire
<i>RM</i>	Répétition Maximale
<i>ROC</i>	Receiver Operating Curve
<i>RPE</i>	Ratio Of perceived Exertion
<i>RPS</i>	Rotation par seconde
<i>RT</i>	Reaction time
<i>RV</i>	Revers
<i>SDK</i>	Software Development Kit
<i>SR</i>	Spin Ratio
<i>SVM</i>	Support Vector Machine/ Machine à vecteur de support
<i>TDDM</i>	Time Différence Distribution Model
<i>TDOA</i>	Time Difference Of Arrival/ Difference de temps d'arrivée
<i>TPR</i>	True Positive Rate
<i>TS</i>	Topspin ou balle liftée
<i>TT</i>	Table Tennis
<i>VO₂max</i>	Volume d'oxygène maximal
<i>VAS</i>	Visual Analog Scale / Echelle visuelle analogique
<i>WOS</i>	Web Of Science
<i>YOLO</i>	Modèle d'intelligence artificielle nommé " <i>You Only Look Once</i> "

Liste des figures

Figure 1-Résultat de recherche des mot clés "TABLE TENNIS" et « TENNIS » sur la base de données WOS 11

Figure 2-Centre d'entraînement du pôle France de tennis de table au sein du CREPS des pays de la Loire 12

Figure 3-Présentation des différentes parties d'une raquette de tennis de table. A/ Raquette assemblée B/ Raquette de profil C/ Plis de bois 19

Figure 4-Modes de vibrations mécaniques de la raquette après impact par Manin et Rinaldi [4] 20

Figure 5-Spectrogramme des vibrations de la raquette tiré des travaux de Manin et Rinaldi a) Raquette avec 7 plis b) Raquette avec 5 plis 20

Figure 6-Spectre de fréquences et spectrogramme de la vibration de la raquette tirés des travaux de Manin et Rinaldi : a) Raquette avec 7 plis b) Raquette avec 7 plis et revêtements 21

Figure 7-Présentation de différentes raquettes instrumentées utilisées dans la littérature scientifique. 22

Figure 8-Vue intérieure d'un accéléromètre MEMS 23

Figure 9-Profil accélérométrique un axe sur une raquette de tennis tiré des travaux de Zhao[10] 23

Figure 10-Profil accélérométrique de la gestuelle sur 3 axes (ligne supérieure) et profil gyroscopique sur 3 axes (ligne inférieure) tirés des travaux de Boyer et Blank. 24

Figure 11-Méthode de détection des frappes utilisées par Blank, basée sur l'énergie des signaux d'accélération et le leur énergie. 25

Figure 12-Méthodologie de détection d'impact par microphone proposée par Zhang 25

Figure 13-Méthodologie de fusion de capteurs audio et accélérométrique 26

Figure 14-Transformée de Fourier des signaux audio de An et al [17], montrant les différentes fréquences de vibration de l'impact selon sa position 26

Figure 15-Résultats du modèle de TDDM de Blank, où les différences de temps d'arrivées sont représentées graphiquement par une échelle de couleur 27

Figure 16-Reconstitution de la frappe de la balle sur le bois de la raquette 28

Figure 17 Distinction de groupe de niveaux par la vitesse et d'un score de performance associé. 29

Figure 18-Radar de mesure de vitesse des marques Stalker© (A) et Pocket Radar Sports© (B) 31

Figure 19-Exemple de décomposition de la zone d'intérêt de la balle selon Tebbe [29]. Détection du logo à l'aide du mouvement et des couleurs. a) Frame actuelle b) Balle sans logo c) Seuillage couleur de (a) d)Différence entre (a) et (b) e) Binarisation de (d) f) Opération OU bit à bit de (c) et (e) 32

Figure 20-Projection 3D du logo reconstruit de la balle selon Tebbe 32

Figure 21-Architecture TTNET basée sur des caméras 33

Figure 22-Modèle holistique de Bangsbo [57] 37

Figure 23-Facteurs de performance des jeux de filets et de murs selon Hugues & Bartlett [62] 39

Figure 24-Facteurs à considérer lors de la mise en place d'un protocole de fatigue issu des travaux de Cairns[74] 41

Figure 25-Exemple de test de Stroop 43

Figure 26-Représentation d'une séquence de test AX-CPT 43

Figure 27-Corrélation entre le niveau du joueur et l'indice de performance obtenu par Le Mansec 44

Figure 28-Effet de la fatigue sur des paramètres de performance du joueur de tennis de table 45

Figure 29-Activité électromyographique et signaux mécaniques tirée des travaux de Burle et al [89] montrant la composition du temps de réaction totale 46

Figure 30-Influence de l'effet rentrant sur la rotation de la balle lors d'un contact balle-raquette. a/Cas de la balle coupée b/Cas de la balle liftée 50

Figure 31-Frappe coup droit ou revers sur une balle incidente coupée. Le sens de rotation de la balle est horaire avant le contact et reste identique au contact de la raquette. 51

Figure 32- Frappe coup droit ou revers sur une balle incidente liftée. Le sens de rotation de la balle est anti-horaire avant le contact et s'inverse après le contact avec la raquette. 51

Figure 33-Système d'acquisition Picoscope series 4000, il s'agit de convertisseurs analogique-numérique 52

Figure 34-Interface logicielle des Picoscopes 4824A développée en JAVA à partir des bibliothèques SDK disponibles en accès libre	53
Figure 35-Vue d'ensemble de la chaîne d'acquisition présentant les familles de capteurs utilisés.....	53
Figure 36-Plateforme expérimentale montée dans la salle d'entraînement du pôle France de tennis de table CREPS- Nantes.....	54
Figure 37-Robot Amicus Expert© de la marque Butterfly©	54
Figure 38-Capteur optique de sortie de robot composé d'une LED infrarouge et d'un détecteur photosensible IS471	55
Figure 39-Signaux de sortie de robot synchronisés sur les 3 Picoscopes utilisés	56
Figure 40-PCB développé par P.Blank lors de ses travaux	57
Figure 41-Raquette instrumentée réalisée pour nos travaux	58
Figure 42-Style de saisie de raquette : A/ "Orthodoxe" avec revêtement à picots & B/ "Porteplume" avec revêtement lisse (dit backside).....	59
Figure 43-Positionnement des capteurs de pressions en cours d'usinage	60
Figure 44-Capteurs de pressions résistifs positionnés sur la raquette	60
Figure 45-Zone non ou peu active du FSR, exemple du manche.....	61
Figure 46-Barrière de mesure de vitesse en condition de jeu, les parties émettrices et réceptrices sont placées de part et d'autre de la table.....	62
Figure 47-Barrière utilisée pour la mesure de vitesse. A/ Partie réceptrice de la barrière B/ Partie émettrice de la barrière C/ Zoom sur le montage mécanique du support de diodes laser	62
Figure 48-Schéma de principe de la barrière de vitesse montrant la mesure sur une balle. A/Vue du système de face B/Vue du profil du système	63
Figure 49-Signaux de la barrière de vitesse A) passage de la balle (rouge-bleu) B) passage au retour de la balle (bleu-rouge)	64
Figure 50-Schéma de principe de l'erreur d'angle	65
Figure 51-Erreur relative de la vitesse de la balle	66
Figure 52-Présentation du dispositif de mesure de rotation avec les détails des dimensions.....	67
Figure 53-A. Balle Nittaku ★★★ neuve B. Balle Nittaku ★★★ bicolore	67
Figure 54-Circuit électronique interne de la mesure de rotation A/Circuit global B/Dimension de la photodiode S1227 C/Dimension de la photodiode BPW34	68
Figure 55-Chaîne de mesure de la rotation par des photodiodes.....	68
Figure 56-Positionnement des appareils de mesure optiques ainsi que leurs zones de couverture	69
Figure 57-Positionnement du rideau noir et d'une LED blanche. A/ Présentation du positionnement dans un cadre quelconque B/ LED blanches de High-Speed Vision©.....	70
Figure 58-Signal de rotation du passage d'une balle enregistrée après le passage de la balle au niveau du filet	70
Figure 59-Estimation de la densité spectrale de puissance (PSD) de Welch et fréquences de rotation détectées avec et sans application du filtrage	72
Figure 60-Pipeline de traitement des signaux de rotation	72
Figure 61-Mesure du passage de la balle tout au long de la table avec un focus sur les signaux de rotation en condition de jeu,	73
Figure 62-Montage de calibration de la mesure de rotation.....	74
Figure 63-Exemple d'analyse image par image : positions de la balle sur un intervalle de 52ms.....	75
Figure 64-Erreur relative de mesure sur la rotation calculée par comparaison avec les mesures de la caméra rapide	75
Figure 65-Profiles des vitesses linéaires et rotations des balles jouées durant une série de 30 balles	76
Figure 66-Réponse fréquentielle et diagramme polaire du microphone CM4	78
Figure 67-Chaîne d'acquisition de la partie acoustique	78
Figure 68-Représentation de la table et de la position des microphones retenue en rouge	79
Figure 69-Détermination d'un point de coordonnées inconnues par trilatération.....	79
Figure 70-Enregistrement des microphones dans le cas d'un envoi de balle. Décomposition d'une série audio par évènements : présentation d'une série temporelle complète des microphones pour un lancer de balle	81
Figure 71-Composition d'un signal microphone, propagation solide et aérienne du son par la table	82

Liste des figures

Figure 72-Transformée de Fourier Rapide (FFT) d'un signal microphone représentant un l'envoi du robot, le rebond sur la table et la frappe du joueur.....	83
Figure 73-Réponse en fréquence du filtre Butterworth utilisé pour le filtrage des signaux de mesures acoustiques	84
Figure 74-FFT d'un signal microphone filtré	84
Figure 75-Effet du filtre Butterworth sur l'allure temporelle	85
Figure 76-Détection des temps de démarrage sur les quatre microphones	86
Figure 77-Détection du temps de démarrage sur un micro	86
Figure 78-Cartographie des impacts reconstitués avec une cartographie colorée représentative de la densité de points	88
Figure 79-Tube guide de balle pour la répétabilité des impacts.....	89
Figure 80-Tests de répétabilité de la reconstruction de la position des balles en conditions contrôlées. A droite la position testée est la numéro 1 tandis qu'à gauche le point test est le numéro 2.....	90
Figure 81-Chaîne de traitement des données montrant l'ensembles des étapes de traitement, de l'acquisition à l'extraction des mesures utiles.....	91
Figure 82-Acquisition de données brutes par les trois Picoscopes utilisés pour l'acquisition	92
Figure 83-Découpage des signaux pour un passage de balle entre deux balles lancées par le robot	93
Figure 84-Profil d'accélération normé d'un coup droit, avec les trois composantes des X, Y, Z.....	93
Figure 85-Profil d'accélération perturbé par un impact de balle sur 3 frappes différentes.....	94
Figure 86-Zoom sur l'impact de balle-raquette	94
Figure 87-Pipeline de traitement des accéléromètres.....	95
Figure 88-Acceleration et jerk d'une série de frappes. La détection des impacts balle-raquette est représentée sur la série par des lignes verticales numérotées.	96
Figure 89-Comparatif des profils accélérométriques moyens A) Coup droit B) Revers.....	97
Figure 90-Comparatif des 4 profils de pression moyens A) Coup droit B) Revers	97
Figure 91-Artefact de mesure lié aux charges électrostatiques présentes dans la balle	99
Figure 92-Décomposition de la frappe topspin en coup droit et signature dynamique donnée par la raquette instrumentée tenue par Elian, joueur numéroté 300 français.....	106
Figure 93-Modélisation de la signature dynamique d'un coup droit.....	107
Figure 94-Décomposition de la frappe topspin en revers et signature dynamique donnée par la raquette instrumentée tenue par Elian, joueur numéroté 300 français.	107
Figure 95-Modélisation de la signature dynamique d'un revers	108
Figure 96-Signatures dynamiques mesurées d'un coup droit pour les neuf joueurs de l'étude	109
Figure 97-Profil d'accélération moyenne d'un coup droit pour les neuf joueurs de l'étude.....	110
Figure 98-Maximums de la norme de l'accélération en CD et RV en fonction du classement du joueur. On remarque que les joueurs de ranking plus élevé ont les plus hauts niveaux d'accélération.	111
Figure 99-Pressions mesurées lors d'un CD sur balle coupée – joueur n°5.....	112
Figure 100-Pressions moyennes mesurées lors d'un CD sur balle coupée – ensemble des joueurs ...	113
Figure 101-a) Prise de raquette pour le coup droit vue de profil. b) vue sur la paume et la position du pouce c) vue sur la position de l'index d) vue de profil (vue joueur).....	113
Figure 102-Signatures dynamiques mesurées d'un revers pour les neuf joueurs de l'étude.....	115
Figure 103-Profil d'accélération moyenne d'un revers pour les neuf joueurs de l'étude.....	116
Figure 104-Pressions mesurées lors d'un RV sur balle coupée – joueur n°5.....	117
Figure 105-Pressions moyennes mesurées lors d'un RV sur balle coupée – ensemble des joueurs ...	118
Figure 106-Position du pouce en préparation revers.	118
Figure 107-Profiles de vitesse linéaire et de rotation pour une série de 30 balles. L'exercice réalisé est un coup droit sur balle coupée frappé par le joueur n°5.....	120
Figure 108-Profiles de vitesse linéaire et de rotation pour une série de 30 balles. L'exercice réalisé est un revers sur balle coupée frappé par le joueur n°5.	120
Figure 109-Vitesses moyennes des joueurs sur les 4 exercices imposés.....	121
Figure 110-Rotations moyennes des joueurs sur les 4 exercices imposés.....	122
Figure 111-Cartographie du joueur n°5 sur un exercice de coup droit sur balle coupée (exercice1)..	124
Figure 112-Zoom sur la cartographie du coup droit de la Figure 111.....	125
Figure 113-Cartographie du joueur n°5 sur un exercice d'un revers sur balle coupée (exercice 2)	126
Figure 114-Zoom sur la cartographie du coup droit de la Figure 113.....	126

Figure 115-Pourcentage de balles réussies par exercice sur l'ensemble du panel de participants.....	127
Figure 116-Evolution du taux de réussite de l'exercice en fonction du classement des joueurs	128
Figure 117-Distance moyenne au point moyen de la série par exercice	128
Figure 118-Distance moyenne à la cible selon chaque exercice	129
Figure 119-Evolution de la distance moyenne en fonction du classement des joueurs.....	130
Figure 120-Energies mises en jeu dans les différents exercices.....	133
Figure 121-Relation Mesure-Variation sur l'accélération maximale de la raquette	134
Figure 122-Relation Mesure-Variation sur l'accélération maximale de la raquette avec âge	135
Figure 123-Relation Mesure-Variation sur l'accélération maximale de la raquette avec âge et gestuelle réalisée.....	135
Figure 124-Relation Mesure-Variation sur la vitesse linéaire de la balle	136
Figure 125-Relation Mesure-Variation sur la vitesse de la balle avec âge et gestuelle réalisée	137
Figure 126-Relation vitesse linéaire de balle et rotation	138
Figure 127-Cas extrêmes du couple $\{V_{lin};\omega\}$. A/ Frappe à plat : pas de rotation et vitesse linéaire élevée..... B/Frappe « brossée » : rotation élevée, pas de vitesse linéaire	139
Figure 128-Evolution de la vitesse linéaire et de rotation dans le cas de frappes extrêmes.....	139
Figure 129-Evolution de la vitesse linéaire et de rotation en situation de match	140
Figure 130-Protocole d'induction de la fatigue	141
Figure 131-Echelle visuelle analogique utilisée lors des tests allant de 0 à 10 cm	142
Figure 132-Echelle de Borg version CR10 allant de 0 à 10 pour la mesure de l'effort perçu.....	142
Figure 133-Schéma de principe de la mesure de CMV tiré des travaux de Hug et al [112]	143
Figure 134-A/Banc expérimental d'induction de fatigue neuromusculaire et ergomètre B/Mesure typique de CMV	144
Figure 135-Evolution du RPE	147
Figure 136-Evolution du sentiment subjectif de fatigue (VAS).....	148
Figure 137-Evolution de la valeur de charge utilisée pour la CMV.....	148
Figure 138-Charge de travail test NASA-TLX	149
Figure 139-Analyse en variation de la situation de contrôle.....	152
Figure 140-Analyse en variation de la situation de fatigue mentale	153
Figure 141-Analyse en variation de la situation de fatigue physique.....	154
Figure 142-Vue d'ensemble des dénominations/modèles/concepts liés à l'IA	159
Figure 143-Cycle de vie des algorithmes de Machine Learning	160
Figure 144-Présentation d'une courbe ROC, montrant l'évolution du taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs	163
Figure 145-Courbe Precision/sensibilité (Precision/recall en anglais) tirée des cours de Google Developers.....	164
Figure 146-Principe du K-fold tiré de la documentation python de la librairie Scikit-learn.....	166
Figure 147-Influence du nombre de voisins K sur la classification d'un point de donné. Ici le point à classifier possède 1 voisin rouge et 6 voisins vert, il devrait donc être vert.....	167
Figure 148-Présentation des arbres de décision A/Critères de décision de profondeur maximale égale à 2	168
Figure 149-Modèle random forest composé de trois arbres de décision différents. Le choix de la nouvelle valeur "?" est déterminée par la probabilité moyenne des arbres.	168
Figure 150-Influence des paramètres C et γ dans le cas d'un SVM à noyau radial (RBF). La figure est tirée de la documentation du package Scikit Learn.....	169
Figure 151-Matrice de confusion du modèle KNN pour la reconnaissance de la gestuelle	171
Figure 152-Courbe ROC montrant la performance du modèle	172
Figure 153-Courbe Précision/Rappel montrant la performance du modèle	172
Figure 154-Matrice de confusion du modèle SVM à noyau linéaire pour la reconnaissance de la gestuelle.....	174
Figure 155-Courbe ROC du modèle SVM à noyau linéaire	175
Figure 156-Courbe Précision-rappel du modèle SVM à noyau linéaire.....	175
Figure 157- Matrice de confusion du modèle Random forest pour la reconnaissance de l'état.....	178

Figure 158-Courbe ROC du modèle Random forest.....	179
Figure 159-Courbe Précision-rappel du modèle Random forest.....	179
Figure 160-Matrice de confusion du modèle Random Forest pour la reconnaissance de l'état de fatigue.....	181
Figure 161-Courbe ROC du modèle Random Forest.....	182
Figure 162-Courbe Précision-rappel du modèle Random Forest.....	182
Figure 163-Matrice de confusion de la classification de l'état basé sur la raquette.....	183
Figure 164-Courbe ROC du modèle KNN pour la reconnaissance de l'état de fatigue.....	184
Figure 165-Courbe Précision/Rappel du modèle KNN pour la reconnaissance de l'état de fatigue ...	185
Figure 166-Montage des capteurs FSR.....	192
Figure 167-Dispositif de calibration des capteurs.....	193
Figure 168-Vue de coupe de l'étalonnage.....	193
Figure 169-Relation masse-tension U(m) sur un capteur de pince.....	194
Figure 170-Modèles recalibrés U(m) pour les quatre capteurs de pression.....	195
Figure 171-Etalonnage P(U) pour les quatre capteurs.....	196

Tables

Table 1- Mesure des paramètres au tennis de table.....	18
Table 2-Paramètres physiologiques impliqués au tennis de table.....	35
Table 3-Effets principaux de la fatigue au tennis de table.....	45
Table 4-Tableau récapitulatif de l'instrumentation utilisée dans nos travaux.....	52
Table 5-Composition de la raquette : bois et revêtements.....	57
Table 6-Détails des capteurs utilisés dans la raquette, placement et quantités.....	58
Table 7-Tableau récapitulatif de l'instrumentation.....	99
Table 8-Caractéristiques des participants.....	105
Table 9-Accélération maximale en coup droit pour chaque joueur.....	111
Table 10-Classement (ranking) et catégorie de chacun des joueurs.....	111
Table 11-Accélération maximale en revers pour chaque joueur.....	117
Table 12-Bilan des vitesses linéaires et de rotation moyennes du panel de participants.....	122
Table 13-Analyse statistique des indicateurs de performance.....	150
Table 14-Récapitulatif des effets de la fatigue observés sur les mesures et les variations.....	155
Table 15-Exemple de matrice de confusion dans un cas de classification binaire.....	161
Table 16-Jeu de données utilisées pour l'apprentissage supervisé.....	165
Table 17-Répartition des classes pour le type d'exercice joué.....	165
Table 18-Répartition des classes pour l'état du joueur.....	165
Table 19-Répartition du jeu de données pour la reconnaissance du geste.....	170
Table 20-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état du joueur à partir des données de la raquette uniquement.....	170
Table 21-Métrie de performance des classes observées.....	171
Table 22-Optimisation des hyperparamètres pour la reconnaissance de la gestuelle.....	173
Table 23-Performance des modèles sur la reconnaissance du geste.....	173
Table 24-Détail des performances du modèle SVM à noyau linéaire.....	174
Table 25-Répartition des labels pour l'état du joueur binaire.....	176
Table 26-Optimisation des hyperparamètres pour la reconnaissance de l'état.....	177
Table 27-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état binaire.....	177
Table 28-Répartition des labels pour l'état du joueur multi-classes.....	180
Table 29-Optimisation des hyperparamètres pour la reconnaissance de l'état.....	180
Table 30-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état du joueur.....	181
Table 31-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état du joueur à partir des données de la raquette uniquement.....	183
Table 32-Performance de la reconnaissance de chaque classe du modèle KNN optimisé.....	184
Table 33-Valeurs des constantes K1 et K2 pour l'étalonnage des capteurs.....	195

Introduction

Cette thèse est la collaboration du laboratoire « *Génie des Procédés Environnement et Agroalimentaire (GEPEA)* » du « *Laboratoire des Sciences du Numérique de Nantes (LS2N)* » avec le soutien scientifique du laboratoire « *Motricité Interaction et Performances (MIP)* ». Ces travaux sont co-financés par une demi-bourse du Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche et de l'Innovation du laboratoire GEPEA et une demi-bourse de l'école Centrale de Nantes. Cette thèse s'inscrit dans le cadre du projet ANR « Alby4 ». Elle est intitulée :

Modélisation du geste et détection de la fatigue par reconnaissance de signaux mécaniques. Application au joueur de tennis de table.

Le tennis de table, aussi connu sous le nom commun de ping-pong ou encore de « ping » pour les pratiquants est un sport de raquette descendant du tennis. Historiquement développé sur le même principe que ce dernier, le tennis est un jour passé à table, donnant lieu à cette pratique d'intérieur (ou d'extérieur) très dynamique [1]. Le tennis de table, à l'échelle de la France est un sport qui rapproche près de 211 000 licenciés sur un ensemble de 3100 clubs affiliés à la fédération sur la saison 2022-2023¹. Le tennis de table est le 17^{ème} sport fédéral en nombre de licenciés loin derrière le tennis et le football.

Si depuis sa création les styles de jeu, les tenues, le matériel et même les joueurs ont bien changé, ce sport n'en reste pas moins l'un des plus populaires dans la famille des sports de raquette. Connue pour sa simplicité par le grand public, qui n'a jamais grandi avec une table de ping-pong dans son environnement scolaire ou personnel ? Ce caractère universel et certes simpliste en fait son charme. Mais méfiez-vous, même s'il vous paraît simple d'apparence, ce sport est pourtant bien plus complexe que l'on ne peut l'imaginer et fait l'objet de nombreuses études scientifiques depuis des années.

Une simple recherche sur la base de données *Web Of Sciences (WOS)* avec les mots clés « *TABLE TENNIS* » et « *TENNIS* » nous donne une tendance du nombre de publications en revues annuel en constante progression depuis les années 1990, cette tendance est visible sur la Figure 1.

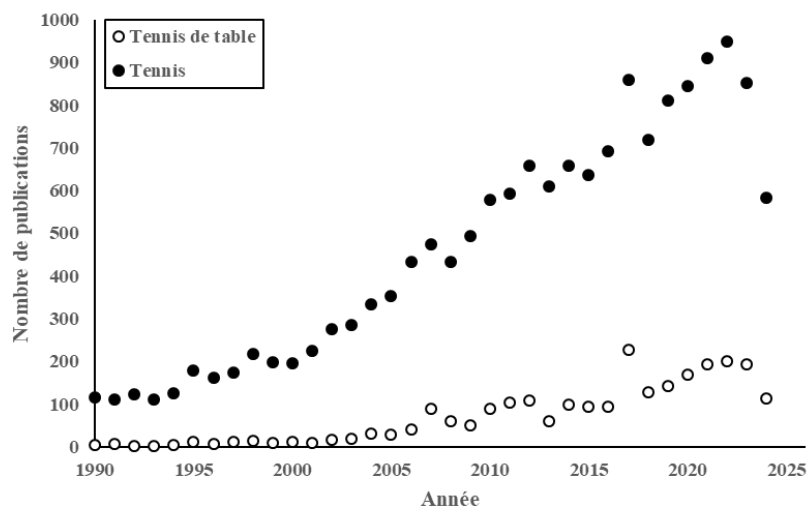


Figure 1-Résultat de recherche des mot clés "TABLE TENNIS" et « TENNIS » sur la base de données WOS

¹ [Rapport annuel FFTT -22-23](#)

Que ce soit d'un point de vue physique, analyse du mouvement, physiologique ou bien encore social, cette discipline attire des chercheurs du monde entier, notamment de la Chine, des Etats Unis ou encore de l'Allemagne. Un des nombreux volets de ces recherches est l'analyse de la performance des joueurs. L'analyse de la performance, dans sa définition littérale, est définie comme étant la recherche du moindre petit élément pouvant être profitable à la réussite sportive des joueurs. Cette recherche du micro détail est ce qui va différencier les joueurs de très haut niveau et particulièrement dans les places tant convoitées des top joueurs mondiaux.

A l'heure actuelle, seulement deux français figurent dans le top 20 des joueurs à l'échelle mondiale dont un dans le top 10 contre 5 Chinois dans le top 10. La domination de la Chine dans ce top mondial (masculin comme féminin) est connue et reconnue à l'échelle mondiale. Elle est la conséquence d'investissements massifs dans les infrastructures, mais également dans des centres de formations dédiés à la haute performance. Ajoutez à cela de nombreux travaux de recherches (publications et brevets) et vous obtenez une nation qui est assise en tête des classements par pays avec pas moins de 17 millions de licenciés.

Dans cette période où l'euphorie des Jeux Olympiques de 2024 qui viennent de s'achever commence à redescendre, combien de personnes ont pu (re)découvrir cette activité grâce à notre jeune équipe de France ramenant non pas une mais bien deux médailles à domicile ? La montée de personnalités sportives telles que celles des deux frères *LEBRUN*, se positionnant comme les dignes successeurs de notre unique médaillé olympique de 1992 *Jean-Philippe GATIEN*, redonnent un intérêt médiatique à ce sport souvent éclipsé sur les chaînes de télévision.

Nos travaux de recherche ont pour objectif de contribuer à une meilleure connaissance de la technique du tennis de table dans une optique d'amélioration de la performance. Ainsi, nous souhaitons aider notre panel de joueurs français à s'améliorer et devenir plus performants en proposant une instrumentation dédiée du joueur et de l'aire de jeu. La création d'une plateforme technique dédiée à la mesure de la performance et son évolution semble primordiale pour la progression et la longévité de nos athlètes dans un circuit compétitif. Si notre ambition est débordante, nous resterons néanmoins modestes dans le cadre de nos travaux et travaillerons avec les structures locales de haute performance telle que le Centre de Ressources et d'Expertise de la Performance Sportive (CREPS) des pays de la Loire. Nous travaillerons plus particulièrement avec le pôle France tennis de table dont les locaux sont hébergés au CREPS et visibles en Figure 2.

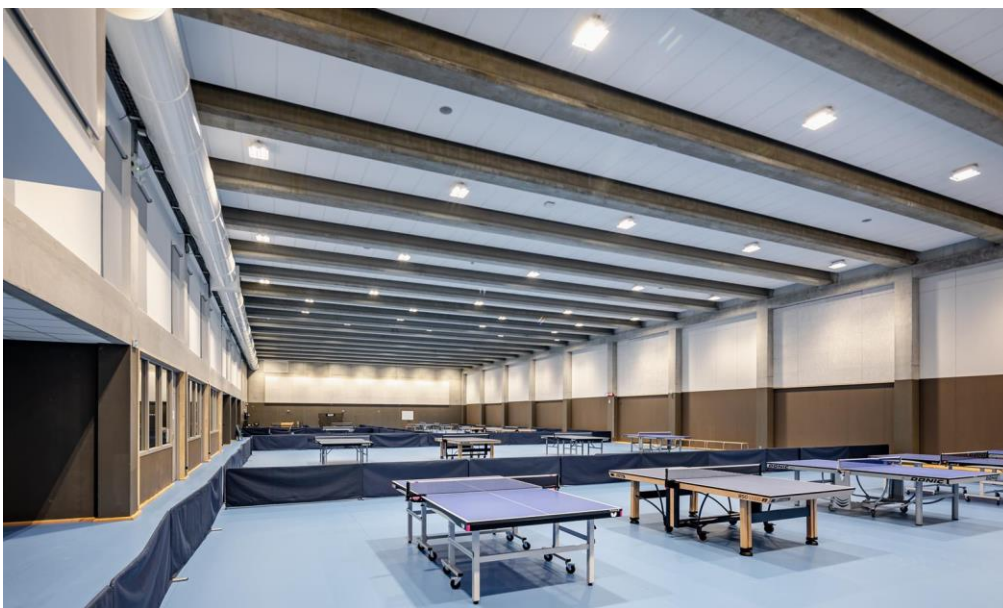


Figure 2-Centre d'entraînement du pôle France de tennis de table au sein du CREPS des pays de la Loire

C'est dans ce contexte bien spécifique de la haute performance au tennis de table que les travaux de recherches que j'ai conduit durant ma thèse prennent place. La détection de la fatigue, sa mesure ainsi que les connaissances de son effet sur la performance des joueurs est une source potentielle de gain sur la performance. La détermination de la nature de la fatigue est également un axe de recherche important, car influant différemment la performance des joueurs.

On peut alors distinguer différents verrous scientifiques :

- Comment caractériser la gestuelle d'un joueur ?
- Comment mesurer la fatigue de manière non physiologique ?
- Quels sont les paramètres de performance affectés par la fatigue chez les joueurs de haut niveau ?
- Peut-on distinguer la nature de la fatigue sur ces indicateurs de performance ?

Portée par l'envie d'obtenir une meilleure compréhension des mécanismes de la fatigue sur la performance ; cette thèse propose une approche originale de la mesure de la performance et de la fatigue grâce au développement d'une instrumentation dédiée au tennis de table. Une étude des moyens de mesures et d'instrumentation des pongistes sera menée afin de mettre au point une plateforme de mesure de performance.

Dans un second temps, nous étudierons la fatigue. Nous définirons un protocole d'induction de la fatigue nécessaire pour l'acquisition et l'observation de données de joueurs fatigués mentalement et physiquement.

Enfin ; le développement d'outils et d'algorithmes permettant la prédiction de l'état de fatigue du joueur ainsi que sa gestuelle sera étudiée.

Les objectifs atteints et les connaissances acquises grâce à ce travail ne prendront pleinement leur valeur que lorsqu'ils seront transmis aux coachs et aux joueurs, puis appliqués concrètement dans leur pratique quotidienne.

Le travail de recherche présenté dans ce manuscrit se veut descriptif de la mise en place de ces différents points réalisés durant les 3 années de recherche. Il sera structuré de la manière suivante.

Le premier chapitre est un état de l'art ayant pour objectif de montrer les différentes avancées scientifiques en lien avec notre sujet. L'état de l'art pose les définitions scientifiques de la fatigue, leurs effets dans le cadre de la haute performance sportive et tout particulièrement dans le cas du tennis de table. Une partie de cet état de l'art est dédié à l'instrumentation et la mesures de phénomènes physiques au tennis de table. L'exploration de ces champs disciplinaires bien distincts va permettre l'élaboration d'une méthodologie de mesure originale afin de répondre aux questions de recherche.

Le second chapitre est dédié à la présentation des différents développements techniques réalisés pour la mesure de paramètres de jeux. Cette présentation est accompagnée par une explication de la méthodologie de traitement des données de chacune des mesures réalisées. L'architecture globale de la chaîne d'acquisition y est explicitée.

Le troisième chapitre vise à présenter, analyser et interpréter les principaux résultats de mesures réalisées. Le cas d'une campagne de mesure complète sur l'étude de la performance en conditions de fatigue sur un panel de joueurs de haut niveau est présenté.

Enfin, le quatrième et dernier chapitre aborde les concepts d'apprentissages supervisés et leurs applications aux cas de reconnaissance de la gestuelle ainsi que l'état de fatigue des joueurs.

I. Etat de l'art

Introduction	17
I.1. Travaux de références	17
I.1.1. Introduction des travaux de référence.....	17
I.1.2. Travaux de Y. Le Mansec.....	17
I.1.3. Travaux de P. Blank.....	17
I.2. Capteurs et matériaux propices à l'instrumentation.....	18
I.2.1. Paramètres de jeux mesurables	18
I.2.2. Matériaux et vibrations	19
I.2.3. Raquettes instrumentées et accéléromètres.....	21
I.2.4. Vibrations et impacts	25
I.2.5. Reconnaissance de la gestuelle par apprentissage supervisé	28
I.2.6. Mesures de paramètres cinétiques de la balle	29
I.2.6.a. Mesure de la vitesse linéaire.....	29
I.2.6.b. Mesure de la vitesse de rotation	31
I.3. Corps humain et tennis de table (Santé/Biomécanique)	34
I.3.1. Introduction.....	34
I.3.2. Paramètres physiologiques du tennis de table.....	34
I.3.3. Protocoles de mesures utilisés	36
I.3.4. Performance.....	36
I.3.5. Mise en relation Mouvement-énergie (Biomécanique)	39
I.4. Notion de fatigue.....	40
I.4.1. Contexte historique et définition générale	40
I.4.2. Fatigue neuromusculaire.....	41
I.4.3. Fatigue mentale : Définition, mesure et induction.....	42
I.4.4. Principaux effets de la fatigue au tennis de table.....	44
I.5. Conclusion	47

Introduction

Cette partie est dédiée à la présentation de l'avancée de la recherche autour du sujet sur différentes thématiques qui sont liées à mon travail de recherche. Ce sujet de nature pluridisciplinaire, couvre un ensemble de champs thématiques bien distincts qu'il convient de parcourir pour apprécier au mieux le travail réalisé dans ce manuscrit. Dans un premier temps, ce chapitre présentera les travaux jugés de références existants. Dans un second temps, un focus sur les grands axes scientifiques sera présenté. Enfin une conclusion clôturera cette partie en soulignant le positionnement de nos travaux.

I.1. Travaux de références

I.1.1. Introduction des travaux de référence

L'avancement de la connaissance scientifique sur des champs interdisciplinaires aussi originaux que ceux de la fatigue humaine et la mesure de paramètres physiques est complexe à déterminer. Aussi, dans un premier temps nous avons regardé s'il existait des travaux récents et proches de notre sujet dans son ensemble. Il est apparu que deux thèses proches du sujet proposé ici, ont été réalisées il y a quelques années, portant chacune sur un champ thématique distincts. On se propose ici de présenter ces deux contributions scientifiques importantes à notre sujet :

- *Yann. Le Mansec*, « *Conséquences de la fatigue sur la performance en tennis de table* », 2017
- *Peter Blank*, « *Smart Racket – Instrumented Racket as Real-time Feedback Device in Table Tennis* », 2020.

La première thèse de référence présentée sera celle de *Yann Le Mansec* consacrée à l'influence de la fatigue sur la performance des pongistes La seconde thèse de référence sera celle de *Peter Blank*, traitant de l'instrumentation et de la mesure de paramètres physiques au tennis de table.

I.1.2. Travaux de Y. Le Mansec

Les travaux réalisés dans le cadre de la thèse de *Yann Le Mansec* [2] ont montré différents points importants liés à notre étude. Les objectifs visés par ses travaux étaient les suivants :

- Caractériser les efforts induits par le tennis de table sur les membres inférieurs,
- Etudier l'effet de deux formes de fatigue sur la qualité de balle d'un pongiste,
- Etudier l'effet de deux formes de fatigue sur le temps de réaction.

Les différentes conditions de fatigue observées ici sont de deux natures : neuromusculaire et mentale. La fatigue neuromusculaire a été observée sur deux groupes musculaires distincts, du côté des membres inférieurs (i.e. *Quadriceps*) et du côté des membres supérieurs (ie. *Biceps*).

Les effets de la fatigue sur le temps de réaction n'ont pas été observés dans ces travaux, en revanche ils se traduisent bien sur la qualité de balle d'un joueur. Ces travaux ont également montré que la fatigue neuromusculaire était plus sensible au niveau des membres supérieurs que des membres inférieurs. Ces résultats seront explicités plus en détails dans l'état de l'art suivant.

L'établissement d'une relation entre la qualité d'une balle envoyée et l'état d'un joueur est très intéressante dans notre cas d'étude.

I.1.3. Travaux de P. Blank

Les travaux réalisés dans le cadre de la thèse de *Peter Blank* sont utiles dans notre étude car ils permettent de mettre en avant un certain nombre de solutions techniques dont nous pouvons nous inspirer. Les objectifs visés par ses travaux étaient les suivants :

- Proposer une méthodologie de mesure temps réel sur microcontrôleur
- Proposer une instrumentation la plus complète possible d'une raquette de tennis de table
- Mesurer des paramètres cinétiques de jeu (vitesse de balle et rotation) à partir des capteurs de la raquette
- Proposer un modèle de détermination de l'impact de balle sur la raquette

Ce travail de recherche est centré sur l'instrumentation de capteurs et leur exploitation pour l'estimation de mesure de paramètres physiques au tennis de table. En utilisant une implémentation numérique complète contenant les modèles numériques développés, ainsi que la reconnaissance du geste par apprentissage supervisé, ces travaux couvrent un large spectre de l'instrumentation au tennis de table.

La présentation de ces deux travaux de référence couvre le champ d'étude que nous souhaitons parcourir. Nous allons maintenant rentrer un peu plus dans le détail de ces derniers. Afin d'élargir notre connaissance sur le sujet, nous étendrons les champs thématiques de nos deux thèses de références avec les thématiques suivantes :

- Capteurs et matériaux propices à l'instrumentation
- Fatigue humaine, physiologie et biomécanique

Nos deux travaux de références ponctueront cet état de l'art et seront présentés dans les thématiques correspondantes.

I.2. Capteurs et matériaux propices à l'instrumentation

I.2.1. Paramètres de jeux mesurables

Notre objectif est de collecter un maximum de signaux afin de mesurer différents paramètres de jeu d'un joueur. Afin d'y parvenir une instrumentation semble essentielle, d'autant plus qu'elle est dorénavant une chose courante dans le domaine sportif selon *Chi et al* [30] et de récents rapports.

De nombreuses mesures de paramètres de jeu sont réalisables dans le cas du tennis de table, il convient de déterminer lesquelles sont les plus pertinentes et comment sont-elles conduites. Une vue d'ensemble des différents paramètres mesurables et des méthodes de mesures associées est donnée en Table 1. Dans la suite de cette partie nous expliciterons certains de ces paramètres de jeu qui nous semblent utiles pour notre approche.

<i>Zones</i>	<i>Paramètre mesuré</i>	<i>Moyen/méthode</i>
<i>Balle</i>	Vitesse linéaire de la balle (m.s ⁻¹)	Vidéo
	Vitesse angulaire de la balle (rad.s ⁻¹)	Vidéo
<i>Raquette</i>	Accélérations linéaires (m.s ⁻²)	Accéléromètre
	Accélérations angulaires (rad.s ⁻²)	Gyroscope
	Impact de la Balle (s) & localisation ({x, y})	Capteur piézoélectrique/vibration
	Vitesse Raquette (m.s ⁻¹)	Calcul à partir des accélérations linéaires
	Vitesse de rotation raquette (rad.s ⁻¹)	Calcul à partir des accélérations angulaires

Table 1- Mesure des paramètres au tennis de table

I.2.2. Matériaux et vibrations

La raquette de tennis de table semble être une interface intéressante pour la mesure de paramètres, le bois composant la raquette étant un matériau propice à l'instrumentation. Les différentes parties d'une raquette sont présentées en Figure 3.

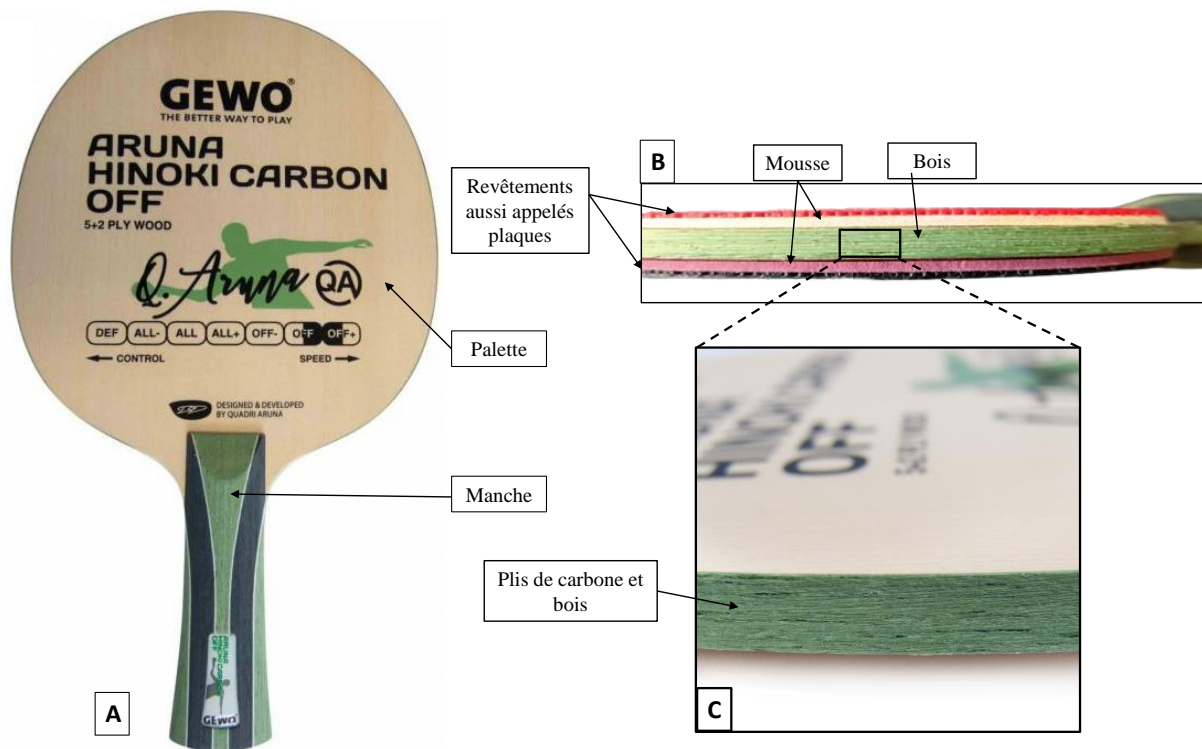




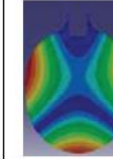
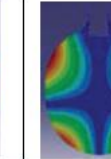



Figure 3-Présentation des différentes parties d'une raquette de tennis de table.

A/ Raquette assemblée B/ Raquette de profil C/ Plis de bois

Une raquette se compose d'un bois (Figure 3.A), de revêtements (Figure 3.B) mais également d'un certain nombre de plis de bois (visibles en Figure 3.C). Ces différentes lames de bois sont le support de propagation d'une onde lors d'un contact (*e.g.*, *contact balle-raquette*). L'analyse vibratoire du matériau apparaît naturellement comme une technique de caractérisation pertinente pouvant révéler des informations, notamment :

- La modélisation physique du bois en vibration
- L'impact de la balle sur la raquette

Une large suite de travaux menés par *Manin & Rinaldi* [3], [4], [5], [6], [7] a montré que le comportement vibratoire d'une raquette peut être modélisé numériquement par des méthodes à éléments finis. Différents modes de vibrations sont alors calculés en condition de raquette libre ou raquette maintenue par le manche via un système pneumatique (Figure 4). Cette compréhension de la nature même de la raquette permet de mieux appréhender des modèles plus complexes prenant en compte l'ajout des revêtements en caoutchouc.

	Mode 1	Mode 2	Mode 4	Mode 5
Model 1	107	162	563	693
Model 2	116	176	595	732
Model 3	111	173	562	723
Simulation				
Experiments				
Sweep	101	163	478	711
Shock	104	173	578	724

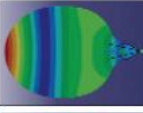

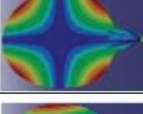

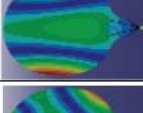


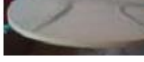
Model Mode	2	simulation	experiments	sweep	shock
1	389			321	308
2	438			510	500
3	771			711	812
4	1215			1120	1172

Figure 4-Modes de vibrations mécaniques de la raquette après impact par Manin et Rinaldi [4]

Leurs travaux ont montré l'influence du choix du revêtement sur la signature spectrale d'un test en vibration, notamment les effets mesurés de la modification du comportement spectral lors de l'impact d'une balle sur un revêtement. La comparaison entre différentes combinaisons de bois et revêtements a été réalisée avec certaines raquettes présentant des plis de bois en moins.

Les raquettes avec le nombre maximal de plis (au nombre de 7) visibles en Figure 5.a montrent des différences d'allure spectrale en comparaison aux raquettes avec un nombre minimal de plis (au nombre de 5) tels que présenté en Figure 5.b. Cette différence d'allure spectrale se traduira par une modification du son produit par la raquette, cela est expliqué par l'absence des plis de bois transverses assurant la rigidité de la raquette.

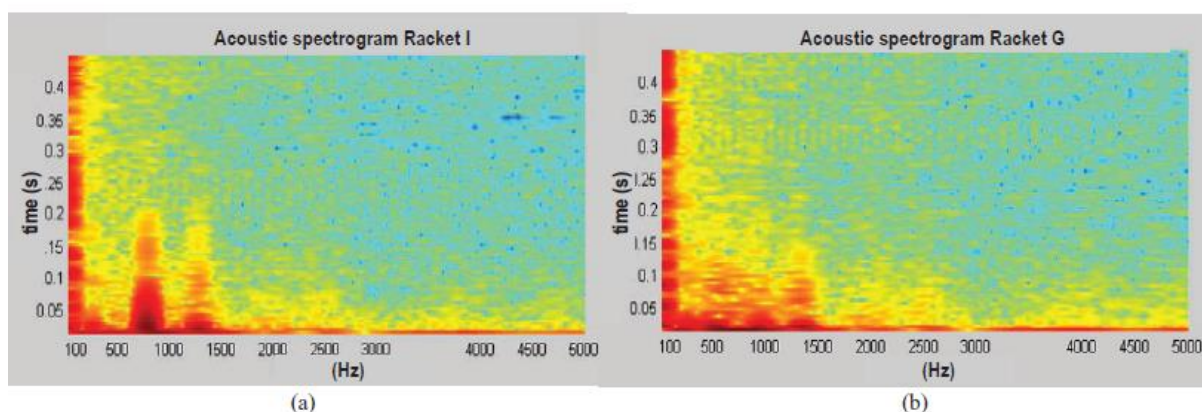


Figure 5-Spectrogramme des vibrations de la raquette tiré des travaux de Manin et Rinaldi
 a) Raquette avec 7 plis b) Raquette avec 5 plis

Les résultats de leurs travaux ont également montré que l'influence du collage du revêtement est importante, montrant une diminution de 30% des fréquences de vibrations entre le bois seul et la combinaison bois/revêtement. On peut voir l'effet du collage des revêtements sur une l'analyse spectrale d'une raquette en Figure 6. Acoustiquement parlant, une frappe sur une plaque en bois seule sera perçue comme plus aigüe à l'oreille qu'une frappe sur une raquette avec des revêtements.

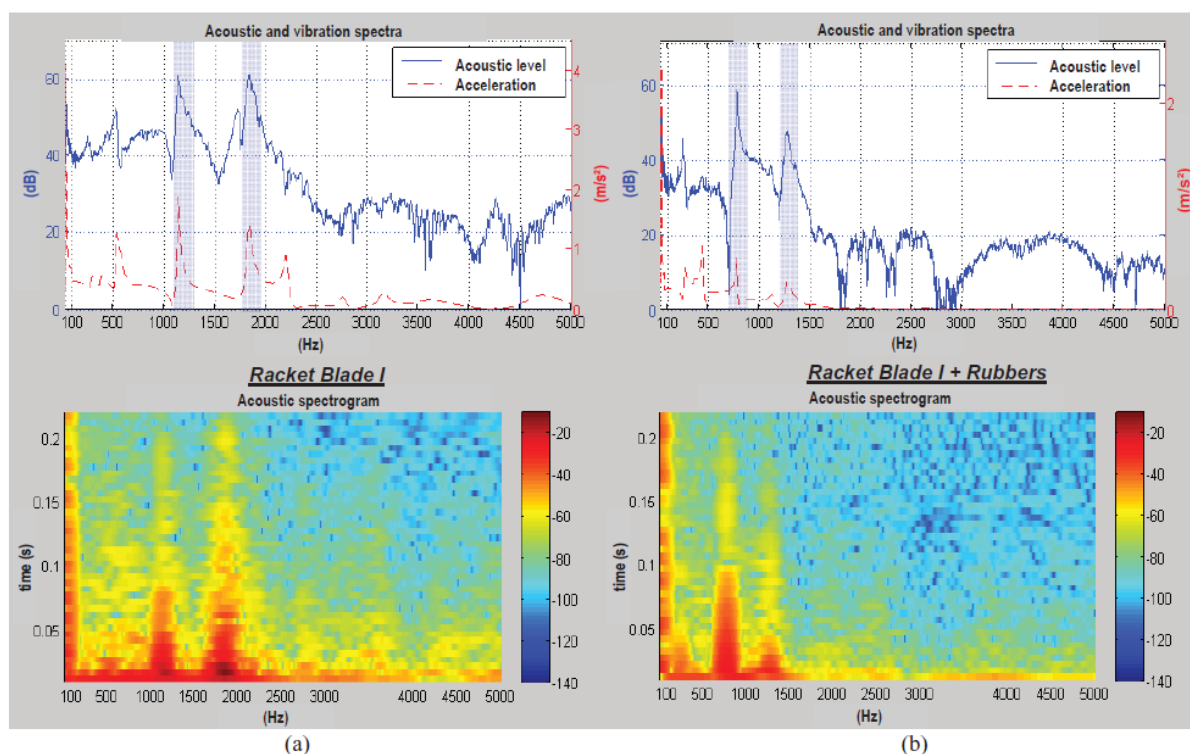


Figure 6-Spectre de fréquences et spectrogramme de la vibration de la raquette tirés des travaux de Manin et Rinaldi : a) Raquette avec 7 plis b) Raquette avec 7 plis et revêtements

Ces résultats mettent en évidence une relation entre comportement vibratoire et acoustique de la raquette. Le comportement acoustique est également fonction de la pression appliquée sur le manche, en effet une différence de 3 bars de pression se traduit par un décalage 30 Hz dans le domaine fréquentiel, changeant le son traduit détectable par microphones et perceptible à l'oreille.

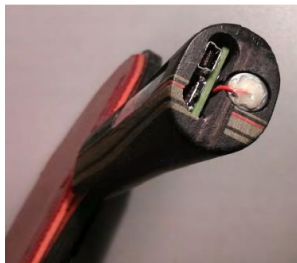
Des expériences similaires ont été faites pour les raquettes de tennis par *Chadefaux et al* [8], montrant que l'influence de la force de saisie de la raquette influait sur les fréquences de vibrations des différents modes observés dans la structure et les cordages. Le serrage est alors un facteur influant l'amortissement de l'impact d'une balle dans la structure du matériel le réceptionnant. Il est à retenir que le développement de matériel sportif seul présente des caractéristiques mécaniques et intrinsèques pouvant varier selon l'interaction avec l'utilisateur. Cela nous amène dans notre axe suivant, les raquettes instrumentées.

1.2.3. Raquettes instrumentées et accéléromètres

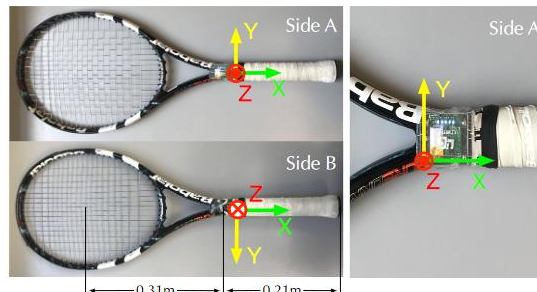
La raquette est l'interface faisant le lien entre le joueur et la balle, nous avons vu dans la partie précédente que l'interaction entre ces deux éléments pouvait conduire à des changements de comportements mécaniques. Mais existe-t-il du matériel conçu de telle sorte que ces perturbations deviennent sources d'informations ? Comment les raquettes peuvent-elles être instrumentées et pourquoi ?

Dans le cas de sportifs pratiquants occasionnels de tennis ou tennis de table, cette instrumentation peut prendre différentes formes et est connue sous la dénomination « *d'objets connectés* » ou *wearables* en anglais. On y retrouve principalement des *smart-watches*, mais également des raquettes connectées dédiés au grand public. Ces produits indiquent pouvoir mesurer un bon nombre de paramètres de jeux tels que : le nombre de frappes/types de coups joués, la vitesse de la raquette, la force à l'impact ou bien encore la localisation des impacts sur la raquette. On retrouve quelques fabricants de ces objets tels que : *Babolat*®, *Zep*®, *Coolang*® par exemple.

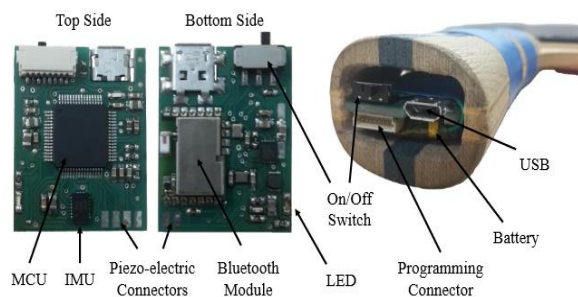
Cependant dans le cas de la recherche, ou de la pratique de haut niveau, ces marques et leurs méthodes « boîte noire » ne permettent pas d'obtenir des informations suffisamment fiables ou précises. Dans ce cas, une instrumentation plus appropriée avec des méthodes de mesures explicitées par des modèles peut être réalisée. C'est le cas de différents travaux de recherche qui ont réalisé des développements techniques afin de créer des raquettes instrumentées (tennis, tennis de table ou squash). On peut recenser différentes raquettes instrumentées figurant dans les travaux de *Boyer et al* [9], *Zhao et al* [10], *Blank et al* [11], [12] et *Williams et al* [13] dont les raquettes sont visibles en Figure 7.



Boyer 2013: tennis de table



Zhao 2019: tennis



Blank 2016: tennis de table



Williams 2019: squash

Figure 7-Présentation de différentes raquettes instrumentées utilisées dans la littérature scientifique

Ces raquettes sont criblées de divers capteurs dont un est commun à toutes les réalisations : une centrale inertielle (*Inertial Motion Unit : IMU*). La centrale inertielle est composée essentiellement de 2 voire 3 capteurs lui conférant respectivement de 3 à 9 degrés de liberté dans l'espace. Elle est composée d'un accéléromètre 3 degrés de liberté (DLL), un gyroscope 3 DLL et parfois d'un magnétomètre 3 DLL. L'accéléromètre est utilisé pour la mesure de l'accélération, le gyroscope pour la vitesse angulaire et la mesure de champs magnétiques terrestre par un magnétomètre.

La plupart de ces capteurs sont basés sur des technologies *MEMS* (*Micro Electrical Mechanical System*). L'accéléromètre est un capteur composé d'une masse (mobile ou fixe) qui va se déplacer plus ou moins vite et loin selon le mouvement subi, créant ainsi une tension image de l'accélération gravitationnelle subie. Un schéma de principe est donné en Figure 8.

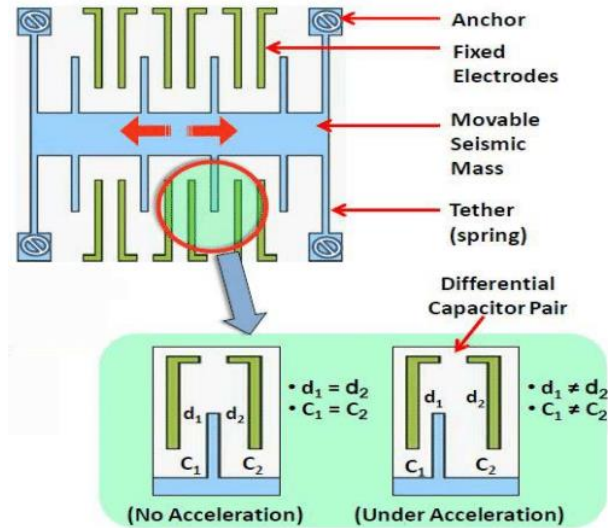


Figure 8-Vue intérieure d'un accéléromètre MEMS

L'avantage de ces capteurs est leur facteur de forme très petit selon les modèles les rendant propices à l'intégration, notamment dans les raquettes par exemple. Le choix des différentes gammes de mesures relativement larges et du type de données de sortie (analogique ou numérique) en font des candidats parfaits pour de l'instrumentation de mouvements. Nativement intégrés aux montres connectées et aux smartphones, ces capteurs font partie de bons nombres d'objets du quotidien.

Dans le cas de la raquette de tennis, la forme et les dimensions de la raquette sont propices au placement de ces capteurs, qui sont plus complexes à intégrer dans une raquette de tennis de table. De ces capteurs, des signaux d'accélérations bruts peuvent être mesurés lors de l'activité et mettre en évidence la présence d'impact par la vibration du matériau support. Un exemple de profil accélérométrique sur un axe est montré en Figure 9.

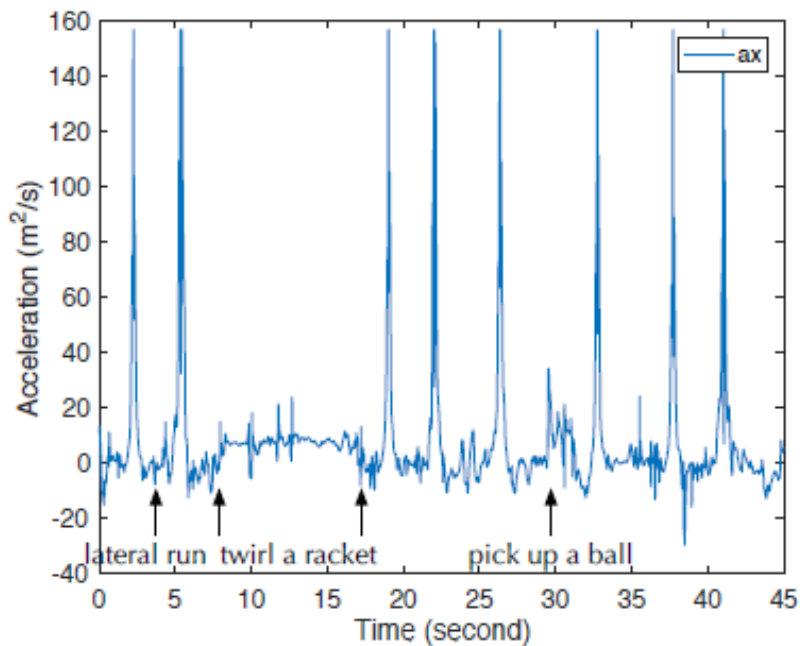


Figure 9-Profil accélérométrique un axe sur une raquette de tennis tiré des travaux de Zhao[10]

Le profil présenté nous montre une série temporelle représentative d'une séquence de jeu de tennis, on y distingue les frappes réalisées grâce à leur forte accélération sur une courte période de temps. Dans le cas du tennis de table, le profil accélérométrique de frappes par accéléromètres a déjà pu être observé par les travaux de recherche de *Boyer* [9] et *Blank* [14] comme le montre la Figure 10.

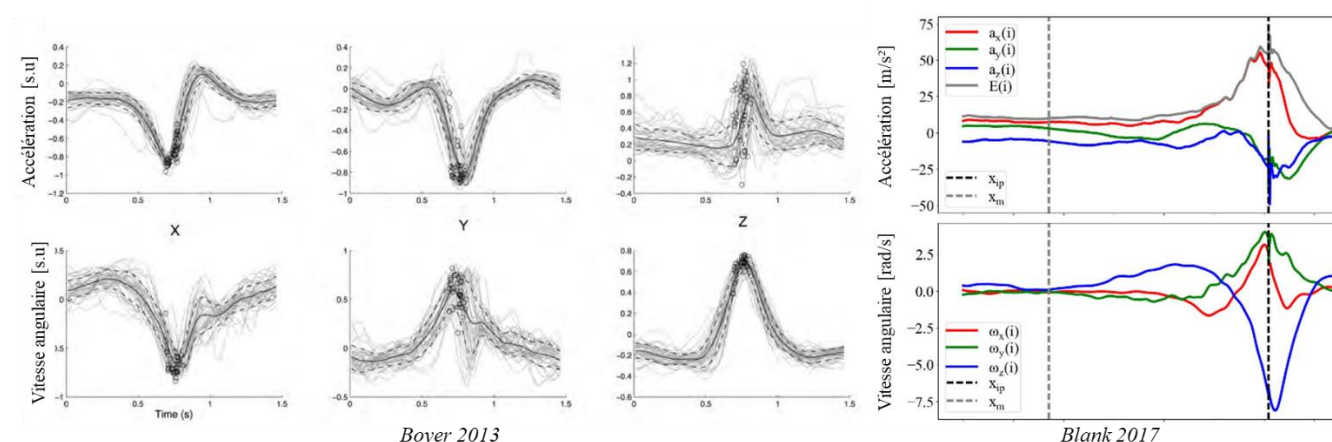


Figure 10-Profils accélérométrique de la gestuelle sur 3 axes (ligne supérieure) et profil gyroscopique sur 3 axes (ligne inférieure) tirés des travaux de *Boyer* et *Blank*.

L'analyse des profils via ces deux études est intéressante car elle permet d'observer la gestuelle du joueur via la raquette. On notera que dans le cas de *Blank*, l'instant de l'impact est localisé sur le profil d'accélération de la raquette via la vibration des accéléromètres.

Cette détection du contact permet la décomposition de longues séries de jeu en frappes distinctes. La méthode utilisée consiste à utiliser l'énergie des signaux d'accélérations normalisés, puis utiliser un filtre passe haut et enfin appliquer un seuil de détection.

On rappelle que les signaux à énergie finie sont définis comme étant des signaux dont la puissance moyenne est nulle dans le temps. On rappelle également que l'énergie d'un signal temporel réel est définie par l'équation (I-1).

$$E = \int_{-\infty}^{+\infty} |s(t)|^2 dt \quad (\text{I-1})$$

Avec E l'énergie en joules du signal $s(t)$. La méthode et les signaux associés sont présentés en Figure 11.

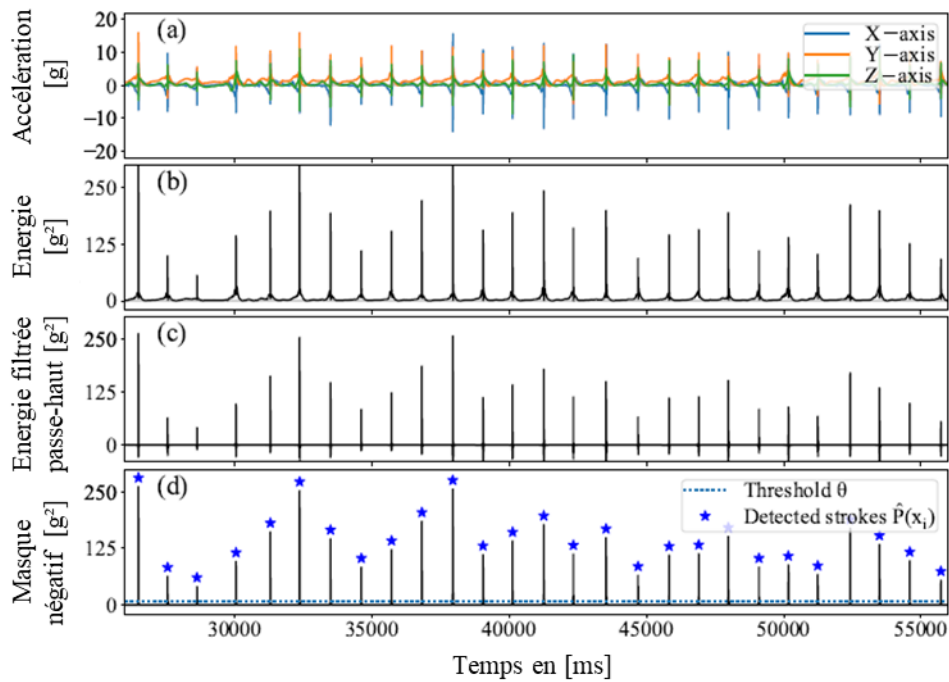


Figure 11-Méthode de détection des frappes utilisée par Blank, basée sur l'énergie des signaux d'accélération et leur énergie.

L'objectif est d'obtenir les impacts de balles puis de venir classifier les différents coups uniques joués dans un second temps à l'aide d'outils tels que l'apprentissage supervisé.

1.2.4. Vibrations et impacts

Cependant la détection d'impact de balle sur la raquette peut être réalisée par différents canaux, notamment de manière acoustique. La signature acoustique de la balle est un des premiers éléments d'appréciation d'une bonne frappe sur la raquette selon les joueurs et les coachs d'expérience.

Comme présenté précédemment, il a été mis en évidence une modification du comportement en fréquence de vibrations du bois produit par un choc sur la raquette en fonction de la pression exercée sur son manche. Cette modification de comportement est donc audible et peut donc être mesurée par différents moyens.

Une des différentes approches utilisée pour la détection d'impacts à partir de signaux audio proposée par Zhang *et al* [15] consiste à utiliser l'énergie issues des signaux sonores. La chaîne de traitement proposée (voir Figure 12) permet dans un premier temps de détecter les impacts à partir du signal temporel de l'énergie issue des signaux audios, de la même façon que Blank [14]. Dans un second temps, le signal d'énergie brut produit est décomposé en composantes spectrales par un système MFCC (*Mel Frequency Cepstrum Coefficients*). Ces coefficients sont alors injectés en entrée de modèles de classification binaire afin de distinguer si l'événement audio correspond bien à une frappe ou non.

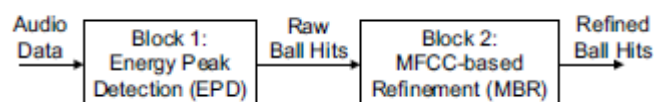


Figure 12-Méthodologie de détection d'impact par microphone proposée par Zhang

La précision du système proposé dans leurs travaux est de l'ordre de 91%, pour la détection des impacts dans le meilleur cas (Block1 + Block 2) contre 28% pour le block 1 uniquement.

Les expérimentations de *Sharma et al* [16] reprendront cette idée d'une détection de type acoustique basée sur l'énergie et seront couplées avec une centrale inertielle (issue d'une montre connectée) via une fusion de capteur afin de la rendre plus performante en la combinant avec des méthodes de classifications. L'ensemble du nouveau détecteur de frappes est visible en Figure 13.

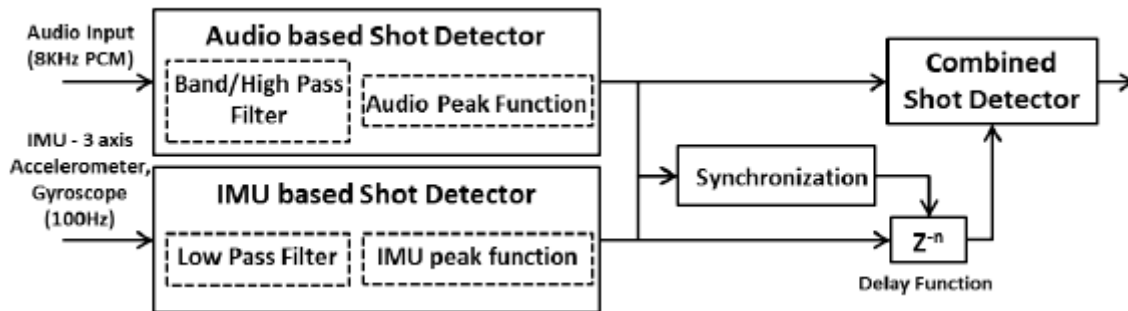


Figure 13-Méthodologie de fusion de capteurs audio et accélérométrique

Cette fusion de capteur, suivie de différents modèles de classifieurs, atteint 97% d'exactitude sur la détection d'une frappe sur la raquette.

Une seconde approche consiste en l'observation purement spectrale des signaux obtenus par audio. La détection d'impact peut être vue dans le sens inverse, retrouver une zone d'impact sur la raquette grâce aux signaux audio comme dans les travaux de *An et al* [17]. Ces travaux rejoignent la partie *Matériaux et vibrations* précédemment présentée puisque les principaux résultats nous montrent que la fréquence liée au bruit de l'impact et de la vibration sur la raquette est légèrement différente selon l'endroit de la frappe sur la raquette. Des fréquences basses <150 Hz permettent de différencier un impact au centre (65 Hz), sur les côtés gauche/droite (45 Hz) et sur le bout de la raquette (80 Hz).

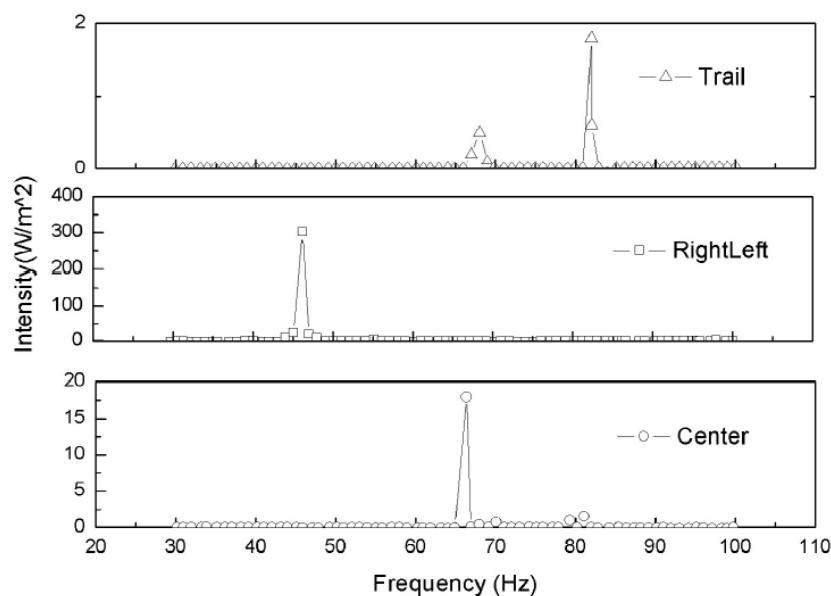


Figure 14-Transformée de Fourier des signaux audio de *An et al* [17], montrant les différentes fréquences de vibration de l'impact selon sa position

Un des inconvénients majeurs des systèmes audio reste la sensibilité des conditions extérieures qui peuvent venir altérer la mesure du signal. On peut notamment citer l'influence de la température ou bien encore les bruits dans les fréquences non désirées nécessitant l'ajout d'étapes de filtrage dans la réalisation de tels systèmes.

En extension de cette détection d'impact, des travaux tels que ceux de *Harb et Chen* [18] ont montré que l'utilisation de différentes techniques audio pour la détection d'évènements dans le sport où l'aire de jeu est plus grande était possible via des algorithmes dédiés tels que les *HMM (Hidden Markov Model)*. Ces travaux soulignent l'effet de l'environnement dans le milieu sportif pour de la reconnaissance d'évènements tels que la détection d'impact dans notre cas. La maîtrise de l'environnement apparaît donc comme essentielle lors de l'utilisation de technique audio qui se montrent performantes pour cette tâche.

La localisation par vibrations de l'impact a également pu être traitée par *Blank*, en utilisant non plus les vibrations de l'accéléromètre mais ceux de capteurs piézoélectriques placés autour de la raquette. Ces travaux ont été axés sur le développement d'un modèle de prédiction *TDDM (Time Difference Distribution Model)* de la position de l'impact sur la raquette dont les résultats sont visibles en Figure 16. Le principe d'un modèle de différence de temps d'arrivée est d'utiliser des capteurs placés en une position géométrique connue, et de retrouver la position inconnue d'un évènement capté par les différents capteurs. Cela se traduit mathématiquement par des jeux d'équations et de différence de temps de propagation dans un milieu. Dans ces travaux, *Blank* utilisera ces modèles afin de déterminer des cartographies de probabilités d'impacts (présentées en Figure 15).

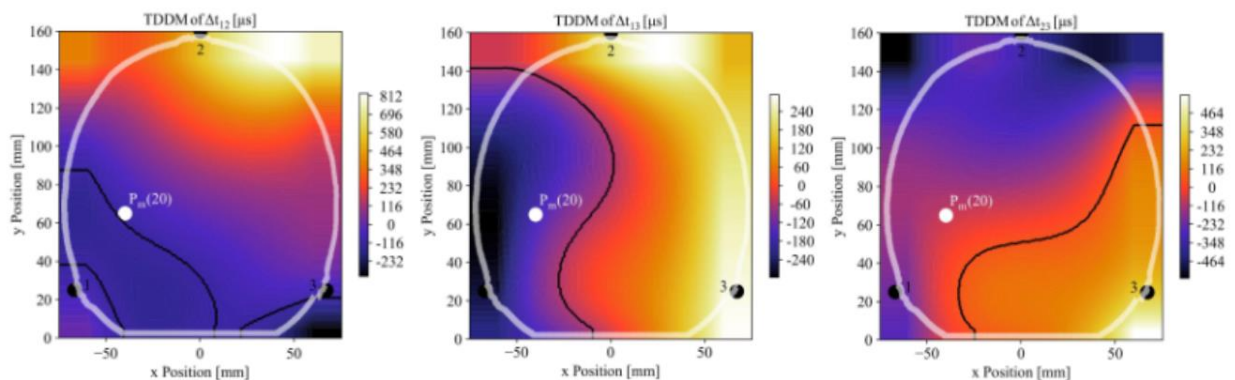


Figure 15-Résultats du modèle de TDDM de Blank, où les différences de temps d'arrivées sont représentées graphiquement par une échelle de couleur

Enfin, l'estimation de l'impact sera réalisée après utilisation de modèles de régressions, ici trois modèles sont utilisés :

- Une régression linéaire
- Des arbres de décisions (*Decision Trees*)
- Un modèle *KDE (Kernel density Estimation)*

La prédiction des modèles est alors affichée sur la cartographie des différences de temps d'arrivée présentée en Figure 16.

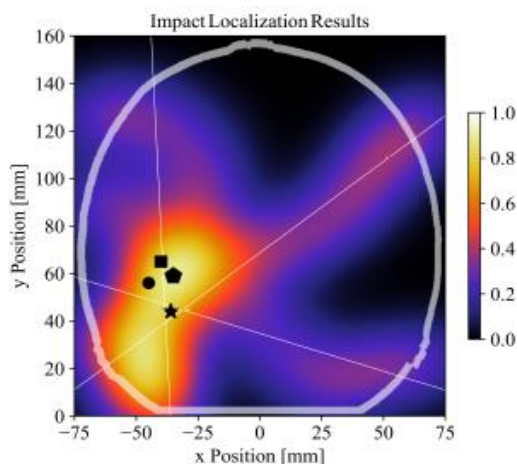


Figure 7.9: Visual localization results for an impact on blade position $P_m(20)$ as black square (■). The estimations for the decision tree (●), the linear regression (★) and the kernel density estimation (◆) are marked. The linear regression lines are indicated as white lines for each time difference. The probability of the kernel density estimation is shown as a colored map ranging from 0.0 as low probability to 1.0 as high probability. The racket boundary is defined by a white shape (modified from [Blan16b], doi:10.1145/2971763.2971778).

Figure 16-Reconstitution de la frappe de la balle sur le bois de la raquette

L'utilisation de tels modèles à partir de signaux de capteurs piézo-électriques permet de retrouver et estimer la position d'impact dans un milieu 2D en connaissant uniquement les différences de temps d'arrivée d'un même signal entre les capteurs. L'utilisation de ce type de méthode est déclinable également au tennis où l'impact de la balle et sa position dans l'espace est plus important comme dans les travaux d'Umek [19] utilisant cette fois-ci des ondes radio.

Qu'elles proviennent de microphones ou encore d'accéléromètres ; ces données sont facilement exploitables par des outils de classification et d'apprentissage supervisé.

1.2.5. Reconnaissance de la gestuelle par apprentissage supervisé

La reconnaissance de coups dans les sports de raquette est une application qui peut être utile à différents niveaux de pratique. Pour le joueur occasionnel, une application ou encore une montre connectée donnant l'information de quel coup a été joué peut apporter une dimension ludique à la pratique. Pour les professionnels cela peut servir d'outil d'entraînement et de préparation à la compétition pour les joueurs. Savoir distinguer quels coups ont été joués lors d'un échange est une véritable plus-value pour les coach et entraîneurs, notamment sur la partie annotation de matchs.

L'utilisation de modèles de classification et d'apprentissage automatique supervisé a largement contribué à la démocratisation de ces pratiques et au développement de capteurs associés comme nous avons pu le voir dans les paragraphes précédents.

Il existe un large panel de modèles de classification permettant d'être flexible selon la nature des données d'entrées. Cependant certains modèles semblent performer mieux que d'autres selon le nombre de paramètres à exploiter d'après les travaux d'Amancio [20]. Parmi ces modèles et leurs utilisations certains semblent plus enclins à être employés pour de la classification de mouvement.

On retrouvera principalement les modèles suivants :

- Les vecteurs de supports à vastes charges (*SVM*)
- Les forêts aléatoires et arbres de décision (*Random Forest* et *Decision Tree*)
- Les voisins les plus proches (*K-NN*)

Ces modèles ont été utilisés dans les travaux de *Blank*, [21] à partir de mesures accélérométriques et gyroscopiques montrant des forts taux de reconnaissance de la gestuelle sur une dizaine de coups référencés. Les taux de reconnaissance obtenus sont de l'ordre de 85% à 96% selon le modèle utilisé.

Quelques années plus tôt, *Connaghan* [22] a montré que la fusion de différents paramètres pouvait rendre la classification plus efficace. Notamment lors de l'utilisation d'IMU avec plus de degrés de liberté qu'un simple accéléromètre, passant alors d'une reconnaissance de l'ordre de 80% à 90% en utilisant progressivement 3/6/9 DDL.

Dans le cas de notre étude, l'utilisation de ce type de capteur afin de détecter des patterns « anormaux » traduisant une fatigue est envisagée. Les travaux de *Buckley et al* [23] ont permis la reconnaissance précise de cas d'une personne fatiguée par la marche ou non grâce à des signaux d'accélération.

I.2.6. Mesures de paramètres cinétiques de la balle

I.2.6.a. Mesure de la vitesse linéaire

Non loin des mesures des paramètres liés à la raquette, la mesure des vitesses de balle est un paramètre de jeu crucial car elle peut aider à déterminer le niveau de jeu d'un joueur selon les expériences de *Le Mansec* [2]. Lors de ses expérimentations avec des joueurs de différents niveaux, une corrélation a pu être établie entre le niveau de pratique d'un joueur sur une série de balles et la vitesse moyenne de la balle sur la série visible en Figure 17. La figure nous montre trois groupes de pratiquants avec des niveaux d'expertises différents : intermédiaire (IG), avancé (AG) et expert (EG). L'analyse statistique ANOVA (*Analyse Of Variance*) a montré des différences significatives entre les groupes.

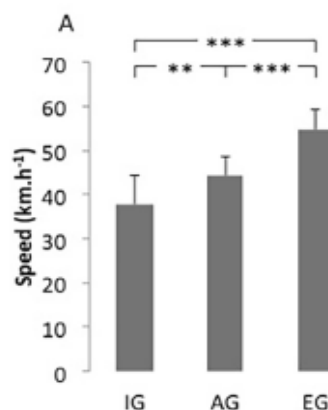


Figure 17 Distinction de groupe de niveaux par la vitesse et d'un score de performance associé.

La vitesse de la balle peut se décomposer en 2 composantes ; une partie de la vitesse est constituée de la composante linéaire (m.s⁻¹) ; la seconde composante est la vitesse de rotation (rad/s ou rps).

Au tennis de table, la vitesse de rotation de la balle permet à un joueur de mettre un opposant à mal en fonction de l'effet donné à la balle. La vitesse de rotation de la balle est fortement influencée par les phénomènes de frottement de l'air au vu de son faible poids et taille, notamment par l'*effet Magnus* très largement connu dans les sports de balle.

Au tennis de table selon l'effet appliqué, la balle retombera plus vite (balle liftée) ou plus lentement (balle coupée) en fonction de la rotation appliquée [24], [25], [26], [27]. Ces phénomènes sont basés sur des comportements issus de l'aérodynamique et des lois de Newton. Cet effet est fortement lié aux concepts de force de portance et de traînée venant modifier la trajectoire de la balle en fonction de sa vitesse de rotation. On rappelle que la force de traînée est la force qui s'oppose au sens de déplacement et que la force de portance est la force orthogonale au sens de déplacement. Ces forces sont définies par les équations (I-2), (I-3) et (I-4).

$$F_{trainée} = \frac{1}{2} * C_D A \rho V^2 \quad (I-2)$$

$$F_{portance} = \frac{1}{2} * C_P A \rho V^2 = \frac{C_P}{C_D} F_{trainée} \quad (I-3)$$

$$\overrightarrow{F_{magnus}} = C_{Magnus} (\omega \times V) \quad (I-4)$$

Avec C_D, C_P et C_{magnus} les coefficients de traînée, de portance et de Magnus, A la surface de contact de référence, ρ la masse volumique du fluide (ici l'air), V la vitesse de déplacement de l'objet et ω la vitesse de rotation de l'objet. La force de Magnus sera toujours orthogonale au sens de déplacement, le sens de rotation influera l'orientation du vecteur $\overrightarrow{F_{magnus}}$.

Ces vitesses sont mesurables par différents moyens, de manière générale, la vitesse linéaire de la balle est calculée par observation vidéo/optique. La vitesse de rotation quant à elle est mesurée principalement par des systèmes de captures d'images vidéo.

Dans le milieu compétitif des sports de raquette, des systèmes basés sur l'*effet Doppler* ont été utilisés durant de nombreuses années particulièrement dans le tennis et le baseball où l'aire de jeu est très large et les vitesses de balles sont excessivement élevées. Les appareils du commerce (dont deux sont visibles en Figure 18) dédiés à la mesure des vitesses existent à des prix variés et utilisent l'effet Doppler. Bien qu'adapté à la mesure de balles plus larges, ces radars fonctionnent également avec des balles de tennis de table.



A. Radar de vitesse *Stalker*©



B. Radar de vitesse de balles *Pocket Radar Sports*©

Figure 18-Radar de mesure de vitesse des marques *Stalker*© (A) et *Pocket Radar Sports*© (B)

En terme d'ordre de grandeur au tennis de table, les vitesses maximales pouvant être atteintes sont de l'ordre de 800 rad/s (soit environ 127 rotations/secondes) pour la rotation et de 30 m.s^{-1} pour la vitesse linéaire d'après l'ouvrage de McAfee [28]. La détection de la balle doit donc pouvoir se faire à haute vitesse, le choix des capteurs et technologies associées peuvent alors devenir un verrou technique important selon le niveau d'expertise des joueurs à observer.

Lorsque ce verrou technique devient difficile à surmonter avec des techniques de mesures physiques classiques telle que celle de l'effet Doppler, il est possible de se tourner vers des solutions de capture vidéo et de traitement d'images. Ces solutions et méthodes seront présentées dans le cas de la mesure de la rotation de la balle mais peuvent s'appliquer à la mesure de vitesse linéaire de balle.

1.2.6.b. Mesure de la vitesse de rotation

La vidéo est un outil incontournable pour l'observation de la balle dans des conditions où l'œil humain seul non-expert ne pourrait pas suivre et capter l'ensemble des informations et ce sous différents angles. De nombreuses méthodes et outils existent de nos jours pour faire du suivi de trajectoire de la balle et mesurer sa vitesse et sa rotation. L'apparition des premiers robots réflecteurs de balles ont favorisé le développement d'algorithmes de tracking et de suivi de trajectoires afin d'améliorer le comportement de ces robots. Les champs de la robotique et de la vision industrielle ont particulièrement contribué au développement de méthodes et d'algorithmes utilisables dans un cas d'étude sur un échange de balle au tennis de table notamment les travaux menés par Tebbe [29], [30].

Il existe différentes approches pour détecter la rotation de la balle, la plus courante étant de filmer la balle lors d'une frappe et de venir reconstituer sa position via des algorithmes de tracking. On retrouve notamment des réseaux de neurones à convolutions *CNN* (*Convolutional Neural Network*) dédiés au traitement de l'image dont les plus connus et utilisés à l'heure actuelle sont les modèles *YOLO* (*You Only Look Once*) [31] et *Mediapipe* [32]. On peut cependant retrouver des approches moins complexes telles que la méthodologie la plus répandue qui est l'analyse image par image d'une capture vidéo et qui peut être utilisée en ligne (flux vidéo) ou a posteriori (fichier vidéo).

La méthode d'analyse peut se décomposer en 4 grandes étapes :

- Détection de la balle dans le décor
- Détection du contour de la balle
- Détection d'une zone d'intérêt (principalement le logo ou une mire)
- Suivi du vecteur déplacement du groupe de pixels

Un exemple de segmentation de l'image selon les travaux de *Tebbe* [29] est donné en Figure 19, afin d'extraire une zone d'attention et de la suivre dans le temps.

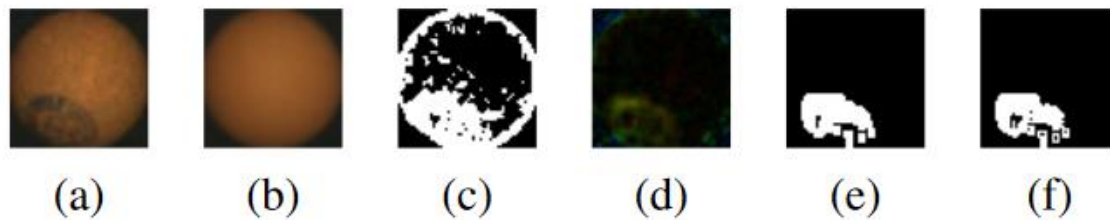


Figure 19-Exemple de décomposition de la zone d'intérêt de la balle selon *Tebbe* [29]. Détection du logo à l'aide du mouvement et des couleurs. a) Frame actuelle b) Balle sans logo c) Seuillage couleur de (a) d)Différence entre (a) et (b) e) Binarisation de (d) f) Opération OU bit à bit de (c) et (e)

La méthode utilisée par *Blank* [21] dans ces travaux reprend ces grandes étapes et, consiste à calculer le déplacement du centre de la balle entre deux frames d'une vidéo. *Liu et al* [33] dans leurs travaux ont également proposé une approche similaire. Le calcul de la vitesse de déplacement peut être fait en connaissant le diamètre de la balle (20 mm) en nombre de pixels, le tout avec un moyennage sur N frames. Un grand nombre de travaux tels que ceux de *Hegazy, Ji, Wong et Zhao* [28],[43],[46],[48] utilisent également la détection vidéo pour retrouver la vitesse linéaire de la balle pour ne citer qu'eux.

La vitesse de rotation est aussi déduite par un traitement vidéo. L'observation du déplacement en rotation du centre de la balle entre 2 frames et de la position du centre permettent d'obtenir un angle de rotation ainsi qu'une projection 3D dans l'espace visible en Figure 20.

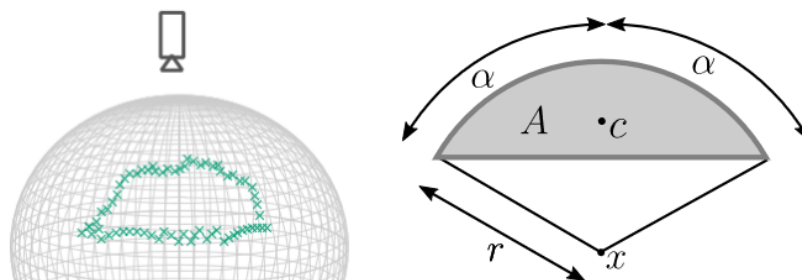


Fig. 4. Left: 3d projected logo contour for a partially visible ball seen from the top. Right: Schematic representation of a circular segment

Figure 20-Projection 3D du logo reconstruit de la balle selon *Tebbe*

De même que la vitesse linéaire, un lissage sur N points est effectué. *Tebbe et al* [29] ont proposé dans leur étude 3 différentes approches de détection :

- Une basée sur la détection du logo et son extraction
- Une basée sur du Machine Learning et des réseaux à Convolutions (*CNN*).
- Une basée sur l'analyse de la trajectoire

La première méthode, permet d'estimer la position du centre du logo sur la balle sur une image, puis sur un grand nombre d'images observées le déplacement du centre détecté. La rotation est alors déterminée par le vecteur de déplacement du centre pour déterminer le sens de rotation ainsi que son amplitude. La méthode est la même que celle utilisée par *Blank* introduit précédemment.

Leur seconde approche par *CNN* est basée sur l'apprentissage de photos de balles avec et sans logo, le but étant de prédire la visibilité du logo et en estimer la position. Le modèle à convolution utilisé possède de nombreuses couches (18 pour être précis). L'utilisation des réseaux *CNN* dans le traitement vidéo est fréquemment employé, comme le montre les travaux de *Voikov et al* [38] proposant un imposant réseau basé sur la détection d'évènements et la reconnaissance des éléments de décors dans le cadre compétitif du tennis de table (voir Figure 21). Nous retrouvons dans ce réseau les différentes étapes précédemment évoquées : détection globale, puis locale de la balle avec une séparation sémantique des éléments présents dans le cadre.

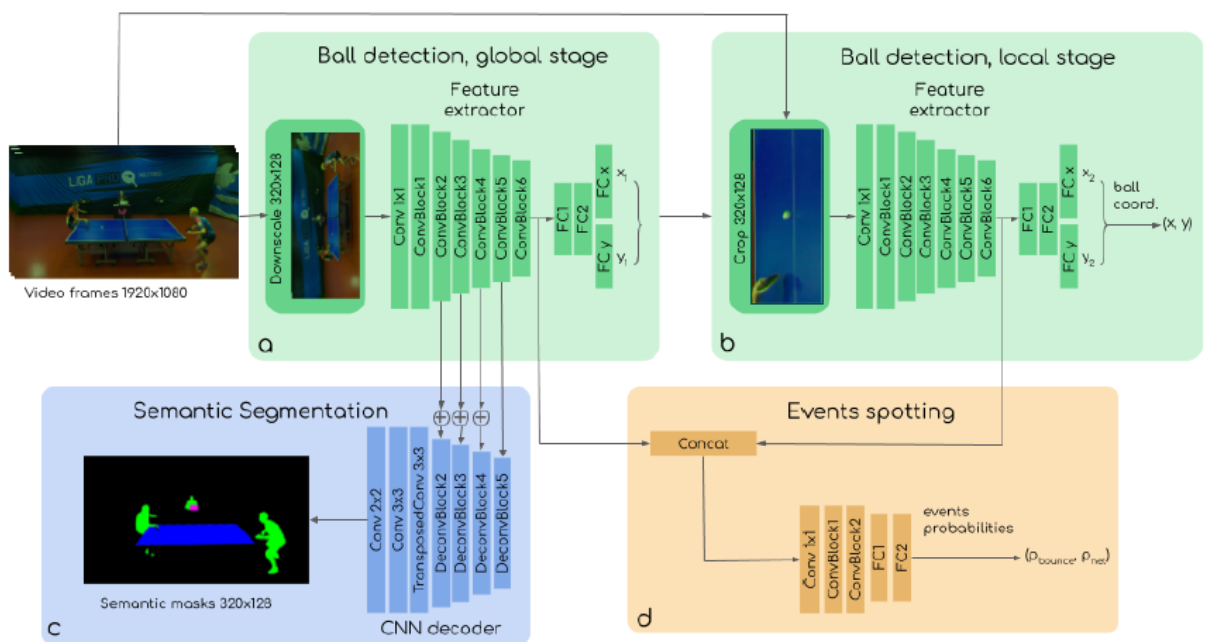


Figure 21-Architecture TNET basée sur des caméras

La dernière méthode utilisée est basée sur des modèles physiques, c'est-à-dire par calcul des trajectoires et de mécanique des fluides. Cette dernière peut s'avérer complexe dans l'optique d'utiliser un modèle complet d'un point de vue aérodynamique et physique, nous ne l'explicitons pas.

De nombreuses variantes dérivées de ces trois présentées sont proposées dans les publications de *Tamaki et al*, [39], [40].

Cette première partie de l'état de l'art avait pour but de montrer l'état d'avancement des différentes méthodes techniques et scientifiques utilisées dans l'instrumentation des sports de raquettes :

l'utilisation de capteurs adaptés aux sports de raquettes, les traitements utilisés ainsi que les limites de ces méthodes. Un focus a été fait sur la mesure des différents paramètres physiques liés à la raquette (position de balle, temps d'impact) ainsi que différents paramètres cinétiques de balles (vitesse linéaire et rotation).

I.3. Corps humain et tennis de table (Santé/Biomécanique)

I.3.1. Introduction

Cette partie est dédiée non plus à la raquette, mais à son utilisateur : le joueur ainsi que son approche de la pratique du tennis de table d'un point de vue physiologique et biomécanique. Quels sont les paramètres influents lors de la pratique et quelles sont les conséquences de leur exploitation ? Du point de vue biomécanique, quelle relation peut-on faire entre mouvement et énergie ? Dans un second temps nous nous intéresserons à la fatigue humaine, comment la définir, sa nature et comment la mesurer ?

I.3.2. Paramètres physiologiques du tennis de table

Le tennis de table est un sport nécessitant un engagement important des joueurs lors de la pratique. De nombreuses études s'accordent sur le dynamisme de l'activité au vu des différentes sollicitations des filières énergétique du joueur. On rappelle que les 3 filières énergétiques sont les suivantes :

- **La filière Aérobie active** sur les activités de longs termes, d'intensité modéré. Caractérisée par la *Puissance Maximale Aérobie (PMA)*, soit la puissance associée à la consommation maximale d'oxygène (VO_2max)
- **La filière Anaérobie Alactique** active sur les activités immédiates, la source d'énergie attribuée à cette filière est principalement l'ensemble du système phosphagène (*ATP et phosphocréatine*)
- **La filière Anaérobie lactique** active sur les activités de court terme, utilise principalement le glucose comme source d'énergie.

La production d'énergie nécessaire pour créer l'effort physique va provenir des réactions biochimiques liés à la molécule d'*ATP (Adénosine triphosphate)*. L'évolution de certains paramètres peuvent indiquer la filière énergétique dans lequel se trouve le sportif. Parmi ces paramètres, on peut retrouver le nombre de battements de cœur (*Heart Rate*) ou le volume d'oxygène max (VO_2max).

Dans la pratique du tennis de table les modes intervenants le plus sont les modes :

- **Anaérobie alactique** due à l'utilisation intensive et explosive des échanges des joueurs (sans acide lactique et sans O_2), le temps de récupération dans ce mode est très court (de l'ordre de 30s à 2min)
- **Aérobie**, pour l'endurance nécessaire pour tenir dans la longueur du match et des échanges pouvant durer sur de nombreux sets. [41], [42]

La contribution de chacune des filières au tennis de table a été évaluée par *Zagatto* [42], estimant une contribution majeure de la filière anaérobie alactique (96%) et une contribution mineure de la filière aérobie (4%).

Les différents paramètres physiologiques pouvant intervenir dans l'ensemble de ces filières sont regroupés dans la Table 2 ainsi que leur méthode de mesures.

Paramètres	Mesure	Unités
Capacité maximale d'absorption d'oxygène (%VO_{2max})	Prise de sang en exercice ou mesure d'échange gazeux	mmol/L ou mL/min/Kg
Fréquence Cardiaque (FC)	La variation du FC est un bon indicateur de l'état du sportif pour du suivi long terme (Adaptation à la charge de travail) [43], [44] Mesure à partir d'un tensiomètre, montre connectée.	Pulsation/min
Endurance musculaire	Mesure indirecte par calorimétrie (échange de chaleurs)	mL/min
Taux de lactate [La]	Concentration de lactate dans le sang (acide lactique), mesure par prélèvement	mmol/L
Endurance aérobie	Définition d'un modèle de fréquence critique [45] Défini par la relation entre la fréquence d'envoi de balle et l'inverse du temps limite de fatigue lors d'une série de balles.	Balles/min
Taux de stress	Mesure du taux hormonal de norépinephrine & épinéphrine Mesure par prise de sang ou échanges gazeux [42], [46]	mmol/L ou mL/min/Kg

Table 2-Paramètres physiologiques impliqués au tennis de table

La conversion d'énergie chimique (nutriments) en énergie mécanique (production de force musculaire) chez les joueurs s'accompagne d'une exsudation importante et de modification du comportement thermique dans le corps du pratiquant. *Ishiguro et al* [47], ont conduit une étude pour clarifier ce comportement physiologique au niveau du ressenti du joueur en comparant une session de tennis de table à une session de cyclisme. Les observations réalisées ont permis de comprendre que la perception de l'effort perçue et la sensation de confort thermique perçue sont similaires pour les deux activités. Elles diffèrent cependant sur différents paramètres physiologiques tels que la pulsation cardiaque, la consommation d'O₂ qui sont plus élevés au tennis de table, alors que la température de peau en surface est plus élevée dans le cadre de l'activité de cyclisme.

La revue de littérature réalisée par *Kondric et al* [48], a recensé l'ensemble des demandes physiologiques des joueurs de tennis de table et a mis en lumière la nature de l'engagement des joueurs qui est principalement d'origine physiologique et notamment du point de vue cardiorespiratoire et musculaire. Cette revue de littérature permet de mettre les différents indicateurs physiologiques mesurables sur l'être humain et leurs méthodes de mesures.

Il est important de souligner que *Djokic* dans ces travaux de 2007 [49], [50] a montré que la performance au tennis de table n'est pas seulement associée au niveau musculaire et que les joueurs ne nécessitent pas un niveau musculaire important. De même la performance ne repose pas que sur la stratégie et la tactique non plus mais bien sur des paramètres physiologiques. Le potentiel d'un athlète est déterminé par plusieurs paramètres génétiques, caractéristiques anthropométrique, les traits cardiovasculaires et les proportions de fibres musculaires mais aussi la capacité de progression à l'entraînement.

I.3.3. Protocoles de mesures utilisés

Dans la plupart des études physiologiques liées à une activité physique, les protocoles expérimentaux sont très souvent similaires. Les méthodologies utilisées reprennent souvent la même structure :

- Détermination de la tâche à observer
- Détermination des paramètres mesurables
- Choix du contexte d'observation (laboratoire, gymnase, etc..) et
- Choix de la population à observer (genre, niveau d'expertise, âge, origine démographique)
- Acquisition de mesures (pré/post) tests
- Observations, analyses et conclusions

Le travail de *Pinder* [51] incite les praticiens du sport à repenser leurs protocoles scientifiques, notamment sur le choix du contexte dans lequel les participants évolueront qui peut se montrer comme un biais *e.g. Si le choix d'une population est porté sur une discipline, les expérimentations devraient prendre place dans les lieux dédiés à la pratique de celle-ci.*

Une notion importante à ce contexte d'observation est celle de contexte écologique dont la définition est donnée comme étant l'interaction dynamique entre l'athlète, la tâche à réaliser et l'environnement selon les travaux actuels de *Seifert et Davids* [52], *Davids* [53]. Cet aspect de la performance sportive a été théorisée grâce aux travaux de *Dziewaltowski* [54] datant de 1997.

Différentes observations et expériences ont été menées dans le cadre de la compréhension des mécanismes physiologiques et biomécaniques du tennis de table. Il semble pertinent d'observer différents types de population lors des tests entrepris car cette diversité permet d'obtenir des informations caractéristiques de chaque groupe. Notamment les différences physiques et réactionnelles entre homme et femmes sur la pratique de l'activité qui diffère sur de nombreux aspects tels que le temps de réaction, les vitesses de déplacements ou encore les hauteurs de sauts maximales d'après les travaux de *Pradas* [55].

I.3.4. Performance

La performance, au sens de la performance sportive est déterminée par les caractéristiques physiques, mentales, techniques mais aussi physiologiques des athlètes comme nous avons pu le voir au cours de la partie précédente.

Dans le reste de ce manuscrit, la performance sportive fera référence à toute performance physique, motrice ou psychomotrice du corps entier ou d'un membre isolé ; pouvant avoir un impact sur le résultat d'un match ou d'un événement suivant la définition de *Pageaux et Lepers* [56].

Ces différentes caractéristiques physiques peuvent être représentées, comme par exemple un modèle holistique de la performance sportive proposé par *Bangsbo* [57] présenté en Figure 22.

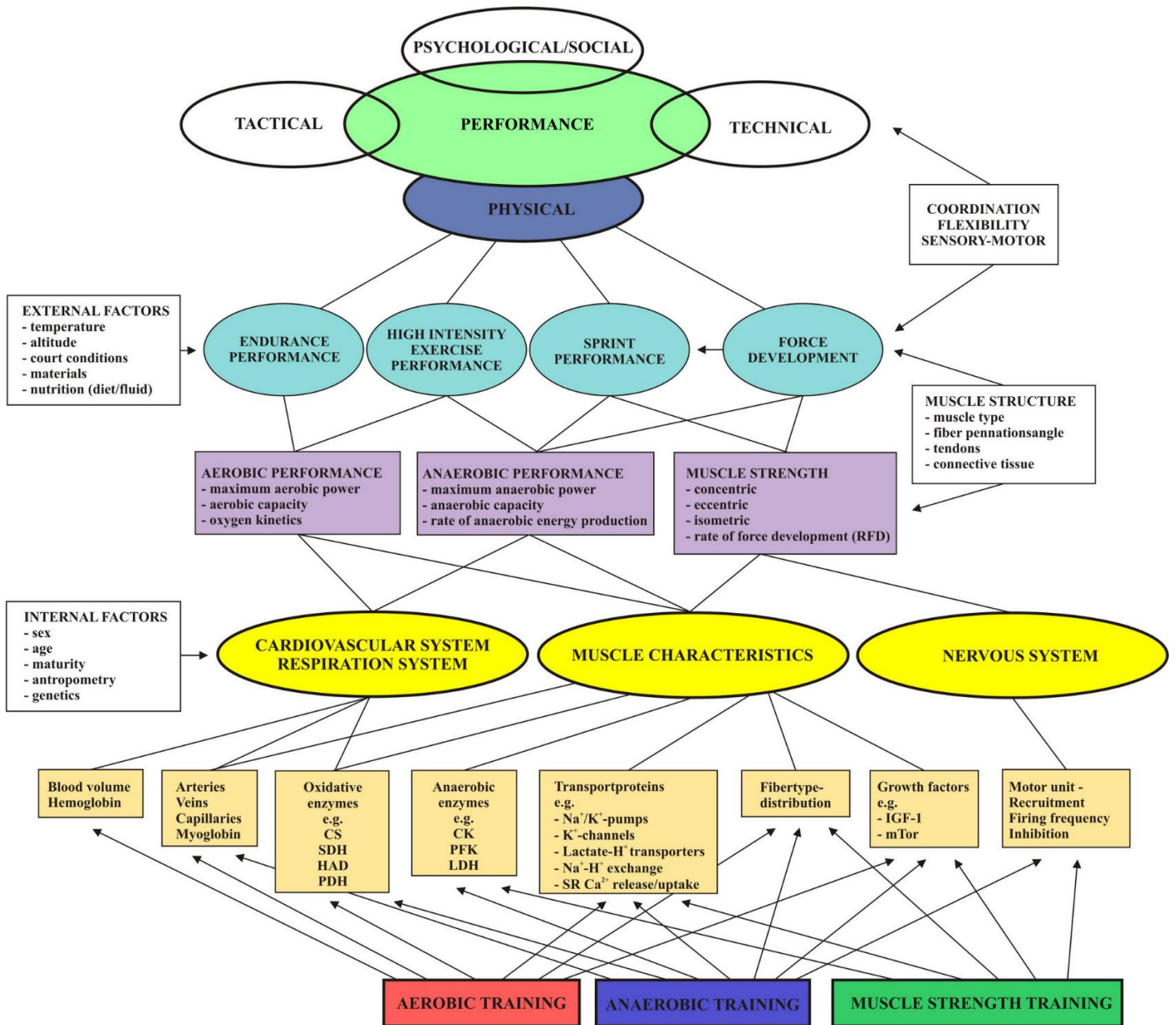


Figure 22-Modèle holistique de Bangsbo [57]

Cette représentation de la performance, en particulier ceux des déterminants physiques d'un athlète permet d'établir une réflexion sur le renforcement des caractéristiques physiques d'un athlète selon sa discipline. Il semble crucial de prendre en compte les demandes physiques et physiologiques de l'activité afin de savoir quelles caractéristiques seront sollicitées (e.g. Force musculaire → caractéristique musculaire et système nerveux). L'entraînement et le renforcement des bonnes combinaisons de caractéristiques apparaissent donc essentiels pour atteindre la performance dans un domaine ciblé et identifié.

En parallèle des caractéristiques physiques, les caractéristiques physiologiques et mentales du pratiquant sont également source de réussite. Les études ayant montré que les athlètes avec une meilleure santé mentale ont 70% à 85% de chances d'être plus performants et d'obtenir de meilleurs résultats [58], [59].

Cependant la performance sportive ne doit pas se limiter à une approche purement physiologique et de caractérisation du comportement du sportif mais s'étendre au-delà. En effet *Abt et al* [60] dans leur article appellent à voir plus loin dans l'idée de la performance. Il y est souligné que la plupart des publications scientifiques traitant de la performance ne font que dupliquer les études relatives à un sport et les calquer sur un nouveau sport sans réel questionnement sur la nécessité de l'étude. Cette notion de performance, ou du moins son étude se doit d'avoir une portée plus universelle et viser l'ensemble des sports en général. Il y est également évoqué un manque de sens critique envers les modèles développés et le choix des populations choisies lors des phases de tests qui sont des points importants à considérer dans un cadre de recherche.

En complément de l'approche de la performance générale précédemment présentée, l'approche de la performance vue des sports de raquette peut être faite. La notion de performance dans les sports de raquette a été traité par *Krizkova et al*, dans une revue de littérature [61], il en ressort différents aspects pour la qualifier. En accord avec la définition de la performance décrite précédemment, on retrouve en indicateurs de performance au sens général du terme :

- La détection du potentiel d'un joueur
- Performance physique
- Performance technique
- Analyse de jeu et adaptation

Pour corréler et appuyer ces indicateurs subjectifs, l'utilisation de données factuelles est nécessaire pour confirmer la performance, telles que :

- Le système de classement à points présent dans les sports de raquette
- Des données de match (statistiques, capteurs...)

D'une manière plus générale, *Hugues & Bartlett* [62] proposent une approche des paramètres liés à la performance d'un point de vue hiérarchique selon la nature du sport visé. Dans le cas des sports de filets (Tennis de table/tennis/badminton) il y est défini une liste de paramètres comme étant des potentiels indicateurs de performance comme le montre la Figure 23.

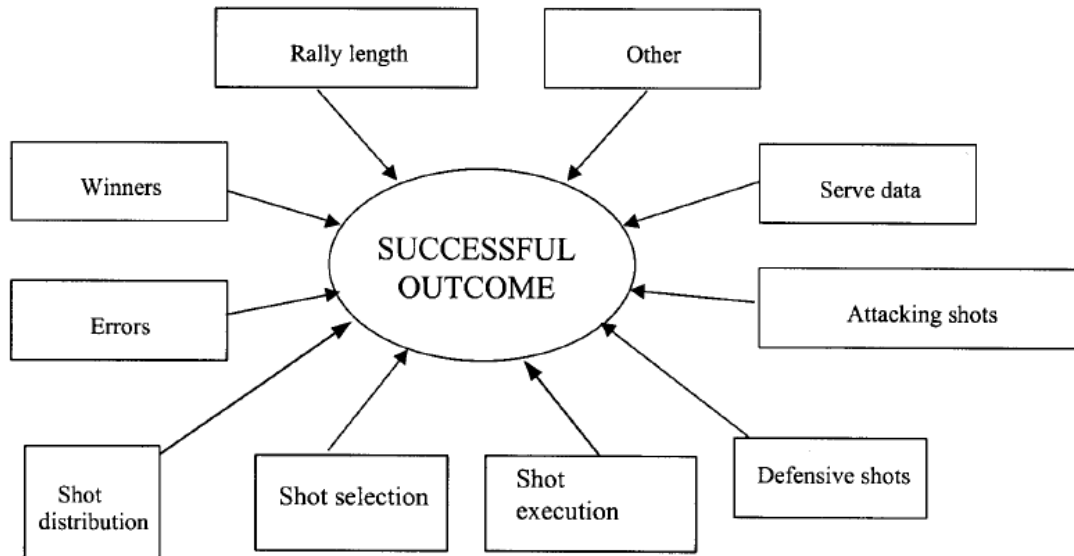


Figure 23-Facteurs de performance des jeux de filets et de murs selon Hugues & Bartlett [62]

On retrouve alors des facteurs tels que l'exécution des frappes, le choix tactique, les fautes ; tous ces éléments font alors écho avec les éléments des travaux de *Krizkova et al* [61] présentés précédemment.

Cependant le plus gros challenge reste les techniques et méthodes d'analyse de la performance par les indicateurs cités. L'informatique devenant de plus en plus présente dans le domaine sportif d'après *Chi et al* [63] et *Claudino et al* [64] les méthodes d'entraînements et suivis des performances évoluent. Accompagnant ces méthodes de suivi de performance, les capteurs embarqués deviennent la norme et permettent l'acquisition de données jusque-là non exploitables pour les entraîneurs et les coachs [65].

Cette nouvelle dimension apportée par les capteurs, permet d'approcher le tennis de table avec un nouveau regard sur différents aspects de la performance tels que nous l'avons vu précédemment. Une attention particulière est également portée dans la recherche sur la détection et prévention des blessures chez les athlètes.

Blessures, survenant fréquemment dans des contextes d'épuisement tant physiques que mentaux au court d'un match ou d'une saison sportive. Contexte aussi connu sous le nom commun de fatigue. Cette dernière fait également l'objet de multiples recherches tant d'un point de vue fondamental qu'un point de vue applicatif. En effet, la fatigue est connue pour être un facteur influant de la performance, cependant sa mesure reste complexe, souvent intrusive et contraignante pour les joueurs. Un réel gap de connaissance est établi dans les méthodes de mesures de la fatigue hors physiologique aussi bien que la compréhension des effets de celle-ci sur des populations très ciblées de sportifs de haut niveau

I.3.5. Mise en relation Mouvement-énergie (Biomécanique)

Un aspect important du tennis de table est l'engagement du joueur dans les gestes, cet aspect traduit la présence d'une énergie mécanique mise en jeu. L'énergie provenant majoritairement du bas du corps d'après *Lam et al* [66] et *Yu et al* [67], il est intéressant d'observer l'énergie fournie par les différents groupes musculaires mis en jeu. *Marsan et al* [68], lors de ses expériences, a prouvé que le travail et la puissance transmise par la hanche des joueurs variait en fonction des coups réalisés. Les résultats de ces expériences permettent d'illustrer la dimension stratégique du tennis de table, certains coups sont moins consommateurs d'énergie et peuvent être utilisés pour temporiser les matchs selon les situations.

Dans une optique d'optimiser la performance énergétique chez les joueurs de tennis de table, *Bañkosz* a observé les différentes vitesses articulaires sur une large population de joueurs afin d'observer les corrélations sur la vitesse de la raquette [69]. De cette étude plusieurs conclusions ont pu être tirées :

- La vitesse maximale de la raquette est atteinte légèrement après l'impact de la balle sur la raquette (de $0.02s$ à $0.03s$ en moyenne)
- Les articulations ne sont pas toutes sollicitées de la même manière selon le coup joué.

De plus il est mis en évidence que sur la population évaluée, les joueurs professionnels ont des meilleurs couples articulaires, et donc de meilleures vitesses de raquette. Les recherches de *Iino et Zheng* [70], [71], [72] corroborent ces résultats en venant observer les vitesses articulaires linéaires et angulaires du poignet. Ils apparaissent alors comme des facteurs majeurs dans la génération de grandes vitesses linéaires et de rotation respectivement.

L'implication des différents couples articulaires durant un match peut varier selon l'intensité du match et des rythmes imposés par les frappes de balles. Dans ce contexte *Li* [41] a étudié l'évolution énergétique de la réalisation de coups droits à différentes fréquences de distribution de balles. Cette étude a permis de mettre en évidence une décroissance de la demande énergétique des coups droits dans les hautes fréquences de frappes.

I.4. Notion de fatigue

I.4.1. Contexte historique et définition générale

Une partie de notre travail concerne la détection de la fatigue, il convient tout d'abord de la définir de manière formelle. Evoqué par *Hippocrate* (5^{ème} siècle avant JC), *Duchenne* ou *Freud* au 19^{ème} siècle, le concept de fatigue a été posé pour la première fois par *Mosso* en 1906 dans son ouvrage original « *la fatica* » [73]. La fatigue y est décrite comme un état dans lequel la génération d'un effort physique par un muscle sera différente d'un état dit « normal ». *Mosso* y décrit également 2 phénomènes récurrents lors de ces expériences sur la fatigue :

- La diminution de la force musculaire
- Une sensation d'épuisement et d'effort

A l'époque il appellera la combinaison de ces deux facteurs la « *Loi de l'épuisement* ». Il induit alors la notion de réversibilité de l'état de fatigue par le repos, bien des années plus tard, *Cairns et al* [74] traduiront ce phénomène comme étant une évolution temporelle de la fatigue, montrant que l'état de fatigue n'est pas permanent.

De nombreux scientifiques ont également défini la fatigue mais les deux points cités ci-dessus restent communs avec toutes ces définitions, la revue de littérature de *Williams et Ratel* [75] en citent plus d'une dizaine. De nos jours ces phénomènes sont mieux connus et distincts sous les noms de fatigue neuromusculaire et fatigue mentale. Il est important de souligner que la fatigue est un phénomène difficilement mesurable simplement et que le meilleur moyen de l'évaluer reste l'auto évaluation des participants d'après les travaux de *Enoka et Duchateau* [76]. L'autoévaluation du sentiment de subjectif de fatigue est faite à l'aide d'échelles visuelles analogiques (VAS) et de questionnaires.

Cette définition de la fatigue peut encore se décliner selon l'origine de celle-ci, on viendra alors distinguer deux natures de fatigue : physique et mentale.

I.4.2. Fatigue neuromusculaire

Dans sa revue de littérature de 2001, *Gandevia* [77] retrace l'historique des études de la fatigue centrale et neuromusculaire. Il y définit formellement la fatigue centrale comme étant « une réduction progressive de l'activation musculaire pendant un exercice » d'après les multiples définitions de la littérature.

L'évaluation de la fatigue neuromusculaire a également été traitée par *Cairns et al* [74], dans son article traitant des différentes approches utilisées pour l'étude de la fatigue neuromusculaire. Y sont citées différentes méthodes de mesure de la fatigue neuromusculaire et dans quel contexte elles doivent être utilisées ainsi que les différents appareils de mesures couramment utilisés dans ces protocoles.

Il y décrit la méthodologie de construction d'un plan expérimental centré sur la fatigue neuromusculaire, quels protocoles considérer, les variables à mesurer et quels sont les appareils de mesures associés. La Figure 24, issue de son travail nous montre les modalités de tests expérimentaux envisageables selon différents cas possibles. Ces travaux constituent une base solide pour le développement d'études dédiées à la fatigue neuromusculaire et centrale.

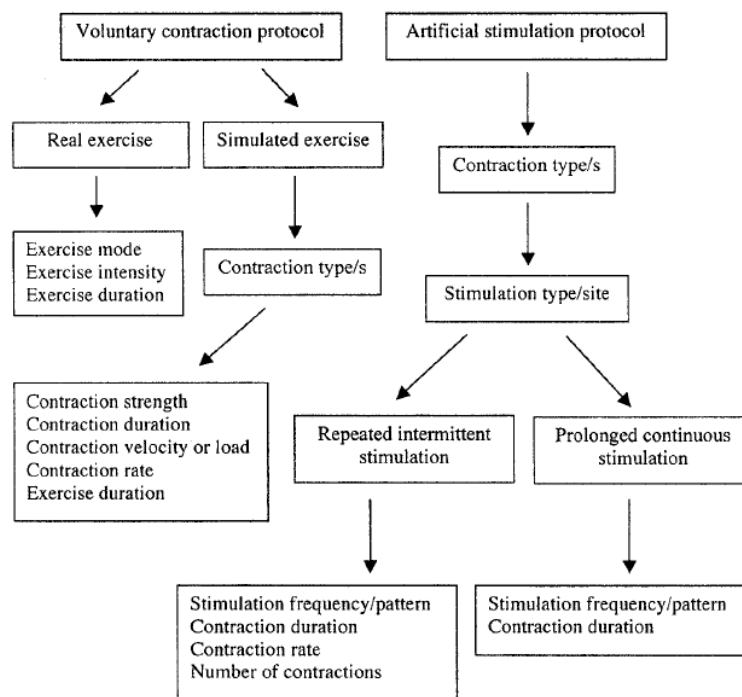


Figure 24-Facteurs à considérer lors de la mise en place d'un protocole de fatigue issu des travaux de Cairns[74]

Un des indicateurs de fatigue lié à l'effort et la performance énoncé par *Cairns* est le Ratio d'effort Perçu (*RPE*), il est fondamental pour mesurer la « sensation de fatigue » décrite par *Mosso*. Démocratisé par les travaux de *Borg* [78] il est décrit comme étant un indicateur de l'effort lors d'une action nécessitant un travail physique. Il donnera son nom à l'échelle utilisée pour mesurer ce sentiment d'effort perçu : « l'échelle de Borg ». Néanmoins il ne faut pas oublier que le *RPE* est un indicateur basé sur la perception (subjectif), et qu'il n'y a pas de forme prédéfinie du *RPE*.

Un second indicateur utilisé pour valider la présence de fatigue neuromusculaire est la contraction Volontaire Maximale (*CMV*). Ce paramètre mesuré par un ergomètre indique la force du participant sur un mouvement et un groupe de muscles ciblés. Cette *CMV* se veut représentative de l'état musculaire du participant, et répond à la définition de *Mosso* de l'incapacité de déployer une force en état de fatigue.

L'induction de fatigue neuromusculaire est réalisable en venant affaiblir un groupe musculaire ciblé par répétition en charge (ou non) sur un mouvement ou une séquence de mouvements déterminée.

I.4.3. Fatigue mentale : Définition, mesure et induction

La notion de fatigue mentale a été introduite par *Boksem* [79] qui a proposé la définition suivante majoritairement reprise par la communauté scientifique :

« *Fatigue mentale, un état psychobiologique causé par une longue période d'activité cognitive et caractérisée par des sensations d'épuisement et de manque d'énergie* »

Historiquement, c'est *Marcora* et ses travaux [80] qui a été le premier contemporain à s'intéresser aux effets de la fatigue mentale introduite par *Mosso* dans le domaine sportif et sur la performance physique après un siècle sans avancée majeure. Lors de ces expériences, il essaye de démontrer l'influence de la fatigue mentale sur la performance physique. Basé sur une population d'étude sélectionnée, il mesure des indicateurs physiologiques (VO_2 max, Rythme cardiaque...) en condition de contrôle.

Les mesures sont reproduites après induction de la fatigue mentale et permettent la comparaison des différents marqueurs physiologiques et de fatigue avant/après induction. Les résultats de son étude ont démontré que seul le RPE augmentait en condition de fatigue mentale, les marqueurs physiologiques restent non perturbés par la présence de fatigue mentale ce qui est une avancée majeure.

Cette étude sera complétée par *Pageaux et Lepers* [81], [82], [56] qui ont démontré, à l'aide de protocoles similaires, que non seulement la fatigue mentale ne perturbe pas les marqueurs physiologiques *mais n'affecte pas la production de force musculaire*. La fatigue mentale est alors corrélée à une diminution des performances physiques sur des tâches d'endurance de type « temps jusqu'à épuisement » avec pour conséquences une augmentation de la sensation subjective de fatigue ainsi qu'une augmentation du niveau d'effort perçu (RPE).

Il existe plusieurs façons d'induire la fatigue mentale, les plus connues étant l'utilisation de tests de stimulations cérébrales. Les plus connus étant les deux suivants :

- Le test de *Stroop*
- Le test *AX CPT (AX Continuous Performance Test)* :

Le test de *Stroop*, introduit par *Stroop* [83] étant l'un des tests les plus connus, il s'agit d'un test demandant une grande attention. Le test consiste à lire et prononcer le nom de la couleur de différents mots colorés. Cette tâche est présentée en Figure 25, et a pour but de créer une interférence cognitive demandant au participant de traiter l'information rapidement tout en le réfrénant de par la nature des consignes données.



Figure 25-Exemple de test de Stroop

Un second test, tout aussi répandu dans la littérature scientifique nommé *AX-CPT* a été créé par *Cohen et al* [84], en se basant sur un test déjà existant : le test *CPT* (*Cognitive Performance Task*). L'*AX-CPT* est une des versions du test de performance continue dans laquelle on demande au participant, assis devant un écran d'ordinateur, d'appuyer « le plus vite possible sans faire d'erreur » sur la touche espace quand la lettre « X » (signal cible) est présentée à la suite de la lettre « A » (signal valide) et de ne pas répondre pour tous les autres stimuli.

Chaque stimulus est présenté pendant 300ms au centre de l'écran. L'intervalle inter-stimuli est fixé à 1200ms. La séquence A-X a une fréquence d'apparition de 70% et les autres séquences de 10% (séquence « BX », au cours de laquelle un signal non valide (i.e. non- « A ») précède la signal cible (« X ») ; séquence « AY », dans laquelle le signal valide est suivi d'un signal non-cible (non- « X ») ; séquence « BY », dans laquelle le signal valide et signal cible sont incorrects). Ce test est reconnu pour induire une fatigue mentale [80]. Un exemple de séquence d'*AX-CPT* est donné en Figure 26.

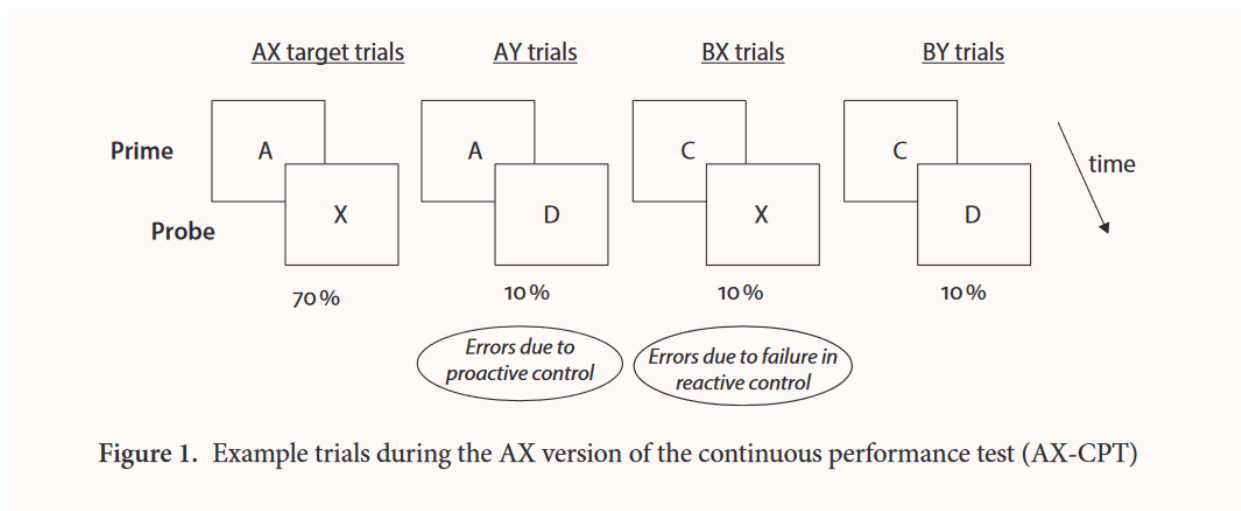


Figure 1. Exemple trials during the AX version of the continuous performance test (AX-CPT)

Figure 26- Représentation d'une séquence de test AX-CPT

I.4.4. Principaux effets de la fatigue au tennis de table

Dans le cas d'activités sportives de haute performance, la fatigue mentale ou physique a souvent des conséquences différentes dépendantes de l'activité. Il a été discuté précédemment que la fatigue mentale venait impacter fortement les sports d'endurance. Dans le cas des sports de raquette qu'en est-il ?

Des travaux conduits par *Girard et Millet* [85] et *Girard et al* [86], ont étudié l'influence de la fatigue mentale et physique dans le cadre de la pratique du tennis et plus largement dans les sports de raquette. Dans le cas du tennis, les effets sont multiples notamment lors d'une pratique prolongée (>3h). Une forte augmentation du RPE et une diminution de l'ordre de 10% de la CMV au niveau des quadriceps est constatée.

Au tennis de table, *Le Mansec* a mené des tests d'inductions de fatigue afin de connaître l'influence sur des paramètres de performance [87]. La constitution d'un protocole croisé complet avec une population d'étude de joueurs professionnels en fait une référence pour l'étude de la fatigue au tennis de table. Les tests réalisés ont plongé les participants dans 4 conditions de fatigue différentes :

- Contrôle
- Fatigue mentale
- Fatigue neuromusculaire : Biceps
- Fatigue neuromusculaire : Quadriceps

Afin de caractériser la performance au tennis de table, *Le Mansec* utilise également un indicateur de performance développé lors de ses travaux [88], qui s'est montré particulièrement sensible au niveau du joueur. L'indicateur de performance est défini comme suivant par l'équation (I-5).

$$PI = \frac{V_{moy} * P}{100} \quad (I-5)$$

Avec V_{moy} la vitesse moyenne des balles de la série (sur 45 balles), P l'indicateur de précision (adimensionné) représentatif de l'impact de la balle par rapport à une cible figée. Ce résultat montré en Figure 27 met en évidence une relation statistiquement significative et fortement corrélée positivement ($R^2 = 0.79$).

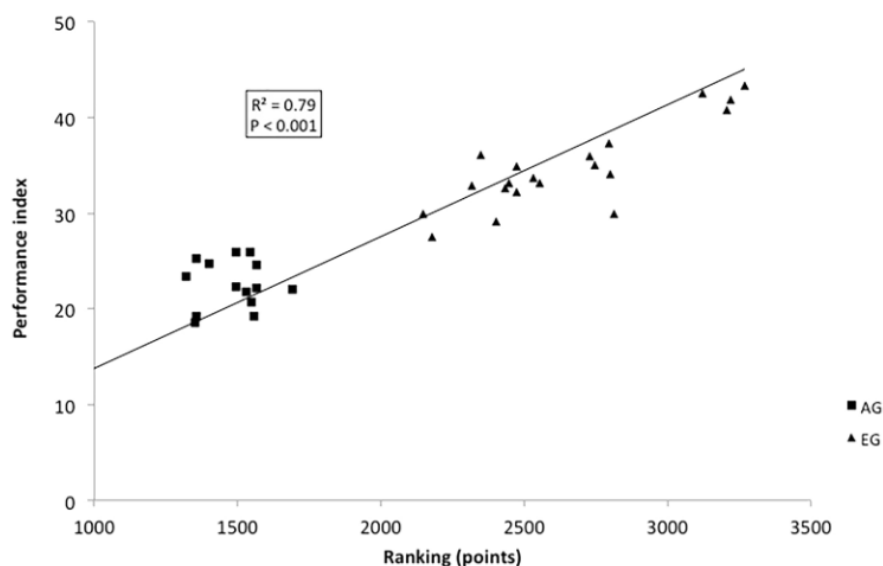


Figure 4 — Performance index was linearly related to the ranking of the players. Only players from the expert group (EG) and advanced group (AG) are included (n = 34).

Figure 27-Corrélation entre le niveau du joueur et l'indice de performance obtenu par Le Mansec

Le protocole de test utilisé par *Le Mansec* consiste à mesurer ces différentes variables ainsi que l'indicateur de performance et d'observer leur sensibilité à la fatigue après induction volontaire. Les résultats post induction de fatigue ont montré des variations statistiquement significatives présentés dans la Figure 28.

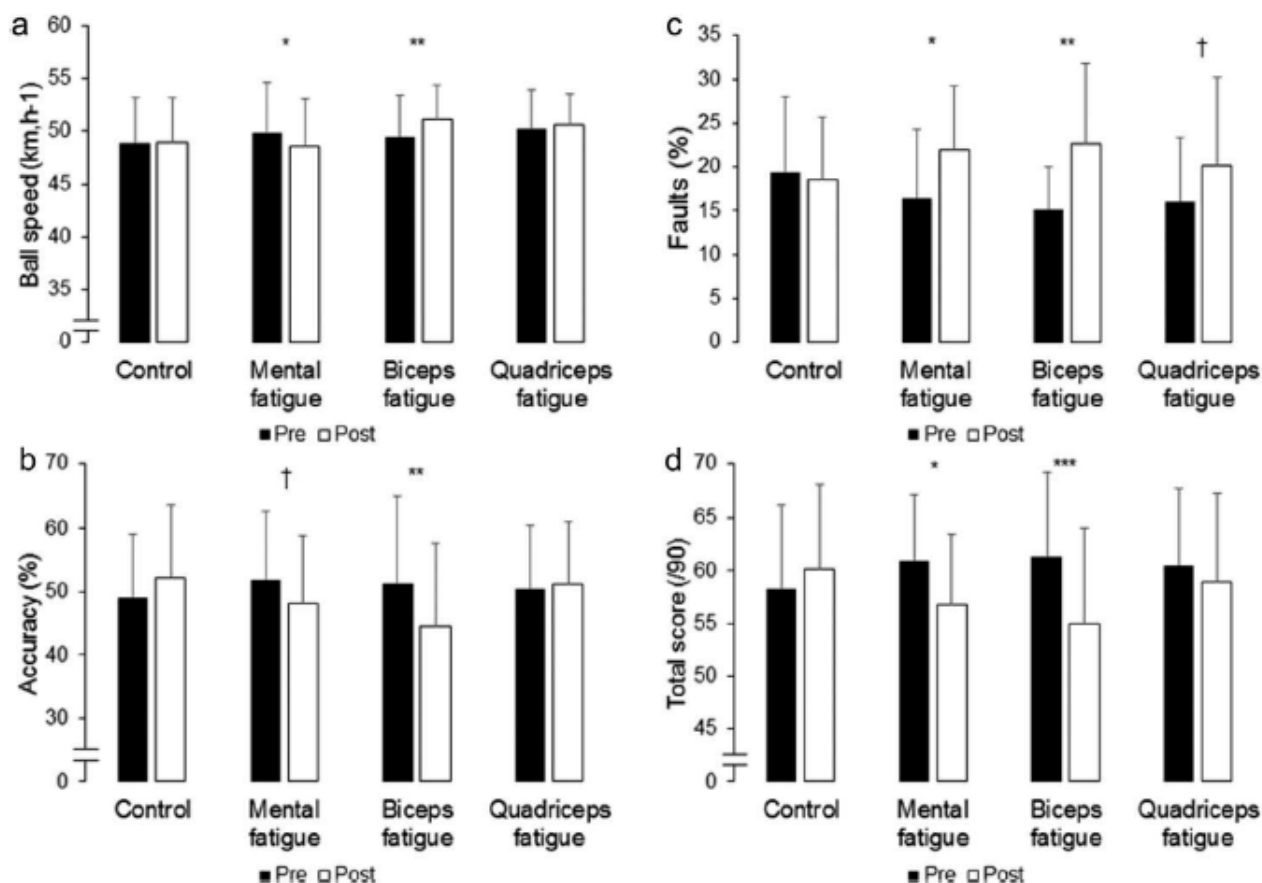


Figure 28-Effet de la fatigue sur des paramètres de performance du joueur de tennis de table

Les résultats de l'expérience ont montré des effets différents selon le type de fatigue induite, l'ordre de grandeur des variations observées est rapporté dans la Table 3.

	FATIGUE MENTALE	FATIGUE BICEPS	FATIGUE QUADRICEPS
VITESSE DE BALLE	↓ 2.2%	↑ 3.4%	--
PRECISION	↓ 3.9%	↓ 6.7%	--
NOMBRE DE FAUTES	↑ 5.4%	↑ 7.4%	↑ 4.2%

Table 3-Effets principaux de la fatigue au tennis de table

On observe principalement les effets de la fatigue mentale et fatigue au niveau du biceps (diminution de la précision dans les deux cas), et augmentation du nombre de fautes. On remarque également que la

condition de fatigue au niveau des quadriceps n'a que très peu d'impact sur la performance au tennis de table.

Ces résultats permettent d'établir un lien entre la qualité de balle et un état de fatigue d'un joueur. Cette relation est intéressante et pourrait être étendue non plus seulement à la balle, mais à la gestuelle comme point d'entrée à la détermination d'un état de fatigue.

Les travaux de *Le Mansec* ont montré l'impact de la fatigue mentale sur la performance directe des joueurs au tennis de table, mais ce ne sont pas les seuls impacts de la fatigue. L'effet de la fatigue mentale au tennis de table sur la performance a également montré des signes de sensibilité sur la réactivité des joueurs. Nous définirons le temps de réaction comme l'intervalle de temps écoulé entre le démarrage d'un événement (stimulus) et de la réaction mécanique à cet événement. Au tennis de table (et dans de nombreux sports) les stimulus sont nombreux et proviennent de différentes sources généralement liées aux 5 sens de l'être humain.

Au tennis de table c'est majoritairement la réaction au stimuli visuel qui est sollicité chez le joueur, qu'on cherchera à minimiser. La composition du temps de réponse dans son ensemble a été longuement étudiée par *Burle et al* [89] ou encore par *Davranche* [90] et *Hasbroucq* [91]. Ces travaux ont permis de décomposer le temps de réaction (noté *RT*) en composantes distinctes : un temps prémoteur (noté *PMT*), un temps moteur ou délai électromécanique (noté *MT* ou *DEM*) et un temps de déplacement (*DT*).

Le temps de réaction totale peut donc s'écrire :

$$RT = PMT + MT + DT$$

Cette relation peut s'observer graphiquement en relevant l'activité électromyographique d'un groupe musculaire sujet à stimulus. On notera *IAT* un temps d'activation incorrect et *CT* le temps de correction d'une mauvaise activation. Un exemple complet de cette somme de composantes est donné en Figure 29.

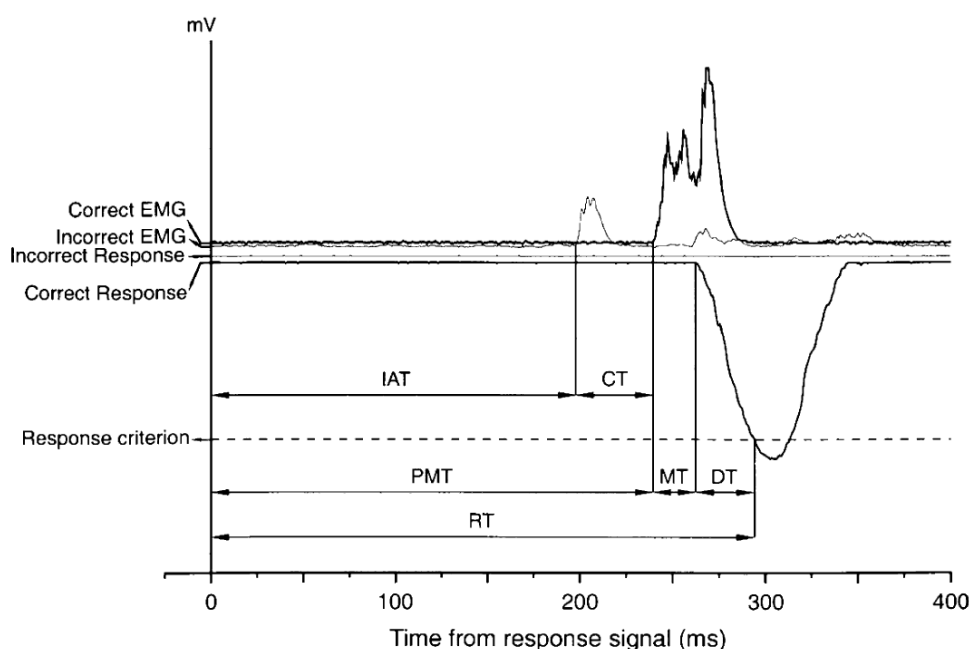


Figure 29-Activité électromyographique et signaux mécaniques tirée des travaux de Burle et al [89] montrant la composition du temps de réaction totale

Dans la suite de ces travaux, *Le Mansec* s'est penché sur ces notions de temps de réaction [92], [93], tout d'abord sur l'aspect mesure du temps de réaction, à partir de mesures électromyographiques, puis sur l'impact de la fatigue sur le temps de réaction. Ces résultats ont montré que la fatigue quel que soit sa nature n'affectait pas le temps moteur d'un sportif lors d'une tâche de réactivité après induction.

Les travaux de *Habay et al* [94] prolongeront cette idée de dégradation du temps de réaction en condition de fatigue mentale ; mais en affinant la nature de la tâche à exécuter. La tâche demandée est de nature visuomotrice propre au tennis de table et a montré une sensibilité du temps de réaction à l'état de fatigue du participant. Ces travaux montrent une augmentation du temps de réaction chez les participants en conditions de fatigue mentale comparée à une population de contrôle. Les signatures observées sur des encéphalogrammes associés ont montré des variations notamment dans les bandes α et θ pour ces cas de fatigue mentale.

Dans nos travaux, cet aspect de temps de réaction ne sera pas observé, mais les comportements et tendances attendues seront néanmoins considérés dans les analyses.

Pour résumer, cette partie a permis d'introduire la notion de fatigue au sens large du terme avant de faire un focus sur deux facettes qu'elle peut prendre : la fatigue mentale et la fatigue neuromusculaire. La définition des effets néfastes de ces deux natures de fatigue, tout d'abord au sens de la performance sportive puis dans un cadre plus restreint qu'est la performance au tennis de table. Le sujet étant vaste et en vogue, de multiples études viennent régulièrement redéfinir un peu à chaque fois les effets de la fatigue sur la performance. Le choix de ne poser que les définitions strictement nécessaires dans cette partie ont pour objectif de permettre au lecteur d'appréhender pleinement et justement les travaux réalisés.

1.5. Conclusion

Cet état de l'art a permis dans un premier temps d'explorer la mesure de paramètres physiques et de performance au tennis de table. Notamment grâce aux travaux récents d'instrumentation spécialisée réalisés par *Blank*.

Dans un second temps, l'état de l'art nous a permis de poser les définitions, méthodes d'évaluation et effets significatifs de la fatigue dans un contexte de performance sportive. Ces effets ont plus particulièrement été étudiés sur des joueurs de tennis de table grâce aux travaux de *Le Mansec*.

L'étude bibliographique réalisée a permis de montrer que l'instrumentation et la mesure de paramètres physiques dans le cas du tennis de table est un champ de recherche vastement exploré. En passant de la mesure de l'accélération de la raquette, jusqu'à la position de l'impact de la balle sur la table. De même, elle a permis de mettre en évidence les effets de la fatigue (mentale et physique) sur la performance sportive et plus particulièrement au tennis de table.

En revanche aucun travail n'a fait le lien entre une instrumentation spécialisée du tennis de table et la mesure indirecte de la fatigue à notre connaissance.

Ce travail envisage la mise au point d'un protocole permettant la mesure de paramètres non physiologiques d'un pongiste et la prédiction de son état.

Le travail de recherche proposé se situe à l'intersection des travaux de *Blank* et *Le Mansec*. Nos travaux se veulent originaux par l'utilisation d'une instrumentation unique d'une raquette de tennis de table et son utilisation dans le but de détecter la fatigue d'un joueur. Cette instrumentation permettrait une mesure inédite de la fatigue de manière non intrusive et non physiologique du joueur grâce à son équipement de jeu.

Le chapitre suivant a pour but de présenter la plateforme expérimentale développée. Les différents appareils de mesures et méthodologies de traitement associées y seront présentées. Une attention particulière aux appareils de mesures sera portée car ils constitueront la base des analyses présentées par la suite.

II. Plateforme expérimentale

Introduction	50
I.6. Convention de gestuelles et d'exercices	50
I.7. Présentation de la plateforme	51
I.7.1. Choix des paramètres à mesurer	51
I.7.2. Matériel d'acquisition	52
I.8. Description de la plateforme	54
I.8.1. Robot lanceur de balles	54
I.8.2. Raquette instrumentée	56
I.8.2.a. Vue d'ensemble	56
I.8.2.b. Accéléromètres	59
I.8.2.c. Capteurs de pression	59
I.8.2.c.1. Introduction	59
I.8.2.c.2. Calibration	61
I.8.2.c.3. Remarques et limitations	61
I.8.3. Systèmes optiques	61
I.8.3.a. Mesure de la vitesse linéaire de balle	61
I.8.3.a.1. Signaux de mesure	63
I.8.3.a.2. Erreur de mesure	64
I.8.3.b. Mesure de la vitesse de rotation de la balle	66
I.8.3.b.1. Introduction	66
I.8.3.b.2. Signaux de mesure et méthodologie de traitement	70
I.8.3.b.3. Lecture des signaux mesurés	73
I.8.3.b.4. Validation statique de la mesure	74
I.8.3.b.5. Validation dynamique de la mesure	74
I.8.3.c. Traitement de la mesure des paramètres cinétique de la balle	76
I.8.4. Mesure de la position de l'impact de la balle sur la table	77
I.8.4.a. Localisation acoustique	77
I.8.4.b. Capteurs	77
I.8.4.c. Définition mathématique	79
I.8.4.d. Signaux et traitements associés	80
I.8.4.e. Application	87
I.8.4.f. Validation de la méthode	89
I.9. Algorithmes de traitement	90
I.9.1. Approche générale	90
I.9.2. Découpage par séquences robot	92
I.9.3. Détection d'impact « balle-raquette » via l'accélération	93
I.10. Effets indésirables et critique de l'instrumentation mise en œuvre	98
I.11. Conclusion	99

Introduction

Ce chapitre est dédié à la présentation des différents dispositifs techniques réalisés afin de mesurer des paramètres de jeu chez les pongistes. Le choix des mesures, les détails techniques et les méthodologies de traitement retenus seront explicités. L'architecture globale de la chaîne d'acquisition sera détaillée, ainsi que les stratégies d'exploitation des mesures.

I.6. Convention de gestuelles et d'exercices

Avant d'entamer la présentation de la plateforme expérimentale ; il convient de définir une convention de nommage des différents exercices que nous avons utilisés au cours de nos expériences. Dans l'ensemble de ce manuscrit quatre exercices ont été retenus comme les gestes de référence que nous souhaitons observer. Il a été montré en *Introduction*, les deux mouvements principaux qui sont utilisés au tennis de table : le coup droit et le revers. Ces coups peuvent être sujets aux différents effets de balles incidentes telles qu'une balle coupée (dit « backspin ») ou encore les balles liftées (« topspin »).

La présence de ces deux effets à un impact lors d'un contact balle-raquette, notamment sur le sens de rotation donné mais également dans l'effet résultant. Il semble fondamental de distinguer ces deux notions dont les principales caractéristiques sont données en Figure 30. Les balles incidentes y sont repérées par la lettre i , la balle renvoyée est indiquée par la lettre r .

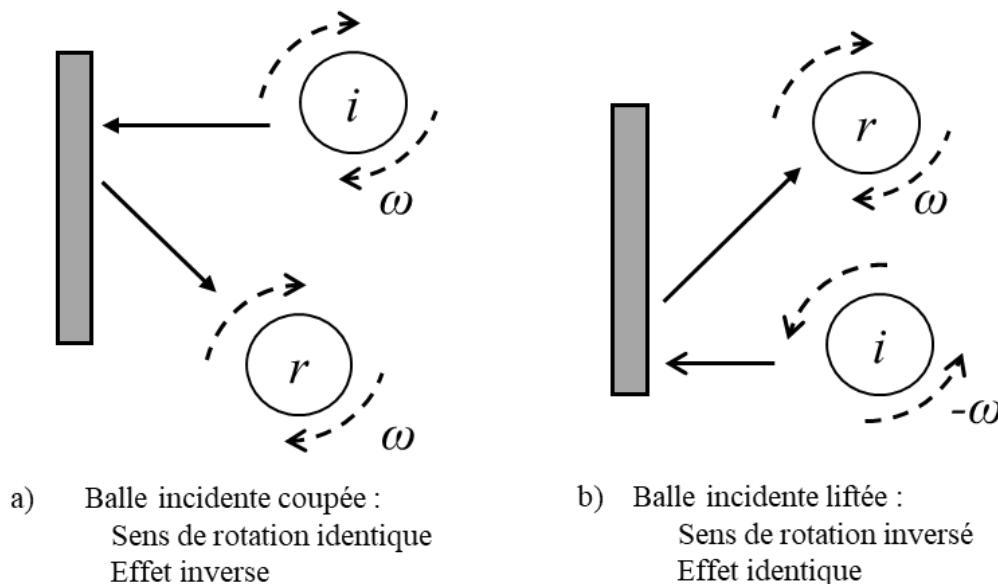


Figure 30-Influence de l'effet rentrant sur la rotation de la balle lors d'un contact balle-raquette.
a/Cas de la balle coupée b/Cas de la balle liftée

La Figure 30.a nous montre une inversion de l'effet produit au contact de la raquette sans modification du sens de rotation. Dans le cas des balles liftées, visible en Figure 30.b, c'est le contraire qui se produit. Le sens de rotation est inversé par le contact mais l'effet résultant reste inchangé, le joueur receveur se retrouvera également face à une balle liftée.

Nous pouvons maintenant introduire nos quatre exercices qui sont des combinaisons de la gestuelle (coup droit ou revers) et de l'effet incident de la balle (coupé ou lifté).

Exercice 1 et exercice 2 : Coup droit sur balle coupée et revers sur balle coupée

La balle coupée, montrée en Figure 31, arrive sur la raquette avec un sens de rotation horaire. Au contact de la raquette, si le joueur n'actionne pas de mouvement de correction, la balle s'orientera vers le bas sans changer de sens de rotation. Le joueur doit ajuster la position de sa raquette et le sens du mouvement pour remonter la balle et contrôler la trajectoire.

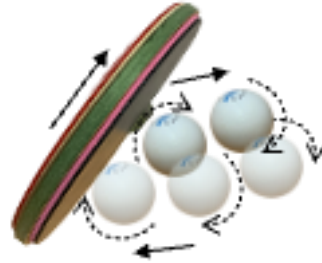


Figure 31-Frappe coup droit ou revers sur une balle incidente coupée. Le sens de rotation de la balle est horaire avant le contact et reste identique au contact de la raquette.

Exercice 3 et exercice 4 : Coup droit sur balle liftée et revers sur balle liftée

Dans le cas d'une balle liftée, elle arrive sur la raquette du joueur avec un sens de rotation anti-horaire. Au contact de la raquette, si le joueur n'actionne pas de mouvement, la balle s'orientera vers le haut en changeant de sens de rotation (Figure 32). Pour y remédier, le joueur doit ajuster son geste pour faire redescendre la balle, notamment en inclinant sa raquette.

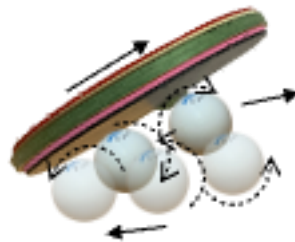


Figure 32- Frappe coup droit ou revers sur une balle incidente liftée. Le sens de rotation de la balle est anti-horaire avant le contact et s'inverse après le contact avec la raquette.

Lorsque le manuscrit fera référence à l'exercice X, il fera référence à l'un des quatre exercices présentés dans cette partie.

I.7. Présentation de la plateforme

I.7.1. Choix des paramètres à mesurer

D'après l'état de l'art réalisé, il a été vu que certains paramètres physiques mesurables ont montré une sensibilité à la fatigue quelle que soit leur nature (mentale ou neuromusculaire). Il semble donc naturel de vouloir les mesurer dans une optique de réplica à minima.

La vitesse de balle, la précision du joueur ainsi que le nombre de fautes lors d'une série seront donc le socle des mesures à réaliser. Afin de compléter l'analyse de la vitesse de la balle, nous observerons la rotation de cette dernière. Le traitement de ces paramètres nous donnera des indicateurs de performance.

Les parties suivantes de ce chapitre ont pour objectif d'explicitier les systèmes de mesures développés et leur fonctionnement. Une vision globale des différentes mesures et moyens de mesure qui seront présentés dans cette partie est donnée en Table 4.

ZONE DE MESURE		PARAMETRE MESURE	CAPTEUR
RAQUETTE	Manche	Accélération de la raquette	Accéléromètre analogique
	Manche/planche	Profils de pression	Capteurs de pression FSR
	Manche	Humidité relative	Capteurs d'humidité *
	Manche		Accéléromètre/gyroscope numérique*
TABLE	Filet	Vitesse de balle	Barrière de vitesse
	Filet	Rotation de balle	Rotation-meter
	Table	Position d'impact	Microphones
* CES CAPTEURS NE SERONT PAS UTILISES DANS L'ANALYSE			

Table 4-Tableau récapitulatif de l'instrumentation utilisée dans nos travaux

I.7.2. Matériel d'acquisition

Le système d'acquisition retenu pour réaliser les mesures est le *Picoscope 4824A* de *Pico Technology*® (Figure 33). Les systèmes d'acquisition *Picoscopes* sont des oscilloscopes numériques de précision, permettant la conversion analogique-numérique (CAN) de la mesure. La série 4000 possède un format d'acquisition de 12 bits, 8 voies d'acquisition et une bande passante de 20MHz très largement suffisante pour couvrir nos besoins. Le choix des paramètres d'acquisition est basé sur les signaux nécessitant la fréquence d'acquisition la plus élevée (critique) tout en respectant les principes fondamentaux d'échantillonnage théorisés par *Shannon* en assurant une fréquence d'acquisition au minimum deux fois plus élevée que la fréquence du phénomène à observer.



Figure 33-Système d'acquisition Picoscope series 4000, il s'agit de convertisseurs analogique-numérique

Cependant une des contraintes majeures de ces appareils est l'absence de synchronisation entre eux. En effet ces derniers ne sont pas conçus pour fonctionner en parallèle. En raison du nombre de voies de mesures nécessaires pour l'acquisition souhaitée, une synchronisation temporelle des signaux est indispensable. Ce problème sera explicité plus longuement dans la partie I.8.1.

Un problème similaire existe au niveau de l'interface logicielle distribuée par le constructeur qui ne peut gérer plus d'un appareil à la fois sur une même interface. Le développement d'un logiciel personnalisé a été réalisé pour répondre aux besoins de la partie expérimentale (Figure 34), à partir des bibliothèques SDK (*Software Development Kit*) mises en accès libre par le constructeur *Pico Technology*®. Cette nouvelle interface permet une synchronisation des fichiers de mesures des différents Picoscopes, ainsi qu'une interface graphique adaptée au nombre de voies.

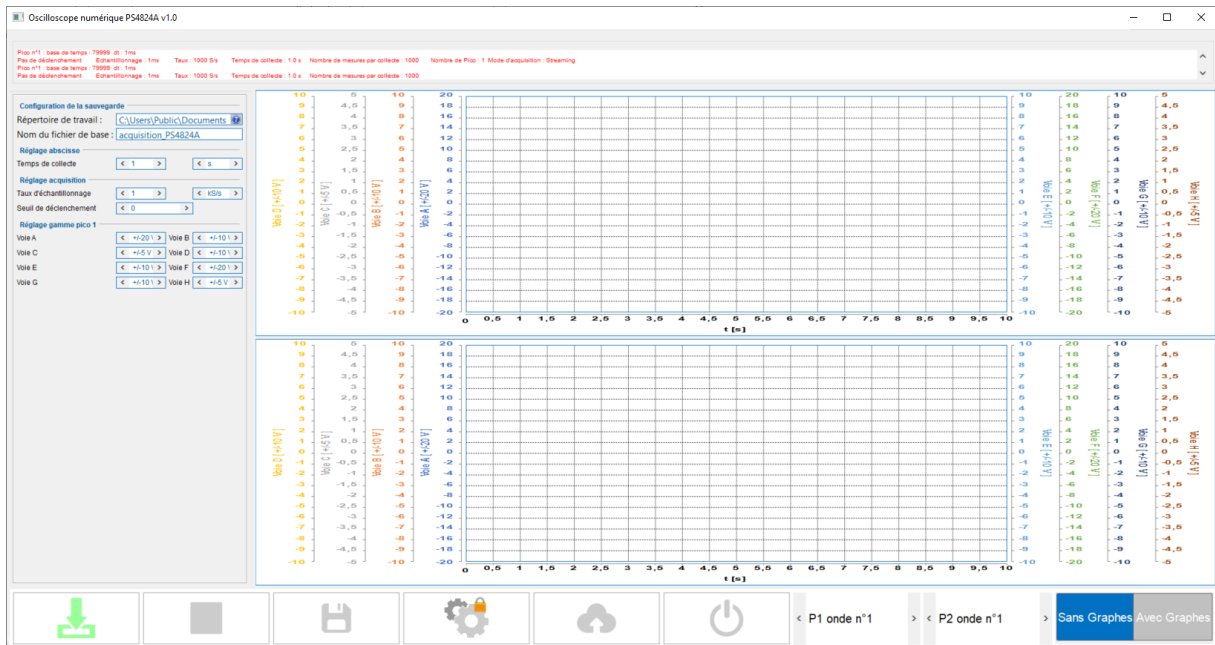


Figure 34-Interface logicielle des Picoscopes 4824A développée en JAVA à partir des bibliothèques SDK disponibles en accès libre

L'interface logicielle permet le choix des paramètres d'acquisition globaux : fréquence d'échantillonnage, gamme de mesure, démarrage sur déclenchement. La vue d'ensemble de la chaîne d'acquisition est résumée en Figure 35.

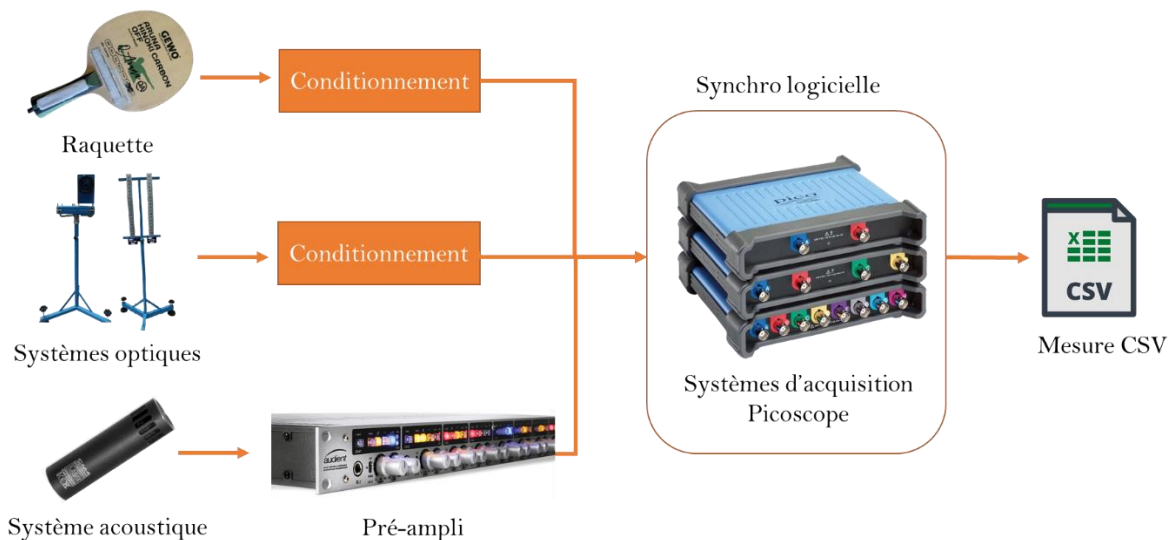


Figure 35-Vue d'ensemble de la chaîne d'acquisition présentant les familles de capteurs utilisés

Une vision globale de la plateforme, des capteurs utilisés et de leur placement est donnée en Figure 36. La photo nous montre la plateforme de mesure dans un environnement adapté : une salle d'entraînement.

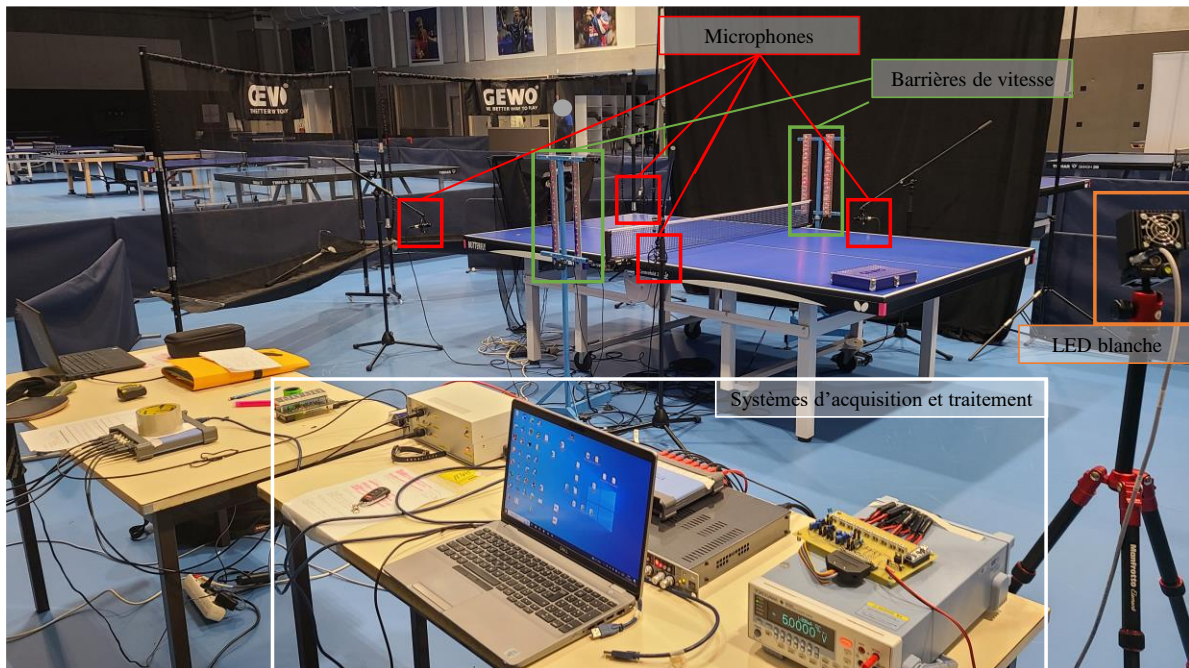


Figure 36-Plateforme expérimentale montée dans la salle d'entraînement du pôle France de tennis de table CREPS- Nantes

La photo nous montre l'ensemble des systèmes utilisés, à l'exception des appareils de mesure de rotation, placés hors champs à cause du recul nécessaire à leur utilisation.

L'objectif de la partie suivante est d'explicitier le choix des capteurs, les développements matériels et numériques réalisés. Un focus sera fait sur chaque partie de la plateforme expérimentale.

I.8. Description de la plateforme

I.8.1. Robot lanceur de balles

Pour répondre au besoin d'envoyer différents types de balles lors des sessions expérimentales, le choix d'un robot lanceur de balles a été préféré à celui d'un distributeur humain. Si la qualité de balle du robot est moins bonne que celle d'un joueur, sa régularité est plus fiable. Le robot peut fournir différents effets classiques (balles coupées, liftées ou autre) à vitesses et positions variables. Pour cela, un robot *Amicus Expert*© de la marque *Butterfly*© a été retenu (voir Figure 37). Ce robot remplit les différentes exigences demandées ainsi que la capacité à programmer des séquences de jeu courtes et répétables, assurant une distribution continue de balles.



Figure 37-Robot Amicus Expert© de la marque Butterfly©

Dans nos différentes expérimentations, le robot sera la source de la balle incidente pour le joueur. Pour un même exercice, le paramétrage des effets, des positions et des vitesses incidentes restera identique. Ce paramétrage a été déterminé et validé avec l'aide des entraîneurs du pôle France tennis de table. Le principe de fonctionnement du robot repose sur 3 galets rotatifs qui viennent imposer une rotation à la balle, venant impacter sa trajectoire, sa vitesse mais également son effet. La tête du robot est commandée de sorte que la balle puisse être dirigée dans la direction souhaitée.

Afin de répondre aux problèmes de synchronisation des signaux mesurés, un capteur a été monté en sortie du robot pour servir de déclencheur à l'acquisition. Ce capteur de passage utilise une LED IR et un photorécepteur (IS471 Light detector) qui lui est associé, ces éléments sont visibles en Figure 38. Lorsqu'un objet traverse le faisceau, le signal de mesure change d'état. Ce signal de mesure est partagé sur les trois Picoscopes dédiés afin d'avoir une référence temporelle commune à la mesure des autres paramètres de jeu et permettre une synchronisation temporelle.

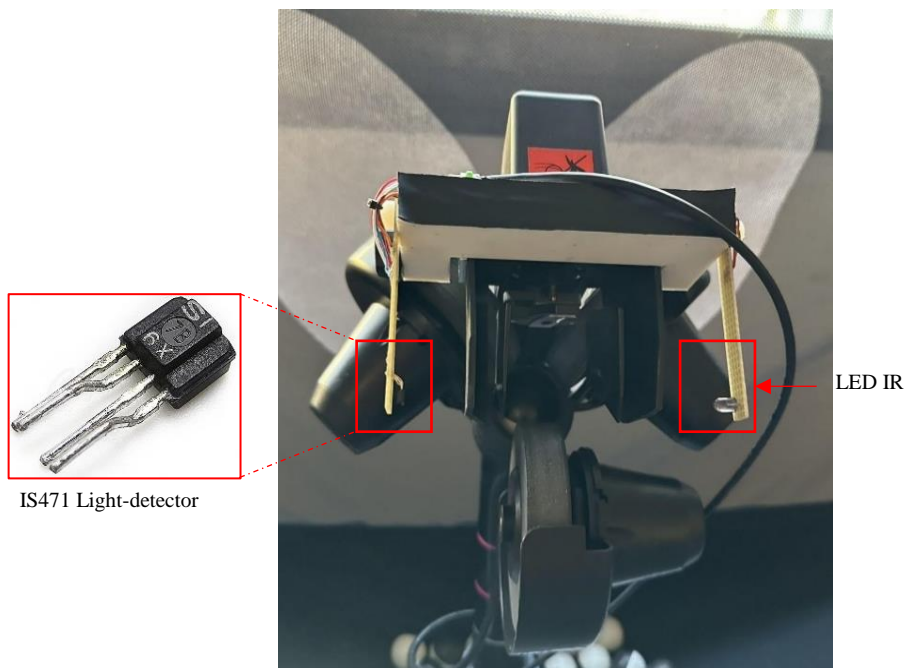


Figure 38-Capteur optique de sortie de robot composé d'une LED infrarouge et d'un détecteur photosensible IS471

On obtient avec ce système, les signaux synchronisés tels que montrés en Figure 39.

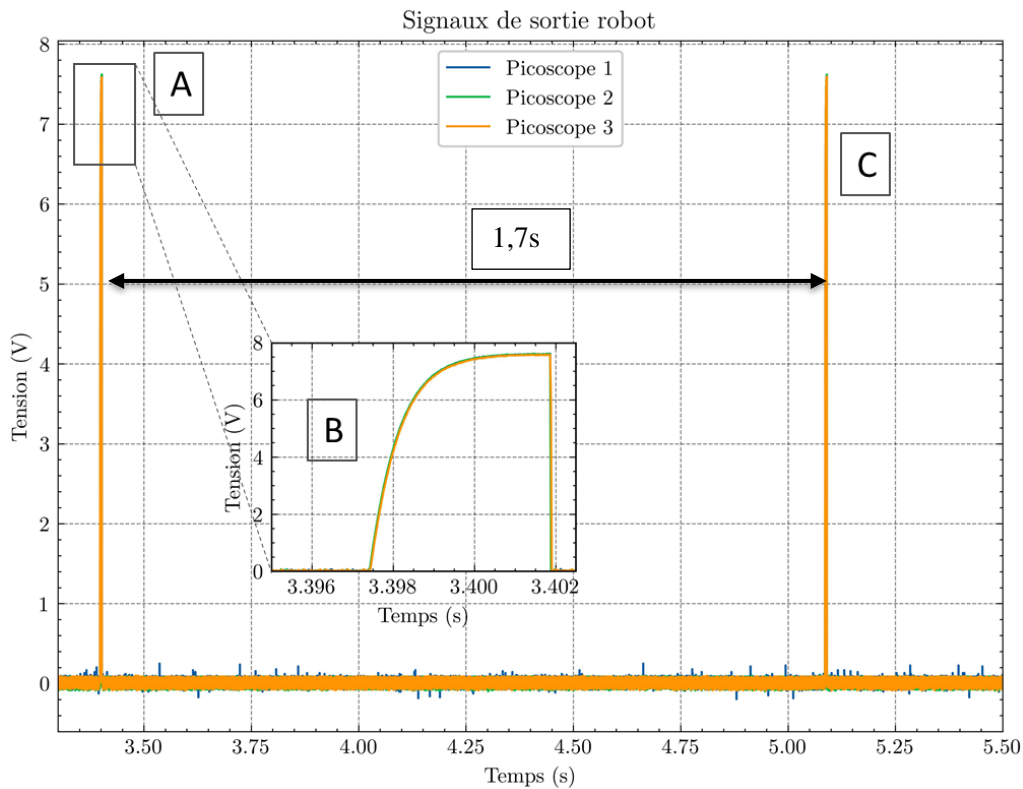


Figure 39-Signaux de sortie de robot synchronisés sur les 3 Picoscopes utilisés

La Figure 39 permet l'observation des trois signaux de déclenchement de l'acquisition de manière synchrone. La figure montre deux pulses successifs correspondant à deux départs de balles (Figure 39 A & C) avec un zoom sur les signaux du premier pulse (Figure 39 B). On observe que le temps d'obstruction du capteur optique par la balle est très court, de l'ordre de 4ms. On notera également le déclenchement cyclique du robot, celui-ci est cadencé pour un envoi de balle toutes les 1.7s soit une distribution de 35 balles/minutes. Cette distribution sera utilisée avec les joueurs lors des phases d'exercices.

I.8.2. Raquette instrumentée

I.8.2.a. Vue d'ensemble

Dans la lignée des raquettes développées que nous avons vues dans *l'Etat de l'art*, nous avons développé notre raquette qui est centrale dans notre projet de recherche.

Le choix d'un bois et de ses revêtements pour la constitution de la raquette est figée et restera la même tout au long des expérimentations. Afin de garantir une neutralité de la raquette vis-à-vis des différents joueurs et de leur style de jeu, nous avons arrêté la configuration visible en Table 5.

L'utilisation d'une raquette commune identique pour tous les joueurs est essentielle afin de réaliser une étude comparative pertinente. Les joueurs possédant des raquettes personnalisées (forme, revêtements) auront besoin d'un léger temps d'adaptation de leur style de jeu pour maîtriser cette raquette.

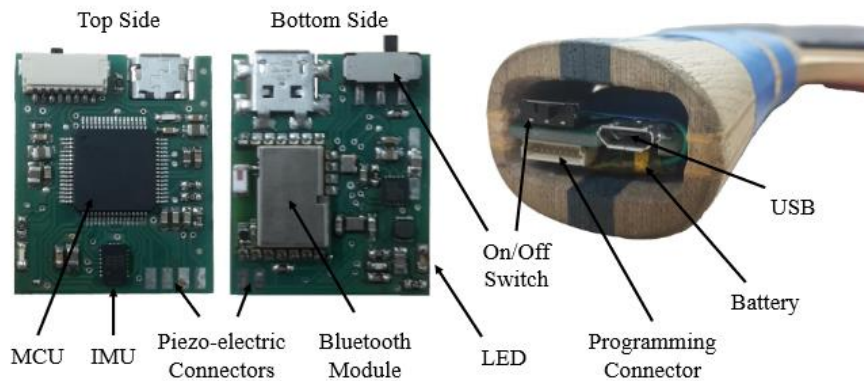
Partie de la raquette	Référence
Bois	Gewo, Aruna Hinoki Carbon OFF
Revêtements	Nexxus, el pro 50 rouge MAX Nexxus, xt pro 48 noir MAX

Table 5-Composition de la raquette : bois et revêtements

Les revêtements utilisés sont des revêtements lisses (« *backside* ») suffisamment standards pour permettre aux joueurs de s'adapter rapidement. Pour les joueurs qui utilisent des revêtements picots (comme montré en Figure 42.A) l'adaptation sera un peu plus longue.

Dans ses travaux de thèse soutenus en 2020, *Blank* réalise le développement d'une carte électronique (*PCB*) à insérer dans la raquette a été réalisé avec plusieurs objectifs et 2 variantes (voir Figure 40) :

- Des acquisitions long terme et post traitement pour sa première version
- Des acquisitions et traitement temps-réel pour sa seconde version



De notre côté, nous avons opté pour une instrumentation filaire et plus minimaliste dans la raquette afin de ne pas creuser l'ensemble de la raquette (Figure 41). De plus nous nous limiterons à une phase d'acquisition puis de post-traitement des signaux ; l'utilisation temps réel ne sera pas explorée dans nos travaux.



Figure 41-Raquette instrumentée réalisée pour nos travaux

L'instrumentation proposée comprend deux accéléromètres, un analogique l'ADXL-326 disposant d'une gamme de ± 16 g de mesure, un second accéléromètre numérique associé à un gyroscope le MPU6050 avec une étendue de mesure de ± 2000 °/s. Les accéléromètres sont logés dans le manche. La raquette embarque également 4 capteurs de force résistifs (FSR) placés de manière symétrique (sur la plaque et le manche), afin de répondre à la distinction gaucher/droitier. Deux capteurs d'humidité sont également logés de chaque côté du manche, pour de l'étude exploratoire. Une description plus détaillée des capteurs est donnée dans la Table 6.

Capteur	Placement	Référence	Caractéristiques		Quantité
			Mesure	Tension	
Accéléromètre analogique	Manche	ADXL-326	± 16 g	0 - 3,3V	1
Accéléromètre & gyroscope numériques*	Manche	MPU6050	± 16 g ± 2000 °/s	Numérique	1
Capteurs de pression FSR	Manche et bois	FSR	5kg	Dépend du conditionnement	4
Capteurs d'humidité*	Manche	HH4030 SEN-09569	0-100%	0 - 5V	2
* Ces capteurs ne seront pas utilisés dans l'analyse					

Table 6-Détails des capteurs utilisés dans la raquette, placement et quantités

La majeure partie des capteurs nécessitant une alimentation extérieure, et les mesures devant être réalisées au niveau des Picoscopes, le choix du filaire s'est imposé. Ce choix technique induit cependant une relative gêne pour la réalisation des mouvements du joueur. Un système de maintien du câble via une potence a été réalisé pour minimiser la gêne occasionnée par le câble.

I.8.2.b. Accéléromètres

Il a été vu dans la partie *Etat de l'art* que l'instrumentation par accéléromètre dans les sports de raquette est très courante. Souvent couplée à de la mesure gyroscopique et/ou magnétométrique, permettant d'obtenir des informations corrélées et fidèles du mouvement enregistré. Cependant l'instrumentation dans le cadre du tennis de table reste complexe, au vu de l'espace restreint imposé pour loger les capteurs sans venir perturber la nature de la raquette. Comme montré dans la Figure 41, l'accéléromètre analogique ADXL 326 a été placé dans le manche de la raquette, dans une cavité conçue à cet effet.

Dans notre étude, nous utiliserons majoritairement un agrégat des informations mesurées par l'accéléromètre soit la norme des 3 composantes X, Y et Z du capteur. La norme de l'accéléromètre est donnée par l'équation (II-1).

$$A = \sqrt{A_x^2 + A_y^2 + A_z^2} \quad (\text{II-1})$$

Avec A en g et $g = 9.81 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$

Bien qu'installés dans la raquette, l'accéléromètre et le gyroscope numériques ne seront pas exploités dans le cas de notre étude. Afin de rester cohérent dans l'acquisition et de limiter les développements matériels et logiciels, il a été décidé de n'utiliser que les mesures analogiques.

I.8.2.c. Capteurs de pression

I.8.2.c.1. Introduction

Afin d'obtenir une image des profils de pression lors de la frappe des joueurs, il a été décidé d'observer la dynamique du serrage des joueurs. Le serrage de la raquette chez les sportifs professionnels est principalement régi par deux styles distincts de saisie du manche : le style « orthodoxe » (*shake-hands grip*) et le style porteplume (*Pen-hold grip*) présentés en Figure 42.

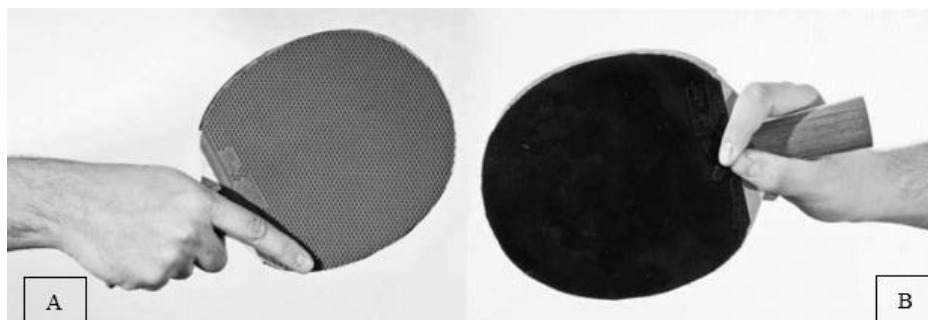


Figure 42-Style de saisie de raquette : A/ "Orthodoxe" avec revêtement à picots & B/ "Porteplume" avec revêtement lisse (dit backside)

L'observation de la dynamique de serrage est intéressante dans le cas de notre étude, pour mieux comprendre la nature d'un geste technique et repérer dans la signature technique du joueur les phases de relâchement et de serrage. Pour couvrir la possibilité que des joueurs utilisant notre matériel aient des styles différents (vis-à-vis des tenues de raquette présentées), deux parties de la raquette sont importantes pour l'observation : le manche et le bas de la plaque (Voir Figure 43). L'instrumentation du manche permet de mesurer l'effort de serrage exercé par la paume de la main et des doigts qui entourent le manche. L'instrumentation du bas de la plaque permet de mesurer l'effort de serrage en « pince » exercée par l'index et le pouce du joueur dans le cas d'une prise de raquette « orthodoxe » (la plus répandue, Figure 42.A).

Les capteurs sont recouverts de silicone afin d'assurer leur stabilité dans la raquette. Les propriétés électriques du matériau ne sont pas altérées par la colle ni le silicone. Les revêtements caoutchouteux ont été collés également sur le bois par-dessus les capteurs avec une colle à revêtement standard. Nous

avons décidé de positionner les capteurs de manière symétrique sur la raquette afin de pouvoir traiter le cas des joueurs gauchers et droitiers.

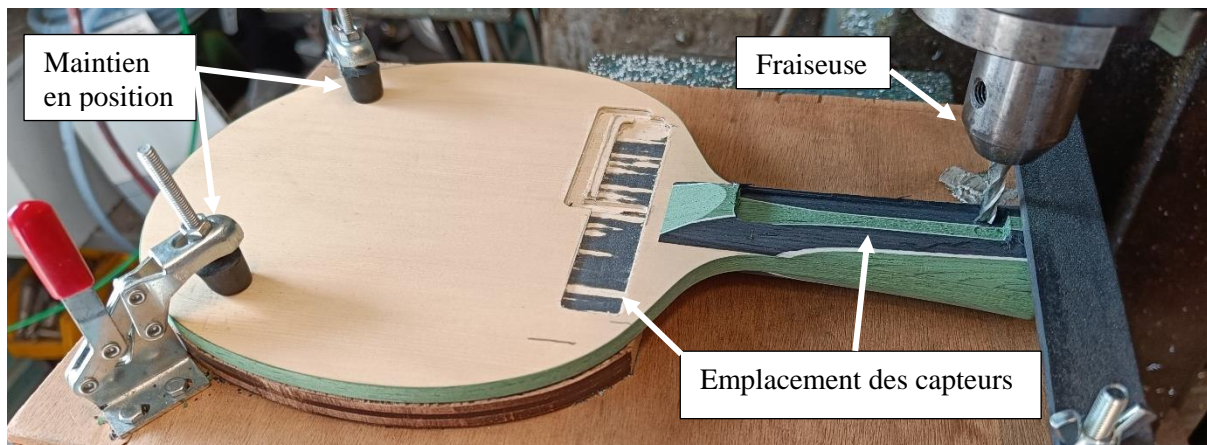


Figure 43-Positionnement des capteurs de pressions en cours d'usinage

Les capteurs de pression retenus sont des capteurs résistifs de type FSR, ces éléments fonctionnent comme une résistance variable. Il en existe de nombreuses versions avec des formes et gammes de mesure différentes. Les capteurs une fois placés de chaque côté de la raquette nous donnent l'aspect montré en Figure 44.



Figure 44-Capteurs de pressions résistifs positionnés sur la raquette

A notre connaissance aucune étude n'a observé le comportement de la dynamique de serrage des joueurs de tennis de table. L'étude dans des sports de raquette tels que le tennis a été menée de multiples fois, notamment dans les travaux de *Chadefaux et al*, *Christensen et al*, *Englel et al* [8], [95], [96].

Les résultats montrent que le serrage effectué par un joueur peut impacter les propriétés mécaniques du support (ici la raquette de tennis). Des extensions à la mesure de serrage existent également en dehors des sports de raquette notamment avec le cas du golf selon les travaux de *Komi et al* [97].

I.8.2.c.2. Calibration

Un étalonnage du capteur a été réalisé afin d'établir une relation tension de mesure – pression. Cette étape est disponible en annexes I.28.

L'utilisation des capteurs de pressions dans la suite de manuscrit utilisera les signaux en tension afin de simplifier l'exploitation de ces derniers.

I.8.2.c.3. Remarques et limitations

Le développement de cette partie mesure de pression, bien que fonctionnelle a mis en évidence certains points tangibles.

- Dynamique de la plage de mesure :

Par l'utilisation de FSR dans un pont diviseur de tension comme présenté en annexes I.28, la plage dynamique du capteur est limitée par la tension V_{ad} ainsi que la résistance R_1 . Plus la résistance R_1 sera faible plus la dynamique retranscrite sera grande sur toute la plage de mesure. Aussi la mesure de pression est conditionnée par R_1 qui doit correspondre à une plage de pression ciblée.

- Zones sensibles du capteur :

Lors de la calibration sur les différents points de tests, il a été mis en évidence des zones peu sensibles aux forces appliquées. En effet les mesures issues des points dans le bas du manche montrent un comportement présentant la même tendance de mesure mais atténuée et décalée pour les faibles masses. Ce comportement est expliqué par la présence de la connectique du FSR ne présentant pas de zone active sur une de ses extrémités comme entouré sur la Figure 45. Il est à noter que ce comportement ne perturbe pas les mesures de par la nature du capteur qui renvoie une tension image de la force appliquée sur l'ensemble de la surface.

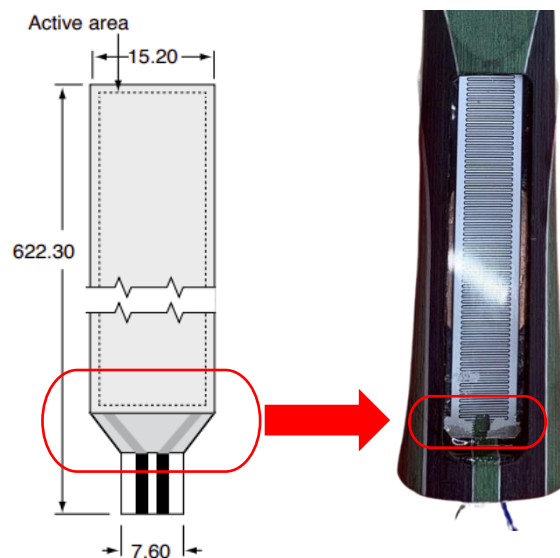


Figure 45-Zone non ou peu active du FSR, exemple du manche

I.8.3. Systèmes optiques

I.8.3.a. Mesure de la vitesse linéaire de balle

Dans le but de mesurer la vitesse linéaire de la balle, plusieurs approches ont été envisagées en raison des différentes solutions techniques disponibles. Le choix s'est porté sur un système optique simple, permettant d'obtenir la vitesse de la balle sur une portion donnée de la table en ayant conscience que la vitesse instantanée de la balle variera dans le temps.

Un système de barrière infrarouge (visible en Figure 46) a été mis en place pour cette mesure, doté de deux barrières émettrices composées de 19 diodes laser (Figure 47.B) et de deux barrières réceptrices

composées d'autant de phototransistors (Figure 47.A) de l'autre côté de la table. L'ensemble forme un détecteur dédié à la mesure du temps de passage de la balle dans le faisceau.

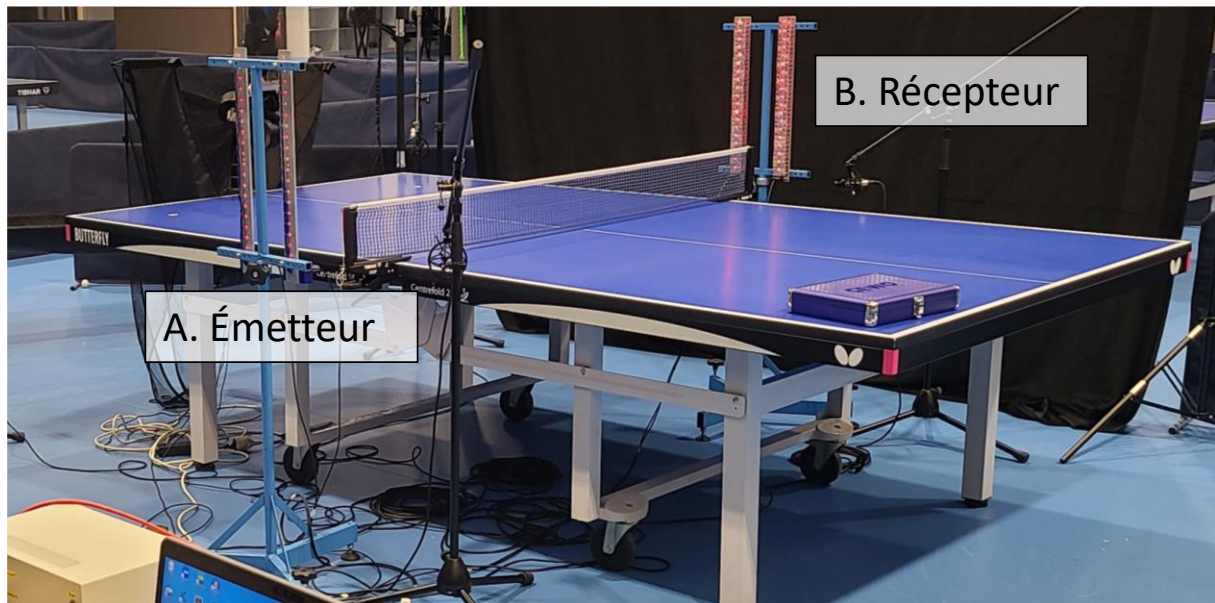


Figure 46-Barrière de mesure de vitesse en condition de jeu, les parties émettrices et réceptrices sont placées de part et d'autre de la table

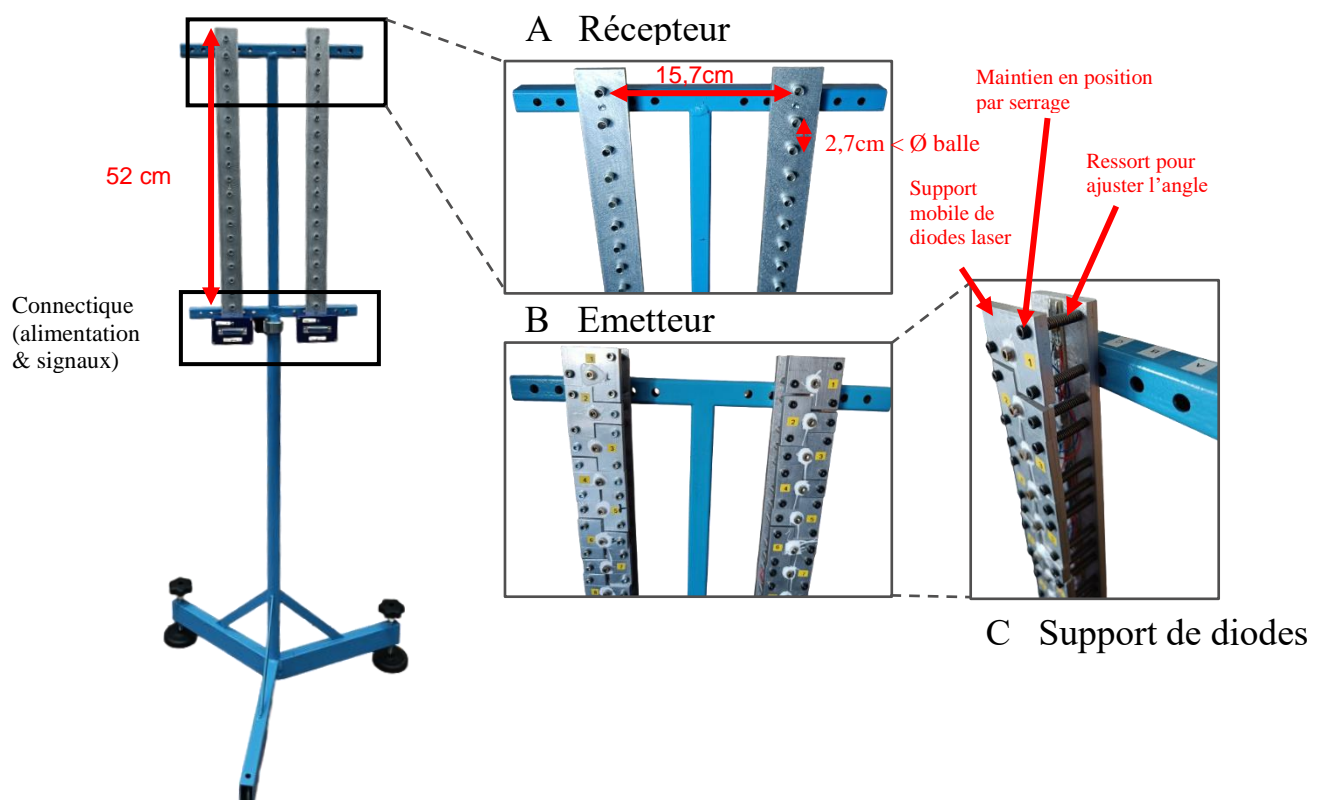


Figure 47-Barrière utilisée pour la mesure de vitesse.

A/ Partie réceptrice de la barrière B/ Partie émettrice de la barrière C/ Zoom sur le montage mécanique du support de diodes laser

Le faisceau émetteur est basé sur un ensemble vertical de diodes laser émettant dans le domaine de l'infrarouge ($\lambda = 950 \text{ nm}$). Toutes les diodes laser sont montées en série entre elles par la circuiterie, ainsi, peu importe l'endroit où la balle croisera un faisceau, elle déclenchera la détection. *De plus, chaque diode est espacée de 2.7 cm* ce qui est inférieur au diamètre d'une balle ($\varnothing 4\text{cm}$). La hauteur couverte par la détection est donnée par le nombre de diodes (19 au total) permettant une couverture verticale de passage de *51.3 cm* au-dessus de la table, bien suffisante pour capter des balles maîtrisées.

L'ensemble est solidaire d'un tripode dont l'orientation est possible à l'aide de deux pieds réglables. Cette configuration permet l'orientation et garantir l'alignement des barrières émettrice et réceptrice. Les séries de diodes sont fixées sur un support qui permet de réduire ou agrandir la distance entre les deux faisceaux de la barrière (de 7.7 cm à 27.7 cm), ici cette distance a été figée à *15.7 cm* afin de faciliter l'exploitation directe des résultats.

Afin de consolider la fiabilité de la mesure, un circuit électronique à base de comparateur à seuil est utilisé pour générer une impulsion au passage de la balle. Le rôle de ce circuit est de définir une valeur moyenne du signal à partir de laquelle, on considère que la balle a traversé la barrière. Cela permet, entre autres, d'exclure des fautes de détection. Le niveau de seuil a été choisi expérimentalement puis figé tout au long des expérimentations.

Le positionnement du système de mesure est montré en Figure 48, où l'on peut voir que l'ensemble est en dehors de l'aire de jeu pour ne pas perturber le joueur (Figure 48.A). Le franchissement des deux barrières est visible sur la vue de profil (Figure 48.B).

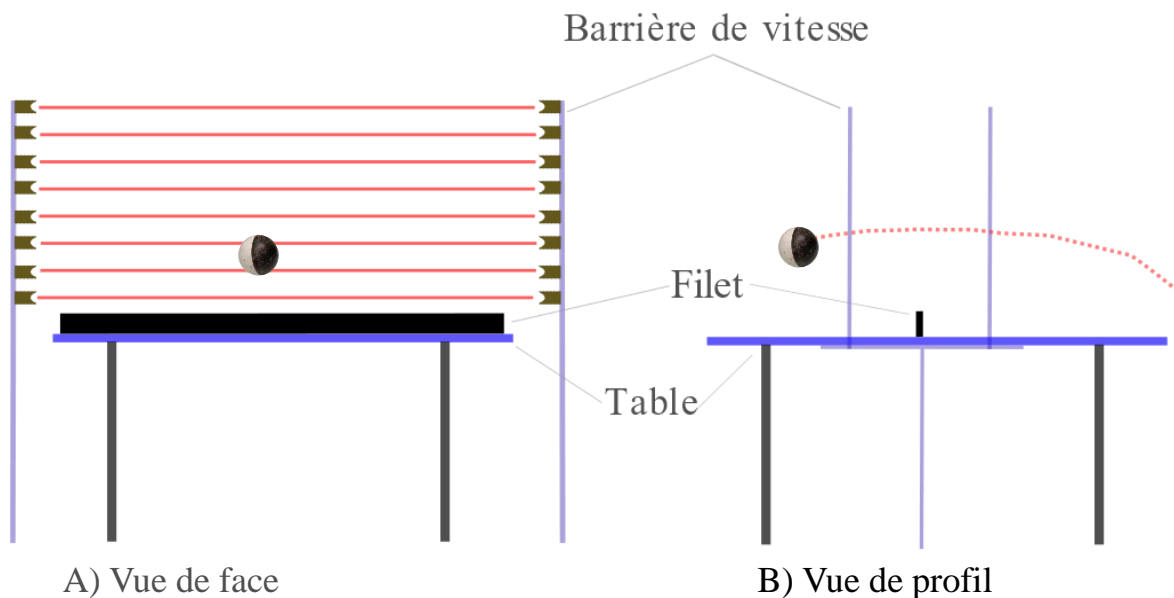


Figure 48-Schéma de principe de la barrière de vitesse montrant la mesure sur une balle.
A/Vue du système de face B/Vue du profil du système

I.8.3.a.1. Signaux de mesure

Les signaux de mesure associés à la barrière sont des pulses négatifs et pour chaque barrière est associé un pulse. Les deux barrières génèrent deux impulsions, le délai entre les deux donne par un calcul simple la vitesse de la balle au niveau du filet. Sur la Figure 49, on peut observer une mesure de la balle aller-retour.

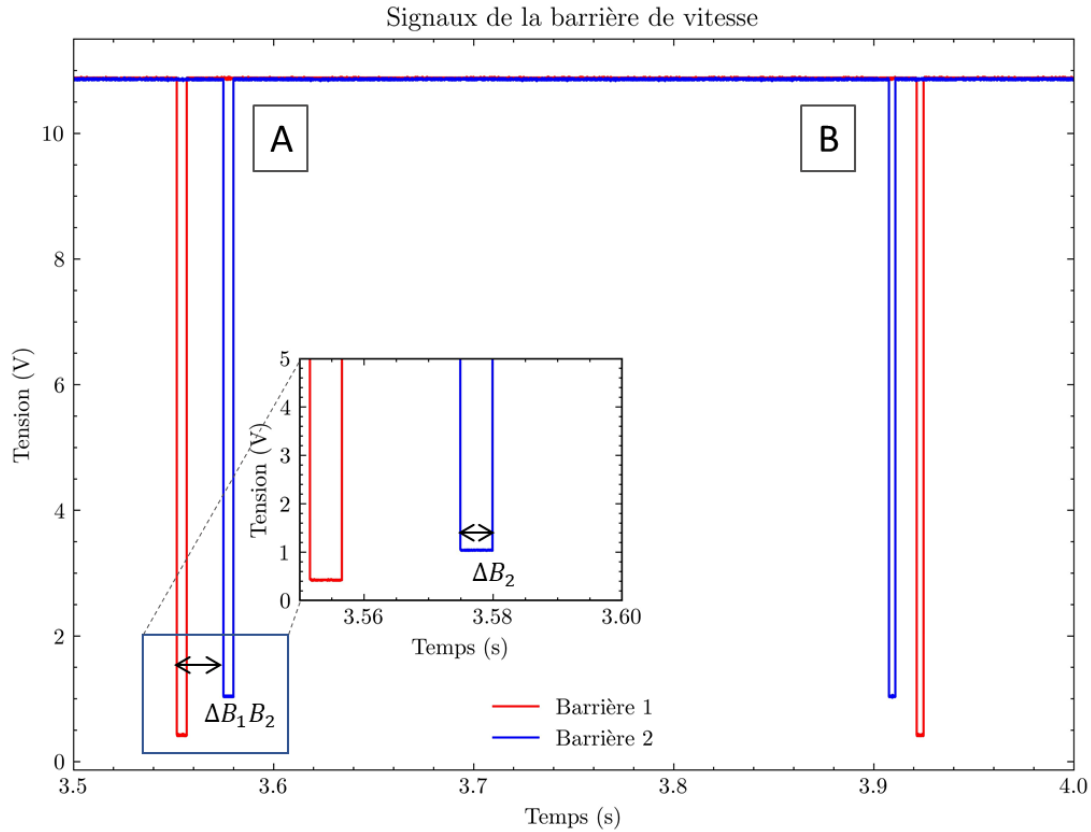


Figure 49-Signaux de la barrière de vitesse
 A) passage de la balle (rouge-bleu) B) passage au retour de la balle (bleu-rouge)

Le premier passage des deux barrières (Figure 49.A) correspond à un envoi de la balle par le robot (franchissement barrière 1 puis 2), la seconde paire de signaux (Figure 49.B) indique le passage de la balle frappée par le joueur (franchissement barrière 2 puis 1). A partir de ces signaux, plusieurs informations peuvent être déduites :

- $\Delta B_1, \Delta B_2$, correspondant au temps de passage des 40 mm de la balle devant une rangée de laser
- $\Delta(B_1B_2)$, correspondant au temps de passage de la balle entre les 2 rangées de laser
- Le sens de la balle : en aller rouge/bleu en retour bleu/rouge

La différence de temps $\Delta(B_1B_2)$ sera utilisée pour le calcul de la vitesse de la balle incidente connaissant la distance entre les deux rangées de laser B_1 et B_2 . Le sens de la balle est donné par l'ordre de franchissement des barrières, ainsi il est possible de distinguer les vitesses de balles du robot de celles du joueur.

I.8.3.a.2. Erreur de mesure

Naturellement, l'utilisation d'un tel système fait apparaître une erreur de mesure liée à l'angle possible lors du passage de la balle. Le joueur frappant très souvent la balle en diagonal, l'erreur sera courante. Le problème peut être posé tel que présenté en Figure 50.

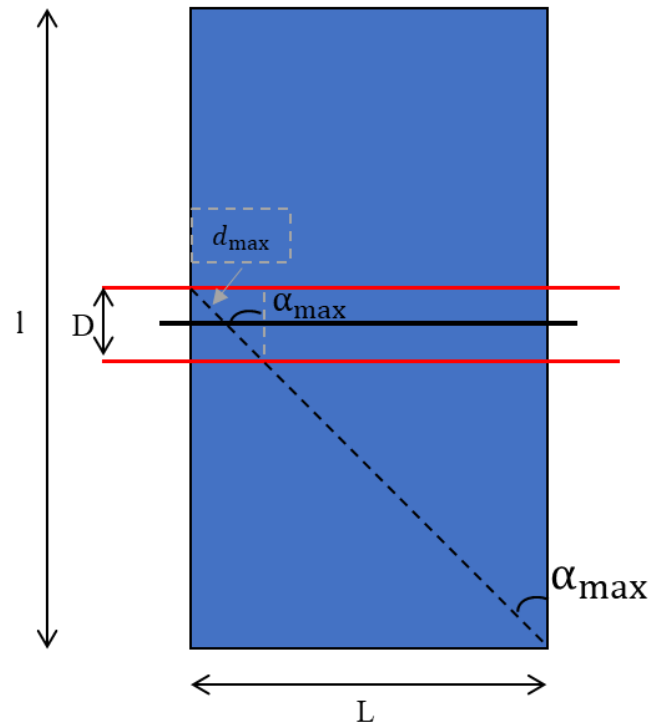


Figure 50-Schéma de principe de l'erreur d'angle

L'erreur de mesure causée par l'angle α peut être déterminée via l'estimation de la distance parcourue entre les deux faisceaux de mesure. En supposant que la longueur D reste fixée à 15.7 cm (espacement entre les faisceaux), considérant la largeur de la table ($L=152.5$ cm) et sa longueur ($l= 274$ cm) il est possible de déterminer la distance maximale parcourable possible d_{max} et un angle α_{max} par un calcul trigonométrique.

Calcul de α_{max} :

$$\tan(\alpha_{max}) = \frac{L}{\frac{l}{2} + \frac{D}{2}} \Leftrightarrow \alpha_{max} = \tan^{-1}\left(\frac{L}{\frac{l}{2} + \frac{D}{2}}\right)$$

$$\alpha_{max} = 46.4^\circ$$

Calcul de d_{max} :

$$d_{max} = \frac{D}{\cos(\alpha_{max})} = 22.7\text{cm}$$

L'erreur relative est donnée par :

$$Err = \frac{d_{max} - D}{d_{max}}$$

Dans notre cas l'erreur relative peut s'écrire comme selon l'équation (II-2).

$$Err = 1 - \cos(\alpha) \tag{II-2}$$

L'erreur peut être tracée en fonction de l'angle α , tel que présenté en Figure 51.

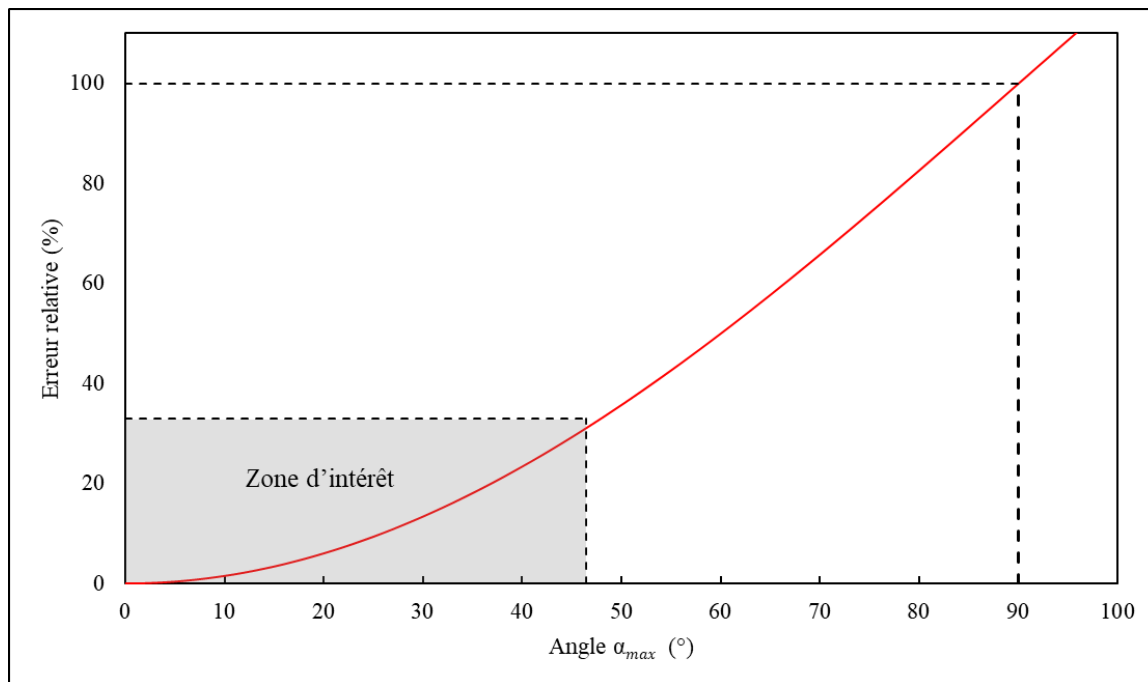


Figure 51-Erreur relative de la vitesse de la balle

Si au maximum l'angle α_{max} est de 46.4° , dans les exercices réalisés l'angle varie de 10 à 30° soit une erreur de 1,5 à 13 % sur la mesure de la vitesse linéaire.

Intéressons-nous à présent à la mesure de la vitesse de rotation de la balle.

I.8.3.b. Mesure de la vitesse de rotation de la balle

I.8.3.b.1. Introduction

Evoquée dans l'état de l'art, la rotation de la balle semble être un facteur intéressant à observer afin de qualifier la qualité de frappe d'un joueur et sa performance. Cependant la mesure d'un tel paramètre est complexe de par le coût d'un matériel de capture vidéo haute vitesse, ainsi que par les compétences nécessaires en traitement de l'image. Toutefois, nous avons essayé cette solution à des fins comparatives à l'aide d'une caméra *Miro C210* de *Phantom*. Il s'est avéré que pour une utilisation manuelle basée sur de l'analyse image par image, l'outil est très performant si les paramètres vidéo sont bien sélectionnés (cadrage, framerate, résolution, temps d'acquisition, exposition lumineuse). Cependant, ces caméras ont une mémoire qui sature très rapidement si elles sont utilisées avec un paramétrage gourmand en ressources. Cet aspect mémoire « tampon » et saturée ne se prête pas à la mesure de rotation sur des séquences de jeu longues sans la mise en place d'une acquisition plus complexe.

Tout comme le système de mesure de vitesse linéaire de balle, il a été décidé de trouver une solution uniquement basée sur une mesure optique. A l'aide d'un peu de sérendipité et d'originalité, un système utilisé pour l'observation d'insectes développé par *Shaw et al* [98] a été détourné de son utilisation afin d'être utilisé pour l'observation de la rotation de la balle. Le principe original de la mesure consiste à émettre un laser hors du domaine du visible via une optique choisie au préalable et réceptionner les réflexions de cette lumière envoyée sur l'objet à observer. Dans le cas de l'observation d'insectes, telle que la drosophile, les moustiques ou encore les termites (selon les travaux respectifs de *Reed, Richards et Wang* [99], [100], [101]), les réflexions de la lumière incidente sont faites sur les ailes de l'insecte, permettant d'obtenir un signal oscillatoire basé sur la fréquence de battement d'ailes de ce dernier.

De fait, le développement d'un appareil similaire basé sur des photodiodes a été réalisé permettant d'obtenir un système de mesure de rotation optique (Figure 52) qui sera utilisé dans les essais de tennis de table. Ce système optique est composé d'une photodiode centrale large et de deux rangées de photodiodes de part et d'autre avec un champ de vision restreint.

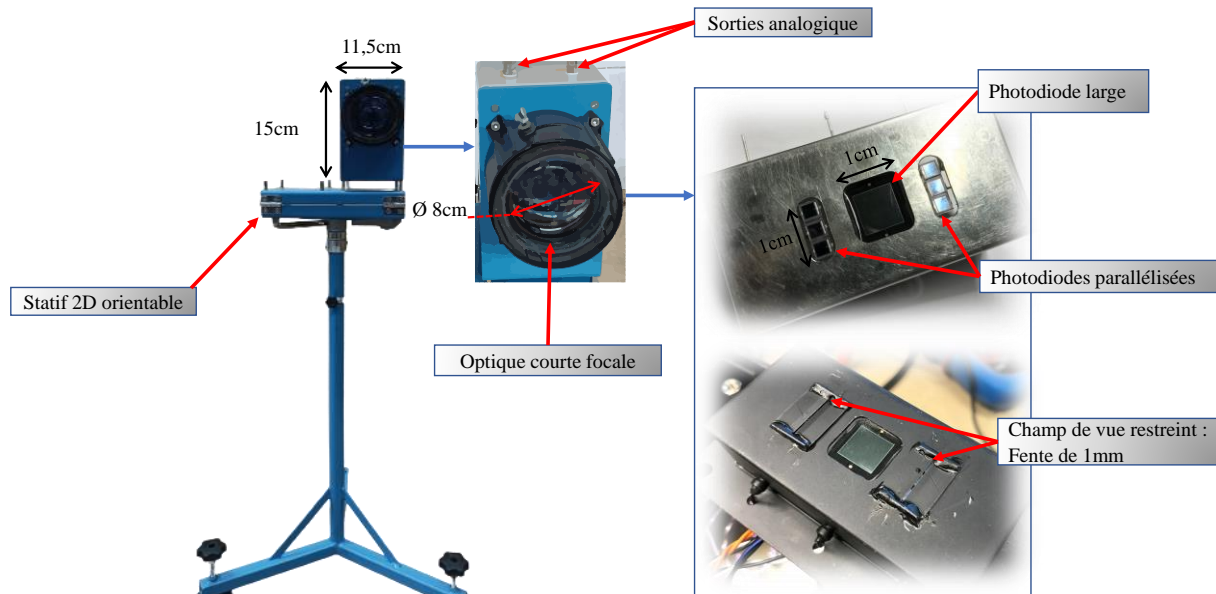


Figure 52-Présentation du dispositif de mesure de rotation avec les détails des dimensions

Pour compléter le système de mesure, des balles bicolores (Figure 53.B) ont été mises au point en vue de générer un signal de mesure de meilleure qualité (alternance de couleur noire et blanche) car la simple marque de la balle ne suffisait pas à elle seule (Figure 53.A). Le marquage noir de la balle a été réalisé par application d'éthanol sur la surface de la balle puis avec de l'encre de chine pour durer le plus longtemps possible sans dégrader la balle, un séchage en étuve a permis un résultat homogène sur les balles.

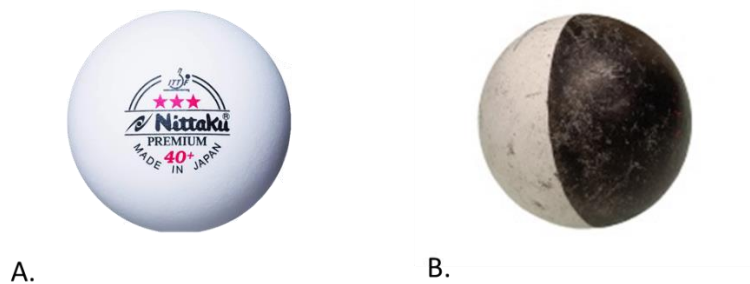


Figure 53-A. Balle Nittaku ★★★ neuve

B. Balle Nittaku ★★★ bicolore

Le boîtier embarquant l'électronique est suffisamment large et permet d'embarquer, des photodiodes montées en parallèles de part et d'autre de la photodiode centrale dédiée à la mesure de rotation.

Ces deux rangées de photodiodes, basées sur le même principe de captation de réflexions lumineuses permettent de capter le passage de la balle au début et à la fin de la zone couverte par la mesure de rotation (Figure 54.C). Ainsi ce capteur nous permet de borner notre mesure de la rotation, et peut être également utilisé pour calculer une vitesse de passage de balle sur une distance plus importante que le dispositif de barrière de vitesse. Le champ de vision de ces rangées de photodiodes verticales a été volontairement restreint (tel que montré en Figure 52) afin de ne générer qu'un simple pulse électrique image du passage de la balle devant la fente.

Le choix de la photodiode centrale plus large que les photodiodes (Figure 54.A, Figure 54.B) périphériques permet une meilleure captation de la lumière incidente afin d'observer la balle incidente

de manière convenable. Les surfaces de captation plus larges permettent de couvrir un plus grand champ de vision et donc d'observer la rotation sur plusieurs révolutions.

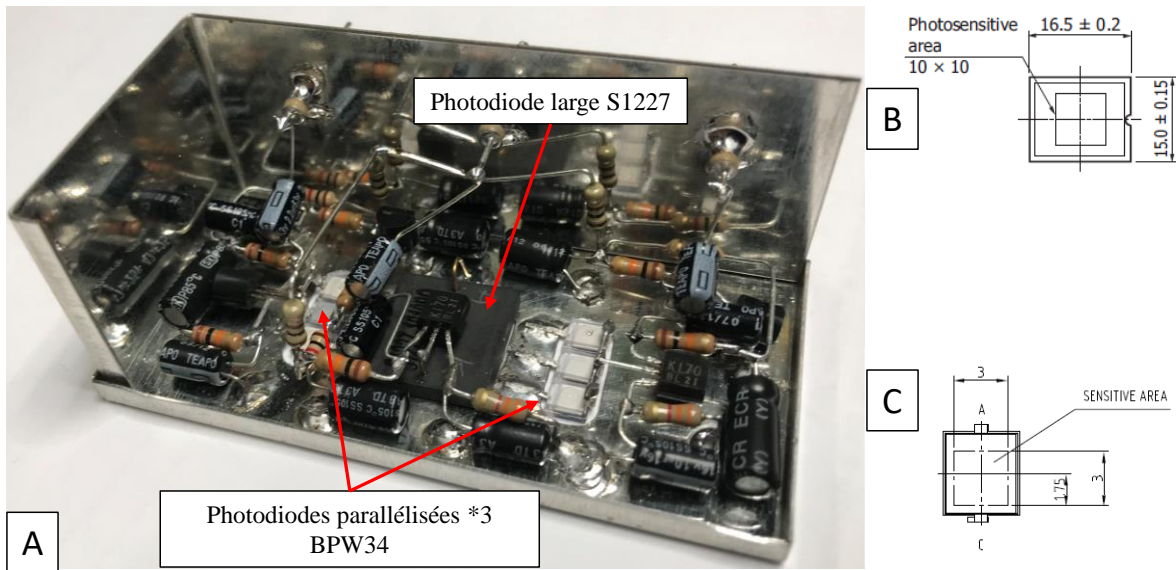


Figure 54-Circuit électronique interne de la mesure de rotation
 A/Circuit global B/Dimension de la photodiode S1227 C/Dimension de la photodiode BPW34

Les photodiodes sont utilisées en mode photovoltaïque, permettant de générer un faible photo-courant de sortie image de la source lumineuse captée par la surface sensible (Figure 54.B & C). L'utilisation du mode photovoltaïque est privilégiée lors d'application à faible luminosité et basses fréquences, ce qui convient parfaitement à notre cas d'application au vu de la gamme potentielle de rotation mesurée (inférieure à 250 Hz). Il est d'usage d'amplifier la sortie de la photodiode pour la rendre exploitable dans des circuits électroniques courants, aussi un étage d'amplification à transistors a été employé afin de générer une tension positive exploitable. La chaîne d'acquisition associée est donnée en Figure 55.

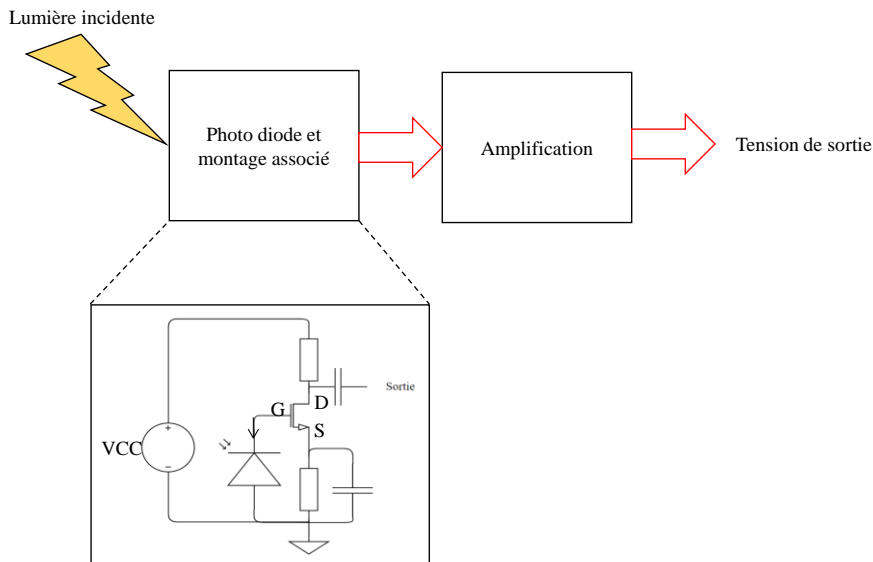


Figure 55-Chaîne de mesure de la rotation par des photodiodes

Dans le cas des deux rangées de photodiodes placées en extrémités du boîtier, elles sont montées toutes les trois en parallèles, puis reliées au transistor FET. Contrairement à la photodiode large seule, en avoir trois en parallèle va augmenter la capacité au niveau de la gate (G) du transistor FET, cela va également diminuer la résistance ainsi que la bande passante. Souhaitant observer des basses fréquences de rotation, cela ne pose pas de problème pour notre étude.

Ce dispositif sera placé sur le côté de la table avec un certain recul pour pouvoir couvrir une zone de détection suffisamment large pour la rotation. Le dispositif, comme la barrière de vitesse n'étant pas sur l'aire de jeu, il ne perturbera pas le joueur durant les exercices. Ce système sera dupliqué et visera respectivement une demi-table chacun comme le montre le positionnement Figure 56.

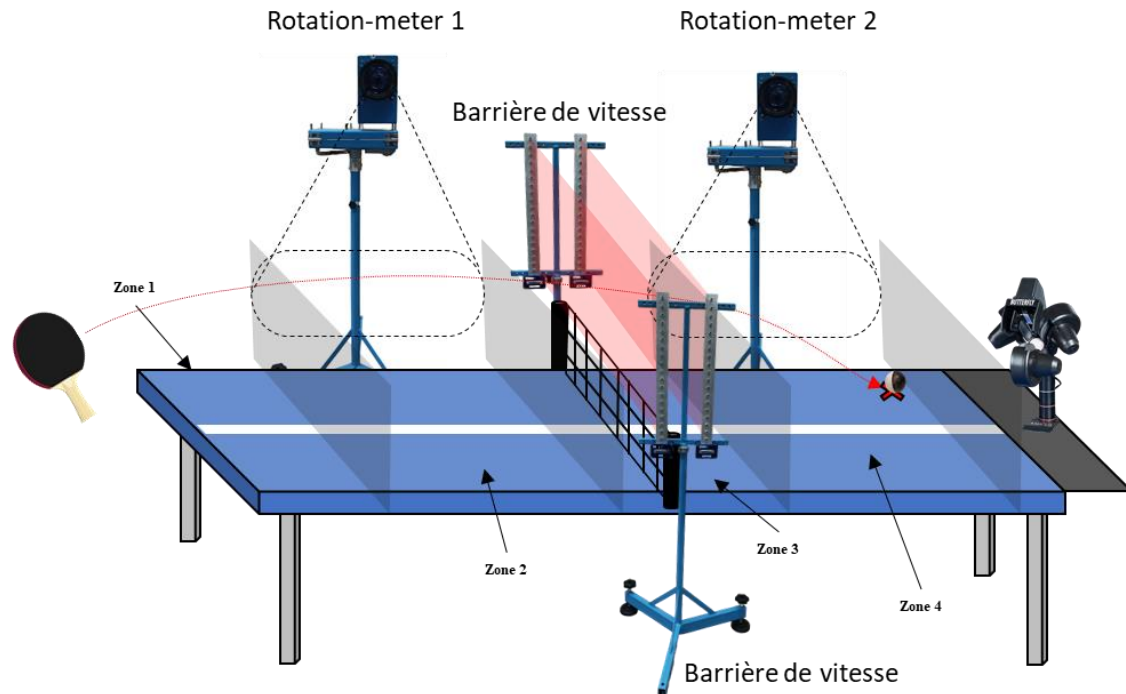


Figure 56-Positionnement des appareils de mesure optiques ainsi que leurs zones de couverture

Afin de faciliter la captation du passage de la balle, un rideau noir couvrant l'ensemble du terrain a été positionné face aux systèmes de mesures. Pour accentuer le contraste et améliorer les signaux de mesures, nous avons éclairé les zones de passage de la balle avec des LED blanches de *High-Speed Vision*®, dont une est visible Figure 57.B.

Ces deux lampes ont été placées aux abords de l'aire de jeu, lumière face au rideau noir (Figure 57.B) et ajustées afin de ne pas aveugler le joueur selon son ressenti. La puissance lumineuse dégagée par ces lampes est de 40 W et 80 000 lux permettant d'accentuer le contraste de la balle en rotation avec le fond noir.

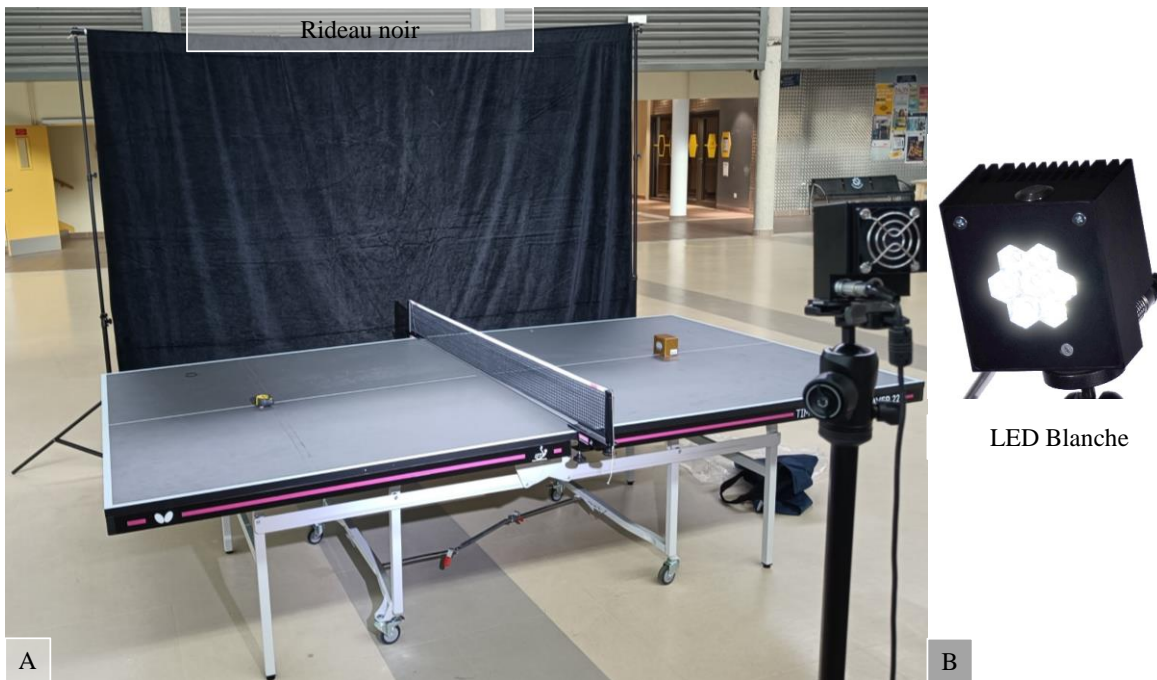


Figure 57-Positionnement du rideau noir et d'une LED blanche.

A/ Présentation du positionnement dans un cadre quelconque B/ LED blanches de High-Speed Vision©

I.8.3.b.2. Signaux de mesure et méthodologie de traitement

La mesure de rotation effectuée à l'aide de la plateforme présentée permet la mesure de signaux typiques de la rotation d'une balle bicolore telle que celui montré en Figure 58. La mesure est tirée de la Zone 3 présentée en Figure 56.

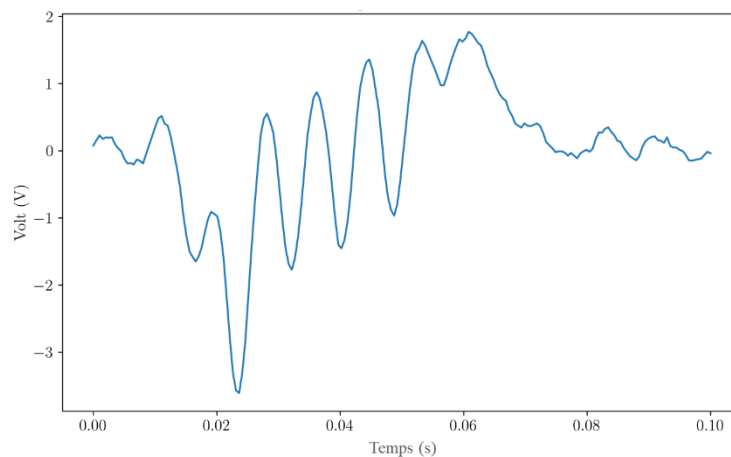


Figure 58-Signal de rotation du passage d'une balle enregistrée après le passage de la balle au niveau du filet

Le profil de rotation présenté montre une balle dont la traversée dans le champ de vision de l'appareil de mesure a été inférieure à 0.08 s. Le signal présente une oscillation représentative de l'alternance des faces noire et blanche de la balle, l'intensité de la mesure est proportionnelle à la lumière réfléchiée par la balle. La pseudo-période d'oscillation est donnée par la rotation de la balle.

Afin d'exploiter de telles mesures une méthodologie basée sur l'analyse spectrale des signaux a été développée ainsi qu'une solution alternative plus simple basée sur l'amplitude des signaux. L'analyse spectrale est également inspirée des travaux de Shaw et Repasky [98], [102]. L'objectif de la méthode est l'extraction de la fréquence maximale atteinte par le signal sur le passage d'une rotation via une analyse spectrale. Prenons l'exemple de la balle dont le signal est montré en Figure 58.

L'analyse spectrale de ce signal peut être conduite en calculant sa densité spectrale de puissance. L'implémentation numérique de cet algorithme a été réalisée en utilisant l'algorithme de *Welch* [103], [104]. Le signal de rotation est assumé stationnaire et de longueur connue N correspondant au nombre de points dans le signal. La longueur des profils de balles varie, allant de $N=200$ à $N=500$ points de données enregistrés à une fréquence d'échantillonnage de 50 kHz. Le signal est alors divisé en segments (dont K est le nombre de segments) avec un recouvrement de 50 %. Les segments sont définis tels que :

$$x[0], x[1], x[N-1]$$

Pour chaque segment la densité spectrale de puissance estimée est donnée par l'expression de $S_i(f)$ donnée par l'équation (II-3).

$$S_i(f) = \frac{1}{\sum_{n=0}^{N-1} w^2[n]} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x[n]w[n]e^{-j2\pi fn} \right|^2 \quad (\text{II-3})$$

Avec $s_{i(f)}$ le periodogram, $x[n]$ les segments du signal, $w[n]$ la fenêtre utilisée et f la fréquence. L'estimation numérique de densité spectrale de puissance de *Welch* est donnée par la moyenne sur l'ensemble des segments K comme présenté en (II-4).

$$\overline{S(f)} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K S_i(f) \quad (\text{II-4})$$

Afin d'éliminer les bruits parasites et d'éviter une mauvaise estimation de la valeur de fréquence, une étape de filtrage est nécessaire sur le signal de mesure. Deux filtres *Butterworth* consécutifs ont été utilisés afin de n'observer que la gamme de fréquence réaliste au mouvement de rotation. Le premier filtre *Butterworth* est un *Passe-haut* de fréquence de coupure $F_c = 10 \text{ Hz}$ (limite basse) et le second *Butterworth* un *Passe-bas* de fréquence de coupure $F_c = 500 \text{ Hz}$ (limite haute), les deux filtres sont d'ordre 5. L'extraction de la fréquence max peut être alors réalisée en appliquant une fonction *Argmax* sur le spectre comme montré en (II-5).

$$F = \text{argmax}(\overline{S(f)}) \quad (\text{II-5})$$

Avec F la fréquence de rotation de la balle donnée. Une visualisation graphique de l'effet des filtres sur la méthode est visible en Figure 59.

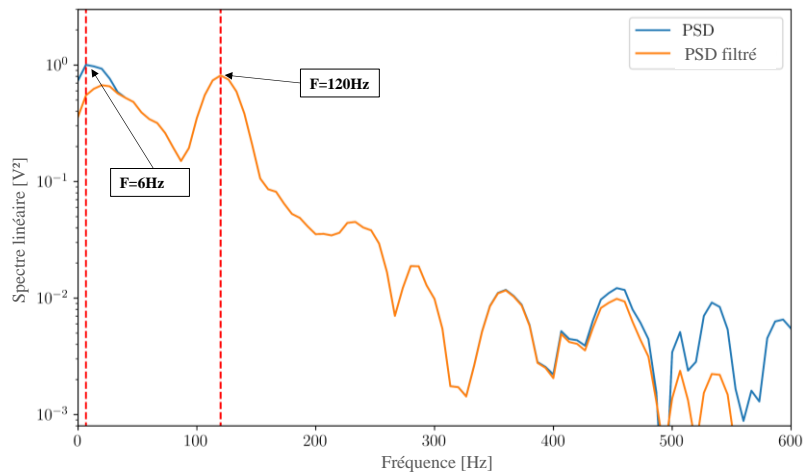


Figure 59-Estimation de la densité spectrale de puissance (PSD) de Welch et fréquences de rotation détectées avec et sans application du filtrage

On observe que la fréquence détectée sans filtrage est hors scope de la gamme de mesure et peu réaliste (6Hz correspondrait à une balle sans rotation). Le filtrage fait apparaître en évidence le pic de fréquence recherché ($F=120\text{Hz}$). Cette méthode reste cependant sensible aux allures des signaux d'entrée provoqués par la trajectoire de la balle devant le capteur. Un résumé des étapes de traitement est visible en Figure 60.

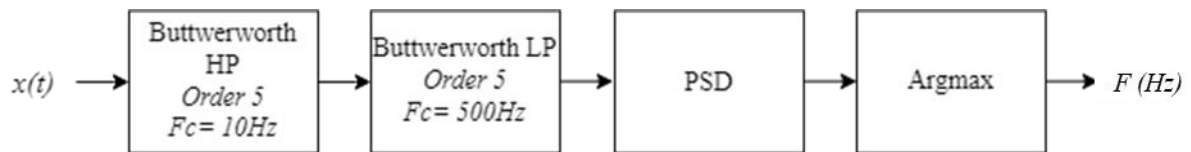


Figure 60-Pipeline de traitement des signaux de rotation

Pour finaliser cette partie, une représentation graphique de la mesure de la rotation par les appareils de mesure dédiés en condition de jeu est visible en Figure 61.

I.8.3.b.3. Lecture des signaux mesurés

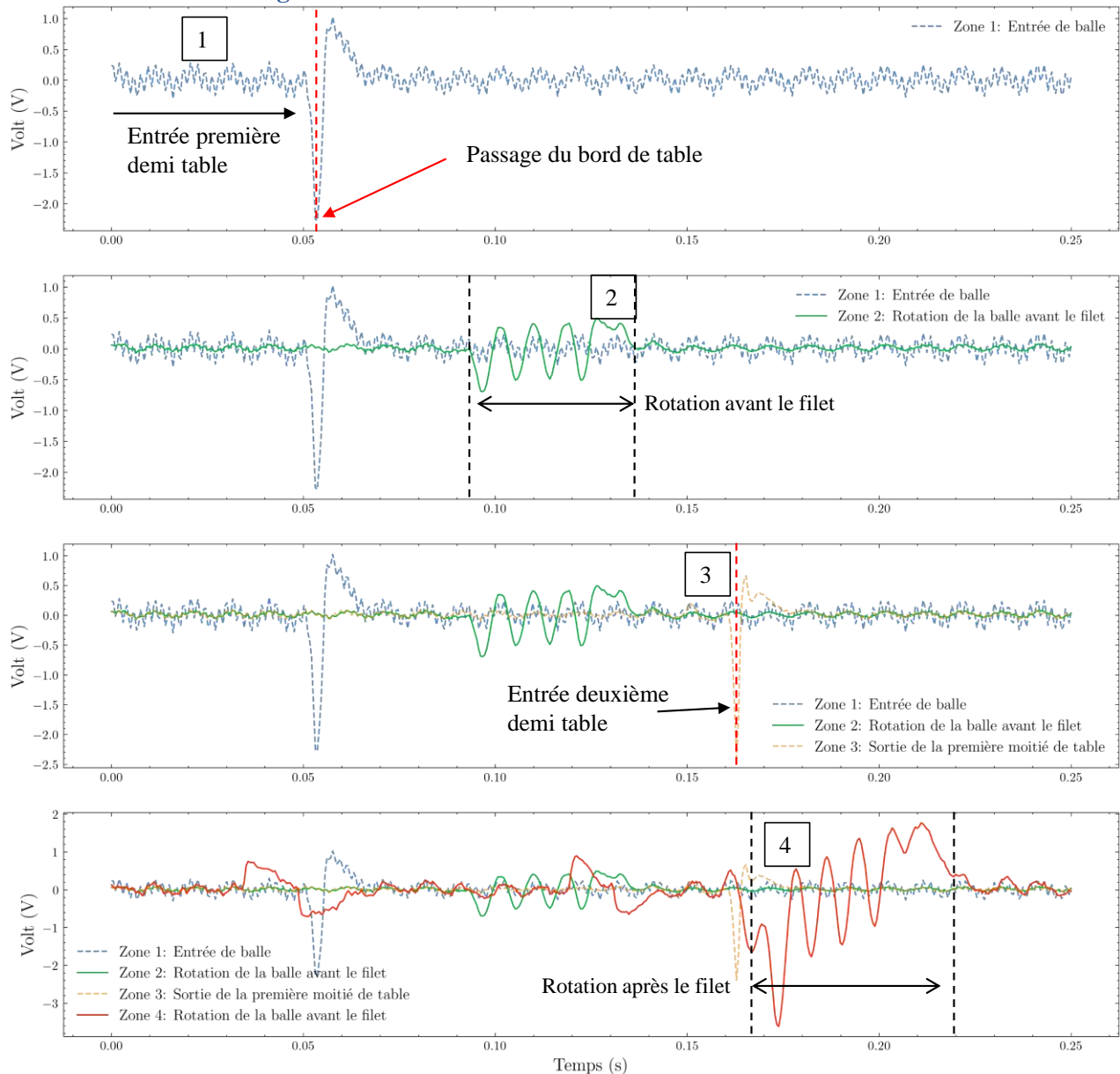


Figure 61-Mesure du passage de la balle tout au long de la table avec un focus sur les signaux de rotation en condition de jeu,

Les signaux permettent donc d'avoir un historique représentatif de la traversée au-dessus de la table de la balle :

- La balle quitte la raquette et traverse la 1ere moitié de table (zone1)
 - Elle franchi la première barrière et la déclenche
- La balle passe ensuite au-dessus de la zone 2 où sa rotation est mesurée
 - Elle déclenche la seconde barrière
- La balle franchit la barrière de vitesse et passe le filet (zone3)
- La balle est captée par le second système de rotation en zone 4
- La balle quitte la table

Pour des raisons de cohérence, le choix d'un signal de rotation de référence s'impose. En accord avec la mesure de vitesse prise au niveau du filet, le signal de rotation de référence sera celui mesuré après

ce dernier. Ce choix permet d'évaluer les caractéristiques cinétiques de la balle renvoyée par le joueur et permet donc de qualifier l'attaque réalisée.

I.8.3.b.4. Validation statique de la mesure

Dans le but de s'assurer de la fiabilité de la mesure, des tests de validation ont été réalisés via la caméra très haute vitesse *Miro C210 monochromatique* de *Phantom*. Une balle bicolore identique à celles utilisées dans nos essais a été montée sur un moteur contrôlable en fréquence de rotation. Le montage expérimental de calibration statique est visible en Figure 62.

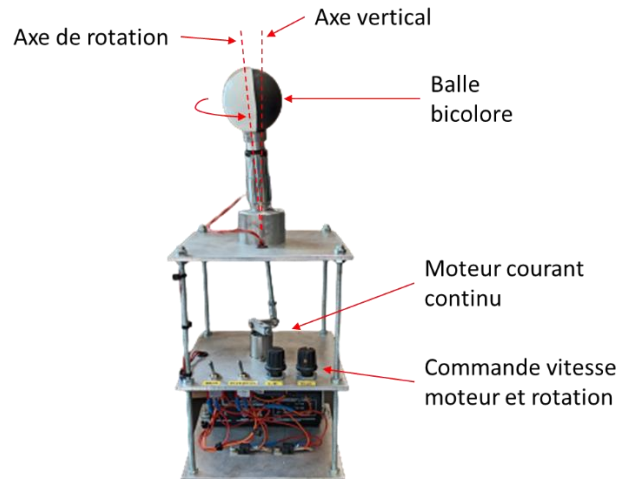


Figure 62-Montage de calibration de la mesure de rotation

Une analyse image par image a été conduite afin de déterminer la fréquence de rotation réelle à l'aide du logiciel d'acquisition et de lecture *PCC.v3.7*. L'analyse image par image consiste à marquer un point de la balle et compter son nombre de rotations ramené au nombre d'images, elle est donnée par l'équation (II-6).

$$F = \frac{1}{I_A - I_B} * Ts \quad (\text{II-6})$$

Avec I_A, I_B les indices des frames consécutives (A et B) de la vidéo ; Ts la période d'échantillonnage et F la fréquence de rotation calculée.

Le framerate de la caméra a été paramétré à 2000 Frames par secondes (FPS) avec une résolution d'image de 768*768 pixels. L'erreur absolue de mesure en condition statique entre les deux méthodes a montré une différence de 5%. Nous admettrons cette erreur de mesure, et utiliserons la rotation calculée telle quel comme la vitesse linéaire.

I.8.3.b.5. Validation dynamique de la mesure

Une seconde validation de la méthode, en conditions réelles (dynamique) de jeu a été conduite. Un exemple de l'analyse image par image dans un cas dynamique est donné en Figure 63.

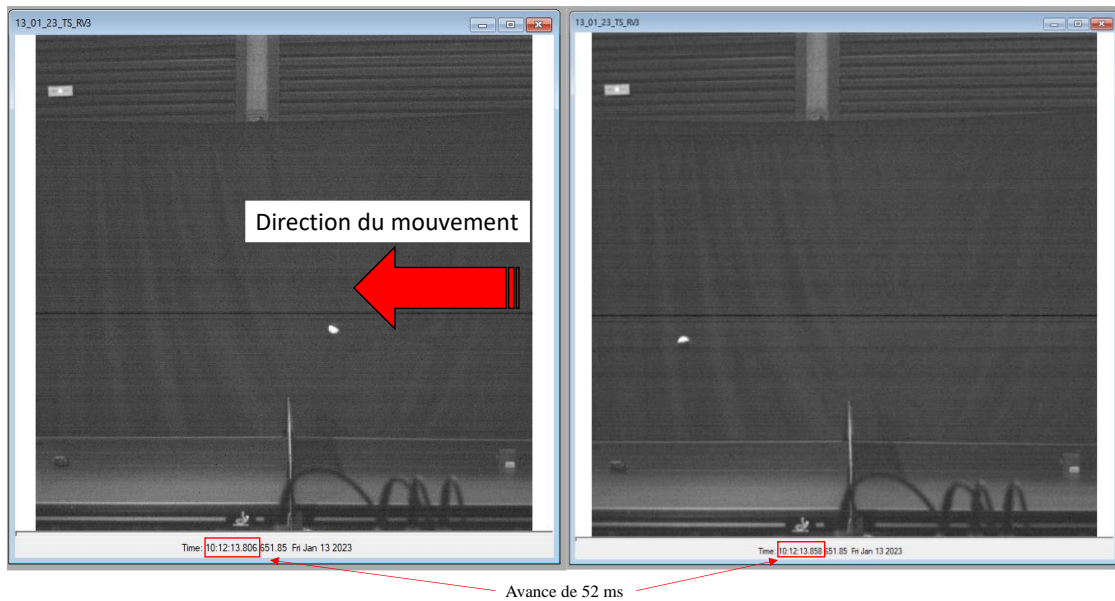


Figure 63-Exemple d'analyse image par image : positions de la balle sur un intervalle de 52ms

On observe deux fenêtres d'une même vidéo enregistrée à deux temps différents. Dans le cas présenté, la photo de gauche nous montre la balle envoyée par le joueur traversant le filet. La photo de droite nous montre cette même balle 52ms plus tard, on peut constater un changement de position dans les faces noires et blanches dû à la rotation sur cette durée.

Différentes frappes ont été effectuées par un même joueur unique devant les appareils de mesures en faisant varier leurs intensité et amplitude de mouvement. L'erreur relative de mesure entre les méthodes est donnée en fonction de la fréquence retrouvée par mesure de la rotation, les résultats sont rapportés en Figure 64.

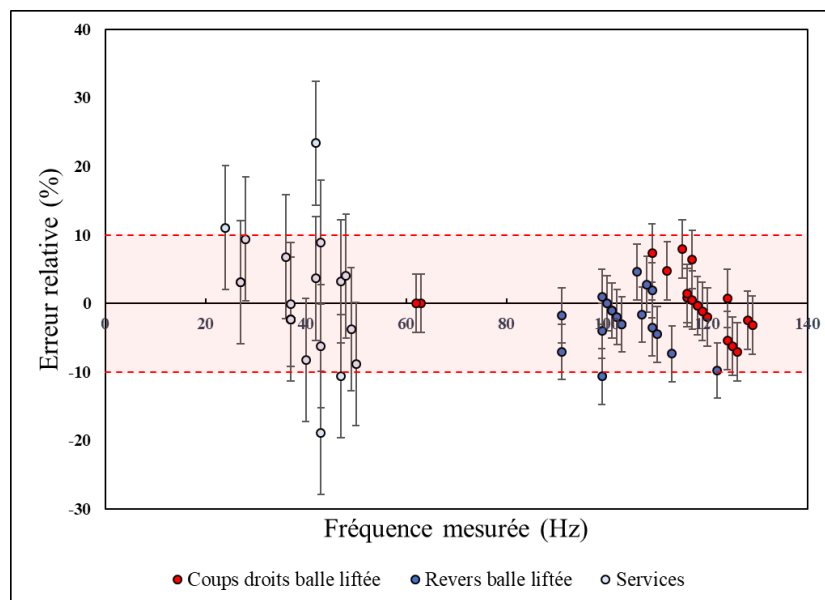


Figure 64-Erreur relative de mesure sur la rotation calculée par comparaison avec les mesures de la caméra rapide

On observe des plages de variations différentes selon le type de frappes. Les barres d'erreurs représentent l'écart type de l'erreur relative pour chaque type de frappes. Les coups droits et revers avec des fréquences de rotations élevées montrent en moyenne une erreur relative de $\pm 4.2\%$ et $\pm 4\%$ respectivement. Les services quant à eux, localisés en basses fréquences montrent une erreur relative

moyenne de l'ordre de $\pm 10\%$. On peut en déduire que la mesure de rotation est plus fiable à haute fréquence qu'en basse fréquence, cependant les gammes de mesures que nous souhaitons observer seront plutôt hautes (proches des conditions réelles) et seront moins impactées par l'erreur de mesure commise.

I.8.3.c. Traitement de la mesure des paramètres cinétique de la balle

Nous venons de voir les dispositifs expérimentaux développés pour les mesures de vitesses linéaires et de rotation de la balle.

Afin de faciliter la détection de la balle et l'association entre la vitesse et la rotation d'une même balle, une détermination de fenêtre de recherche utile pour l'observation de la rotation est calculée à l'aide du passage des barrières. A partir du temps de franchissement de la barrière et de la vitesse de balle, il est possible de calculer le temps de franchissement de la demi-table correspondante. A l'aide de ce temps calculé, la fenêtre temporelle de recherche du signal de rotation est donnée par : $[t_{barrière}; t_{demi-table}]$. La valeur de la rotation ω_{balle} peut alors être calculée. A partir de ces deux mesures V_{balle} et ω_{balle} , il est possible de déterminer des balles aberrantes qui seront retirées des étapes de traitement. Tout d'abord, une visualisation d'un exemple de grandeurs mesurées est montrée en Figure 65.

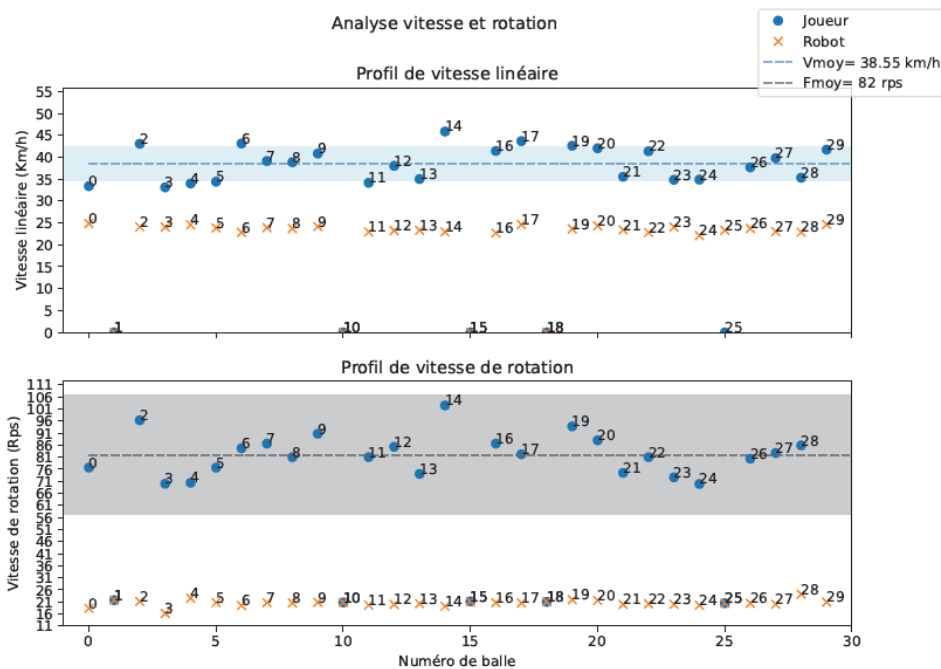


Figure 65-Profils des vitesses linéaires et rotations des balles jouées durant une série de 30 balles

Une comparaison de V_{balle} et ω_{balle} venant du joueur et du robot est possible. Cette représentation permet d'avoir un aperçu de la série sur ces deux paramètres. Ces mesures permettent également de confirmer la régularité du robot en termes de vitesse et rotation envoyées. On observe alors un certain nombre de balles indicées à 0 km/h ou 0 Rps. Ces indices de balles seront considérés comme des balles fautes et ne seront pas utilisés afin de représenter la série du joueur.

Les raisons pour lesquelles une balle peut avoir une vitesse nulle sont multiples :

- Un blocage du robot (pas d'envoi)
- Un rebond de balle en même temps qu'un envoi (double franchissement simultané)
- Un envoi dans le filet
- Un loupé du joueur (pas de retour)
- Une balle en cloche passant par-dessus la barrière de détection

Pour la vitesse de rotation, on pourra rajouter les possibles cas suivants :

- Erreur de traitement numérique
- Non captation de la balle par le système optique

En cas d'erreur de traitement numérique (point hors d'une gamme de mesure raisonnable), la valeur de la balle sera figée à 0 afin d'éviter un quelconque risque de biais introduit par une fausse mesure sur la retranscription de la performance moyenne. Dans le cas où l'annotation faite manuellement montre que la balle est censée être valide, une vérification manuelle des signaux sera réalisée pour récupérer la balle.

I.8.4. Mesure de la position de l'impact de la balle sur la table

Afin de déterminer une position d'impact, le choix de localiser le point d'impact de la balle par la propagation mécanique d'un front d'onde lié à l'impact et ses propriétés semble une option intéressante et physiquement intuitive. La possibilité d'exploiter un support de vibration pour les ondes mécaniques est intéressant. La littérature scientifique ayant déjà exploré une partie de l'étude du comportement contact balle-table ou balle-raquette comme vu dans le chapitre « *Etat de l'art* ». Ce type de mesure n'est cependant pas adapté à l'ensemble des sports comme les sports ou le champ de jeu est relativement grand (tennis, golf...), mais le tennis de table est un sport qui se prête bien à cette mesure physique.

I.8.4.a. Localisation acoustique

Une des méthodes les plus répandues de repérage de point dans l'espace (2D et 3D) est connue sous le nom de *multilatération*. Cette méthode est utilisée afin de déterminer la position d'un point inconnu par mesure de distances à partir de plusieurs points connus, le tout sans mesure d'angle.

Un minimum de trois points connus est nécessaire afin de déterminer les distances entre ces derniers et l'objet à retrouver. Dans le cas où le nombre de points connus est fixé à trois, on parlera alors de *trilatération*. Dans le cas où plus de bases sont utilisées on parlera de *multilatération*. La distance à l'objet est alors déterminée en utilisant la différence de temps d'arrivée d'un signal provenant de l'objet quelle que soit sa nature (ici on se basera sur le son provoqué par le rebond, donc de la voie acoustique) vers les bases. Nous appliquerons cette méthode pour un ensemble de quatre capteurs.

Des systèmes de localisation dans le cadre du tennis de table ont déjà fait l'objet de plusieurs études telles que celles de *Ishii* [105] ou bien en utilisant une vibration par le milieu solide comme les travaux de *Mueller* qui utilise des capteurs piézoélectriques [106], [107]. Nous avons envisagé une solution similaire basée sur des accéléromètres, mais les essais pratiques ne se sont pas montrés concluants. Nous nous sommes alors rapprochés du laboratoire d'acoustique du Mans le *LAUM-CNRS-UMR 6613* afin de solliciter leur expertise. Nous avons alors pu mettre au point une solution par voie acoustique de détection d'impact de la balle sur la table.

I.8.4.b. Capteurs

Afin de mesurer les ondes mécaniques acoustiques, l'utilisation de microphones à condensateur à polarisation permanente sera retenue. Le modèle retenu sera le *CM4* de chez *AudioWare*®. Ces microphones fonctionnent à l'aide d'une alimentation fantôme 48 V et possèdent une bande passante de 20 Hz-20 kHz. Le micro est doté d'une bonne sensibilité 8 mV/Pa (-42 dB) et d'un bon rapport signal sur bruit (70 dB). De plus, le *CM4* est un microphone de type cardioïde avec une *perte de 20 dB à 180°*. Le diagramme polaire associé est donné Figure 66 et nous montre la perte de sensibilité associée à la directivité du microphone.

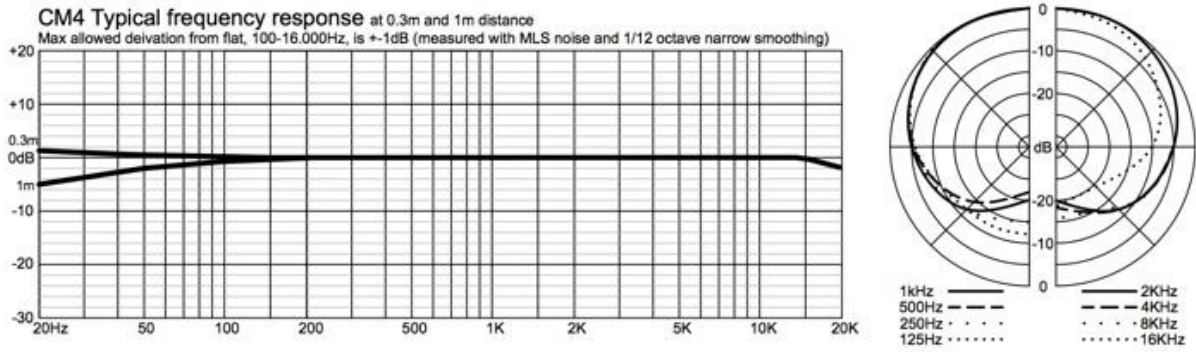


Figure 66-Réponse fréquentielle et diagramme polaire du microphone CM4

Les signaux audios seront passés dans un préamplificateur ASP880 de Audient©. Cet appareil est doté de 8 canaux avec filtrage passe haut et conversion analogique-numérique. Afin de rester cohérent dans l'ensemble de nos méthodes d'acquisition, nous n'utiliserons pas les convertisseurs internes du préamplificateur mais toujours ceux des systèmes Picoscopes introduits précédemment. On rappelle la chaîne d'acquisition proposée pour la partie acoustique telle que le montre la Figure 67.

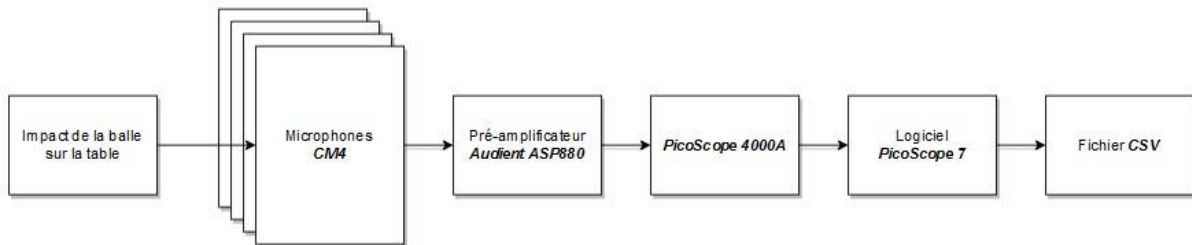


Figure 67-Chaîne d'acquisition de la partie acoustique

Le choix de la position des microphones a été déterminé expérimentalement entre plusieurs configurations possibles, tout comme le nombre de microphones à utiliser. Il a été retenu l'utilisation de quatre microphones positionnés vers le centre de la table.

La méthode de multilatération présentée dans la partie suivante ne peut fonctionner qu'avec un minimum de trois microphones, l'ajout d'un quatrième permet de consolider la méthode. Une cartographie de la table sera utilisée afin de visualiser la précision des joueurs. Un repère basé sur le coin gauche du côté du joueur sera utilisé comme origine. La configuration finale retenue est donnée en Figure 68.

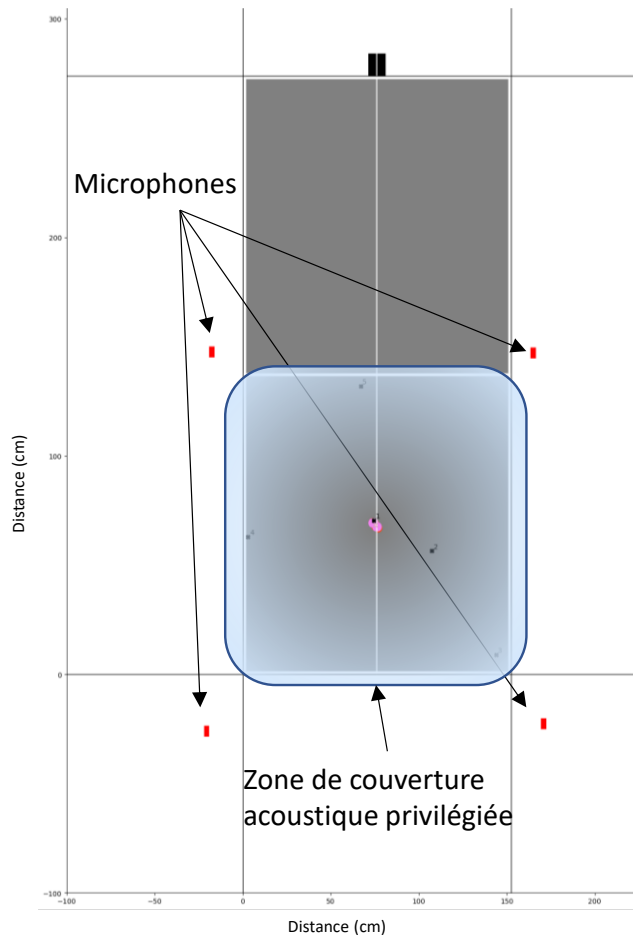


Figure 68- Représentation de la table et de la position des microphones retenue en rouge

I.8.4.c. Définition mathématique

D'un point de vue géométrique, la trilatération est définie comme étant un problème d'équations de cercles tels que présentés en Figure 69.

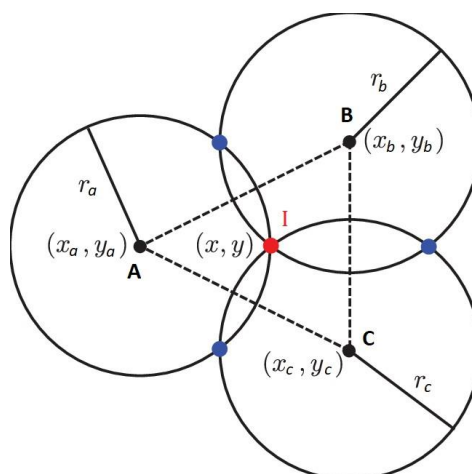


Figure 69- Détermination d'un point de coordonnées inconnues par trilatération

La notation est définie telle que :

- $I(x_i, y_i, z_i)$ le point d'impact et ses coordonnées, ce que l'on cherche à déterminer.
- $A(x_a, y_a, z_a)$, $B(x_b, y_b, z_b)$, $C(x_c, y_c, z_c)$ les récepteurs A , B et C , ainsi que leurs coordonnées respectives.
- v la vitesse de propagation du son dans le milieu aérien supposée constante avec $v=340 \text{ ms}^{-1}$. On supposera également une température ambiante constante égale à $20 \text{ }^\circ\text{C}$.
- r_a, r_b et r_c le rayon des sphères respectivement aux points A , B et C
- t_i le temps de l'impact.
- $\Delta t_a, \Delta t_b$ et Δt_c Les retards de déclenchement des microphones pour un même signal respectivement des points A , B et C .

On définit alors :

- $\Delta t_a = t_a - t_i$ Le temps du parcours de l'onde mécanique sur la distance r_a , $r_a = v \cdot \Delta t_a$
- $\Delta t_b = t_b - t_i$ Le temps du parcours de l'onde mécanique sur la distance r_b , $r_b = v \cdot \Delta t_b$
- $\Delta t_c = t_c - t_i$ Le temps du parcours de l'onde mécanique sur la distance r_c , $r_c = v \cdot \Delta t_c$

La résolution du problème géométrique est un peu fastidieuse. Le développement du calcul est renvoyé en annexes (Cf. I.29). Il conduit à une solution unique pour la position $I(x_i, y_i)$ du point d'impact de la balle sur la table à partir des mesures de Δt_a , Δt_b et Δt_c obtenues par un triplet de microphones.

I.8.4.d. Signaux et traitements associés

Avant de pouvoir appliquer le modèle mathématique décrit dans la partie précédente, il convient dans un premier temps d'observer les signaux audios et leur nature afin de les exploiter au mieux. Quelle est l'origine d'un tel signal ?

Le son capté par les différents microphones provient globalement de l'environnement. De par la nature des micros, le son produit en dehors de l'aire de jeu sera fortement atténué grâce à leur directivité. Le son qui nous intéresse est celui produit par le contact balle-table ou balle-raquette car c'est celui-ci que nous devons déterminer afin de restituer la position finale de la l'impact. Observons un impact audio capté par le micro visible en Figure 70.

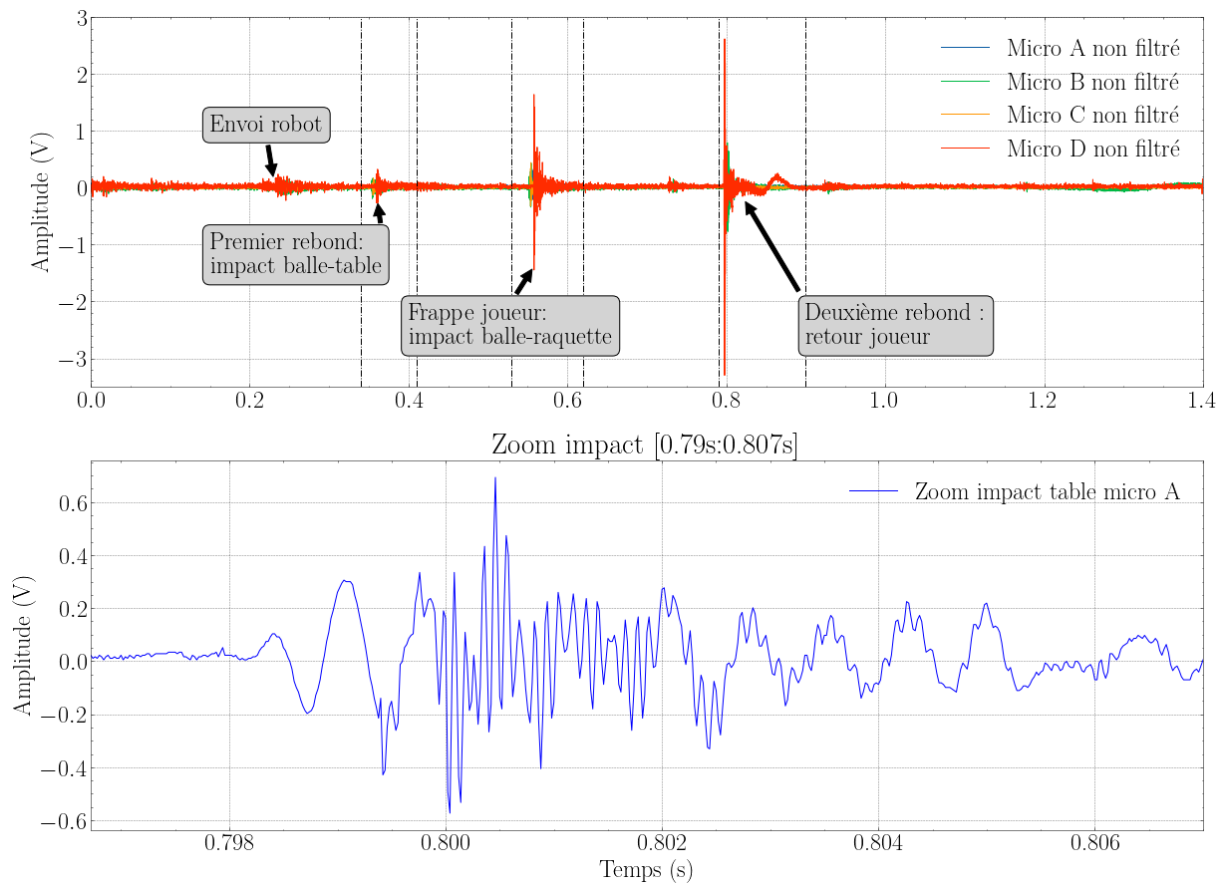


Figure 70-Enregistrement des microphones dans le cas d'un envoi de balle. Décomposition d'une série audio par évènements : présentation d'une série temporelle complète des microphones pour un lancer de balle

L'ensemble des quatre microphones utilisés réagissent de manière similaire aux différents événements montrés. Dans l'ordre chronologique d'une phase d'exercice, on retrouve :

- L'envoi de la balle par le robot : signal capté
- Le premier rebond sur la table (impact balle-table) : signal capté
- La frappe du joueur (impact balle-raquette) : signal capté
- Le second rebond, retour du joueur (impact balle-table) : signal capté
- Eventuellement l'impact de balle dans un filet ou sur le sol : signal capté (non présent sur l'exemple)

Chacun de ces évènements possède une signature acoustique bien caractéristique (forme d'onde et amplitude). Dans notre cas, ce qui nous intéresse est la compréhension du rebond montré sur le zoom impact de la Figure 70 (impact balle-table). Cet exemple permet de visualiser la mesure de l'impact balle-table, nécessaire afin de déployer la méthode de multilatération préalablement introduite. On observe sur le graphique que la vibration captée par le microphone ne dure que très peu de temps, environ 10ms, d'où la nécessité d'une fréquence d'échantillonnage élevée.

Sur les signaux audios, on peut observer un signal acoustique séparé en deux phases distinctes montrées en Figure 71. La première phase montre des signaux avec des variations en fréquence très lentes (basses fréquences), la deuxième phase montre des variations plus rapides et de hautes fréquences. Ce phénomène s'explique facilement grâce au support de propagation des ondes mécaniques. En effet les vibrations produites par l'impact balle-table vont être captées par les microphones par deux vecteurs de propagation différents : la table d'une part (*propagation solide*) et l'air d'autre part (*propagation aérienne*).

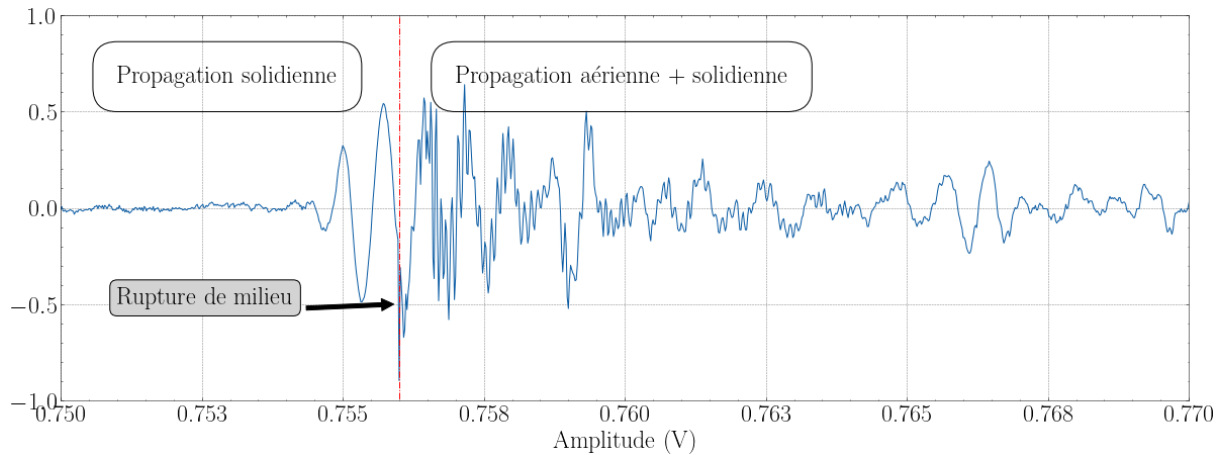


Figure 71-Composition d'un signal microphone, propagation solide et aérienne du son par la table

De fait, les deux milieux supports présentés ont des vitesses de propagation différentes. On rappelle qu'à température et pression atmosphérique ambiantes la vitesse de propagation dans l'air est connue et donnée par $c = 340 \text{ m.s}^{-1}$. La vitesse de propagation dans la table, elle a été estimée à $c = 1500 \text{ m.s}^{-1}$ de manière expérimentale et empirique soit 4 à 5 fois plus rapide. La composante solide étant plus rapide, elle sera captée plus rapidement (arrive en 1^{er}) par le micro et la composante aérienne plus lente arrive plus tardivement. On notera que la composante aérienne vient se superposer avec la composante solide à partir de la ligne verticale tracée, correspondant à l'arrivée de la composante aérienne.

Le comportement vibro-acoustique du contact balle-table a déjà été observé dans la littérature par les travaux de *Russel* [108] montrant les différents modes de vibration de la balle ainsi que l'étendue de sa fréquence propre de l'ordre de 6 kHz à 10 kHz. Une analyse fréquentielle des signaux à l'aide d'une FFT (*Fast Fourier Transform*) peut donc être conduite afin d'observer les fréquences de nos deux phases respectives. La FFT, pour un signal de micro est montrée en Figure 72.

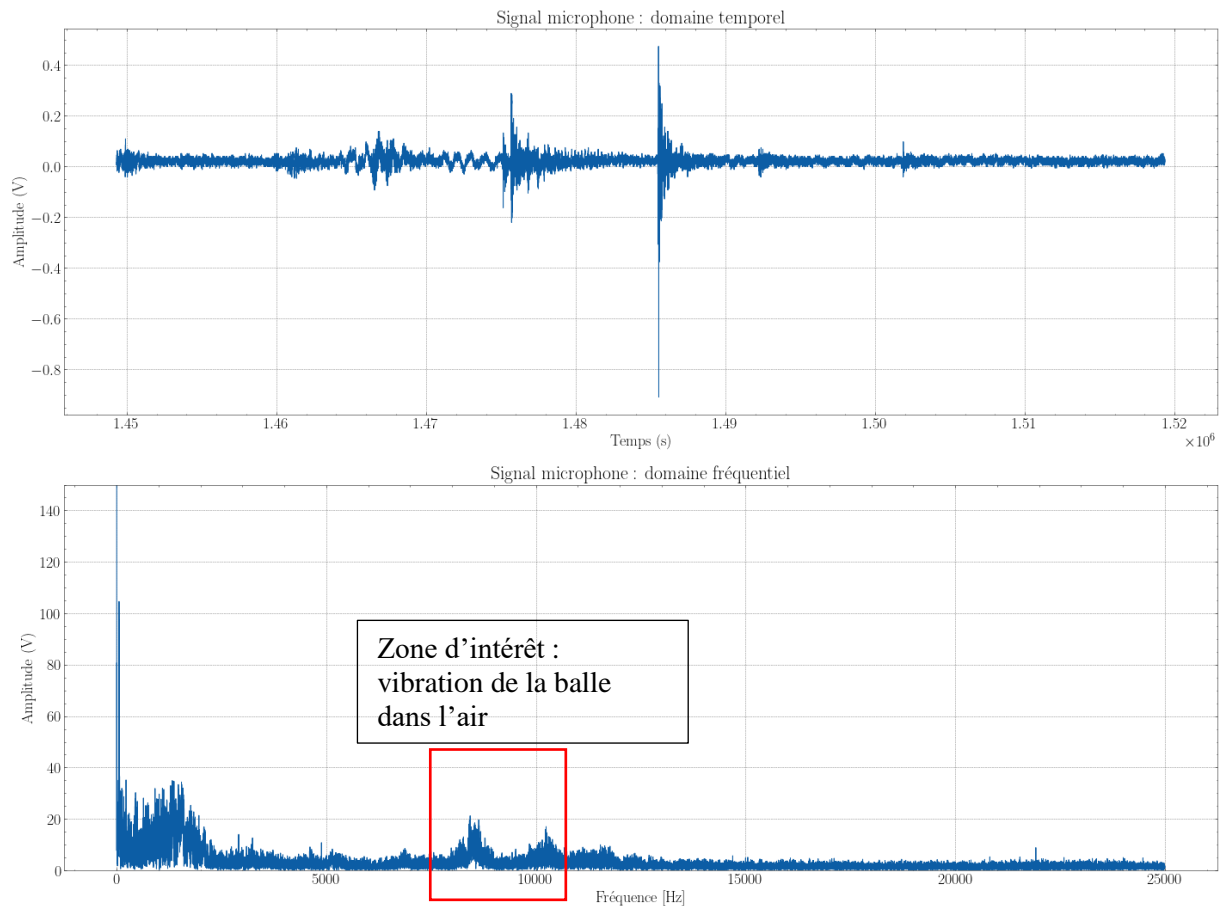


Figure 72-Transformée de Fourier Rapide (FFT) d'un signal microphone représentant un l'envoi du robot, le rebond sur la table et la frappe du joueur

Sur cette FFT, on peut observer deux pics de fréquences distincts en basse fréquence (inférieure à 2 kHz) et en hautes fréquences (5 kHz-12 kHz) qui correspondent respectivement à la vibration de la balle dans le milieu solide et aérien. Notre traitement doit donc être capable de détecter l'instant de contact de la balle avec la table mais en excluant la partie solidienne, qui elle peut fausser nos traitements numériques à cause dû à sa nature hétérogène (bois laminé).

Connaissant la bande passante fréquentielle de l'impact de balle, nous pouvons appliquer un filtre passe bande autour de ces fréquences afin de ne garder que la partie aérienne et exclure la partie solidienne. L'implémentation numérique du filtre passe-bande choisi a été celui d'un *filtre Butterworth du 2nd ordre* dont le profil est donné en Figure 73. L'effet de ce filtre sur les signaux est montré en Figure 74.

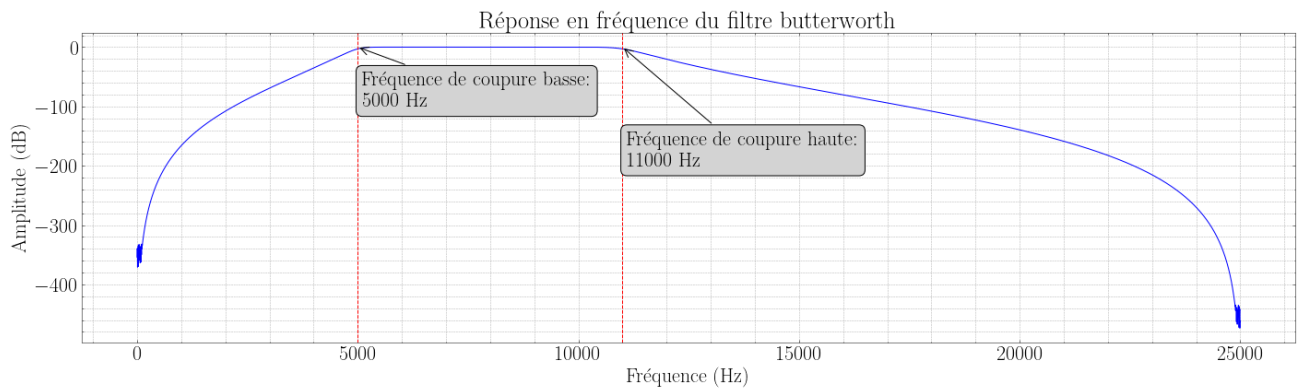


Figure 73-Réponse en fréquence du filtre Butterworth utilisé pour le filtrage des signaux de mesures acoustiques

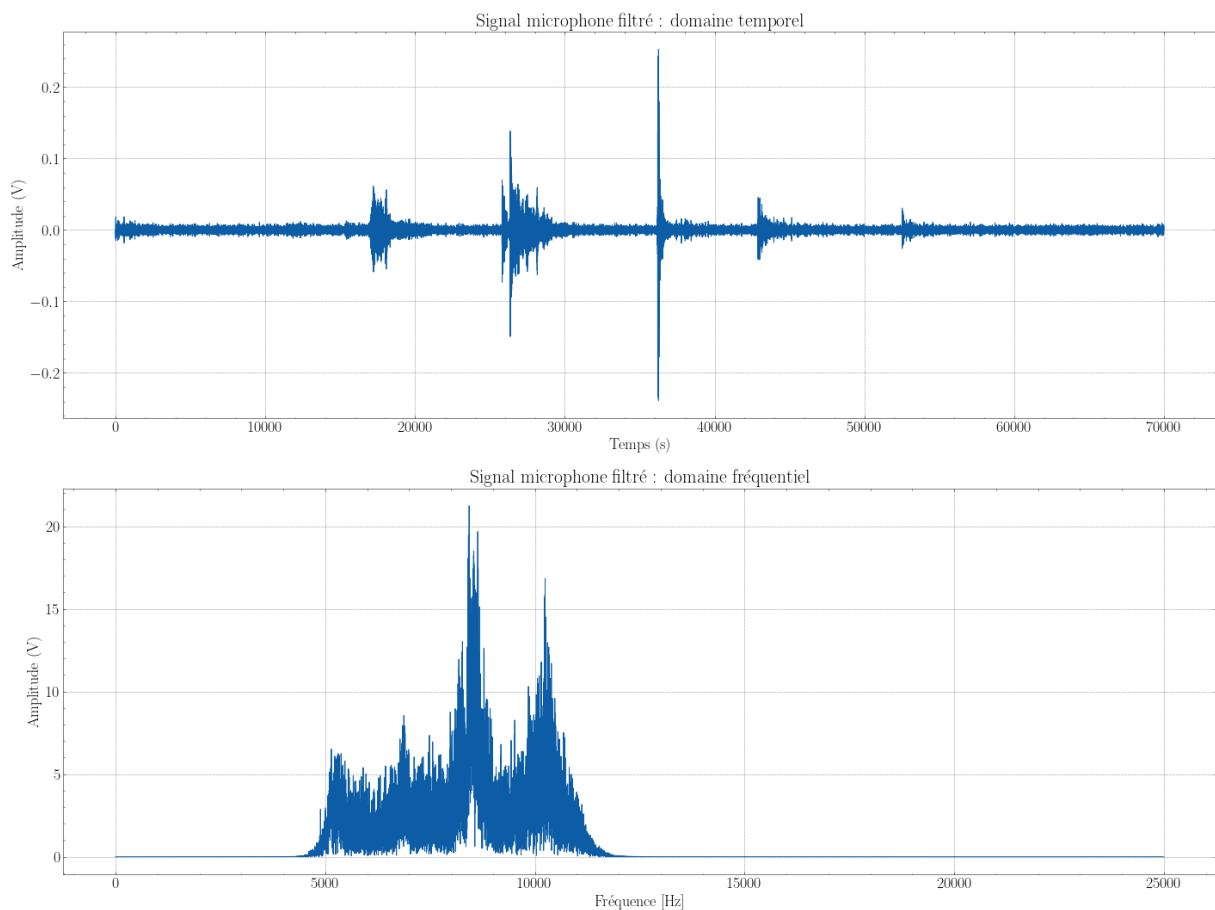


Figure 74-FFT d'un signal microphone filtré

L'influence du filtre est immédiate sur les signaux, la composante solide est retirée et laisse uniquement le signal propagé dans l'air. En appliquant le filtre sur les données de la Figure 71, on obtient le signal filtré de la Figure 75.

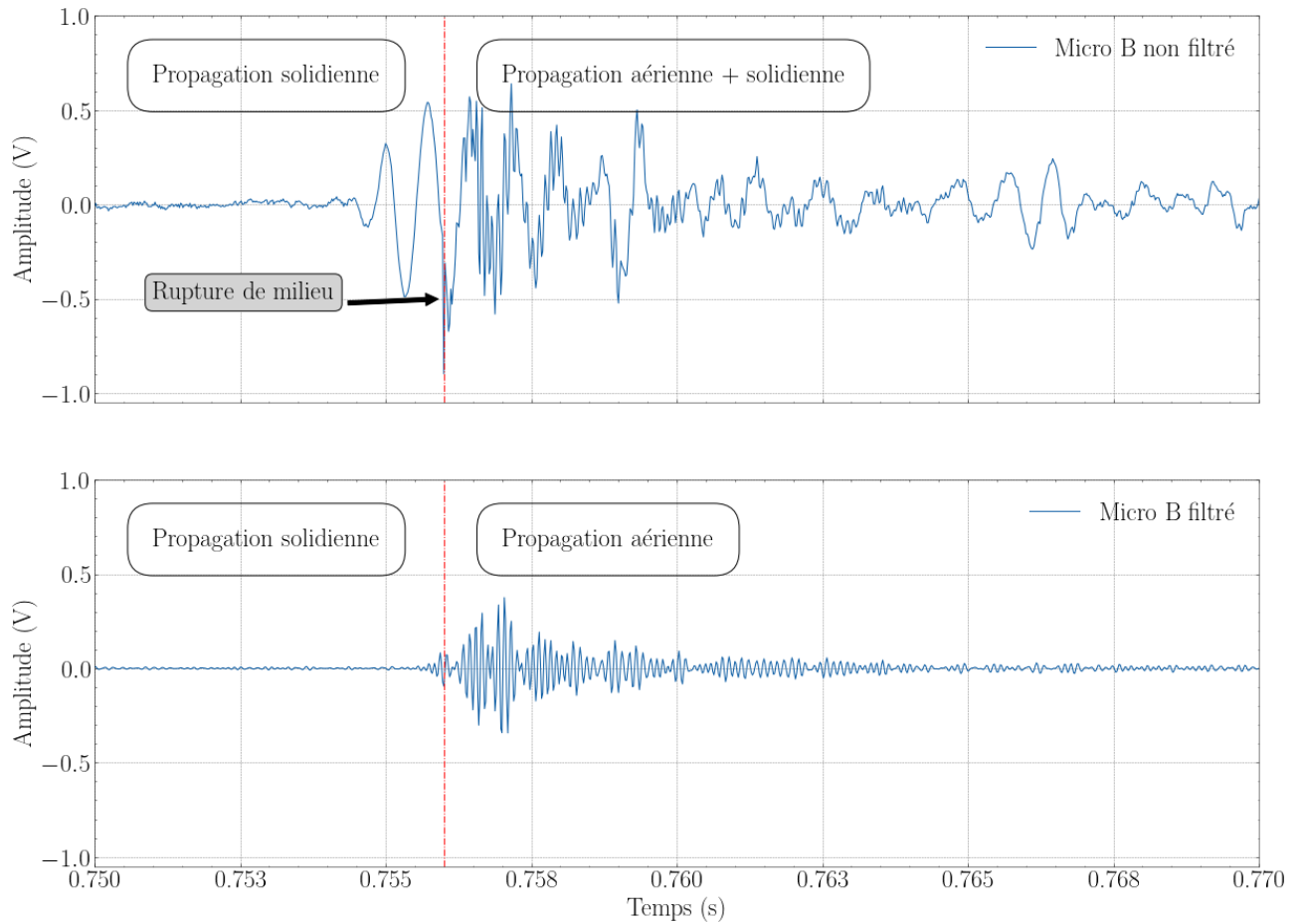


Figure 75-Effet du filtre Butterworth sur l'allure temporelle

Comme prévu, le filtre permet d'éliminer la composante solide du signal, ne laissant que la composante aérienne. Il faut maintenant déterminer l'instant de démarrage de ces signaux pour les utiliser dans notre modèle de trilatération.

On rappelle que la trilatération a besoin des temps de démarrage de chaque micro afin de calculer la position de l'impact. Dans le but de déterminer avec exactitude cet instant de démarrage, il semble judicieux de l'accentuer afin de le détecter plus facilement. Dans notre cas, l'accentuation du démarrage sera faite à partir d'une fonction exponentielle. On notera S_M , le signal de micro accentué avec S_m le signal de micro filtré tel que donné en (II-7).

$$S_M = e^{\|S_m\|} \quad (\text{II-7})$$

Les signaux filtrés subissent alors un passage à l'exponentielle, ainsi qu'une normalisation. Enfin un seuil de détection est défini de manière arbitraire. L'instant de premier franchissement du seuil correspond au démarrage temporel de l'impact. La détermination des temps de démarrage de chaque micro est montrée en Figure 76.

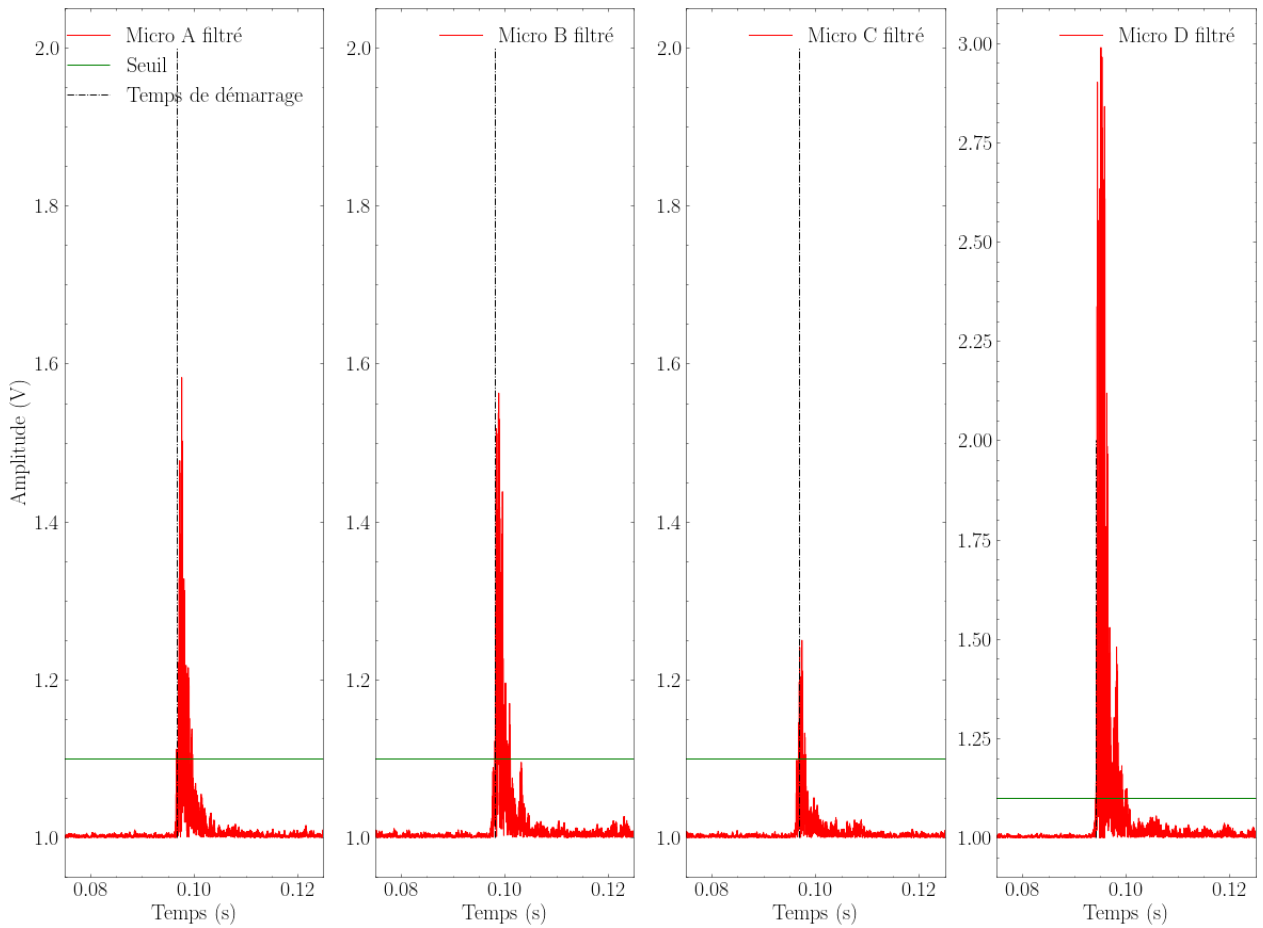


Figure 76-Détection des temps de démarrage sur les quatre microphones

On remarque que l'amplitude d'un des microphones est plus élevée que celle des trois autres, il est le plus proche de l'impact dans notre exemple, ici, le micro D. En observant de plus près la détection sur ce micro, on obtient la Figure 77 montrant le temps de démarrage retenu par l'algorithme.

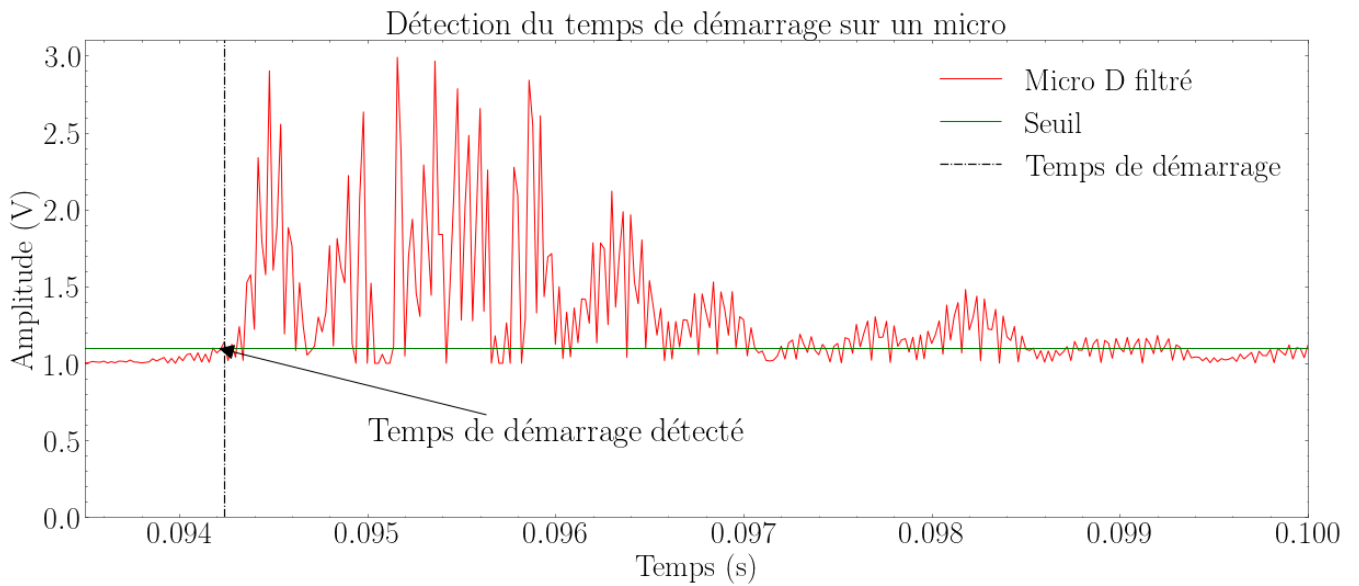


Figure 77-Détection du temps de démarrage sur un micro

Ainsi sur les 4 micros, on obtient alors 4 temps de démarrage t_a, t_b, t_c, t_d dont les différences de temps d'arrivés seront exploitées par le modèle de trilatération. Il est à noter que la fenêtre de temps utilisée pour le calcul du temps de démarrage est calculée à l'aide des franchissement barrières de vitesses ainsi que la vitesse de balle. Cela permet de définir une fenêtre de recherche pertinente liée à la balle incidente.

1.8.4.e. Application

Afin d'obtenir une estimation de la position d'impact la plus juste par les microphones, ne sachant où la balle tombera sur la table, il s'avère nécessaire d'assurer une couverture importante de celle-ci.

Pour ce faire, un quadruplet de microphones a été utilisé. Une trilatération sera effectuée entre chaque triplet possible. On note alors : $[M_A; M_B; M_C; M_D]$ les microphones, quatre jeux de positions seront déterminés par les triplets suivants :

$$(x_{ABC}, y_{ABC}); (x_{BCD}, y_{BCD}); (x_{CDA}, y_{CDA}); (x_{DAB}, y_{DAB})$$

La position moyenne des quatre triplets sera retenue comme la position d'impact de la balle i définie par l'équation (II-8).

$$x_i = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n=4} x_{\text{triplets}}; y_i = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n=4} y_{\text{triplets}} \quad (\text{II-8})$$

L'utilisation de la moyenne arithmétique permet de donner un poids similaire à la reconstitution de chaque triplet. D'un point de vue pratique, la balle est attendue de part et d'autre de la table selon l'exercice joué. Cependant le joueur n'étant pas parfait et il peut rater occasionnellement des balles, l'utilisation des quatre triplets permet alors de prévenir des balles manquantes des joueurs et de retranscrire leur position au mieux. Dans un souci de visualisation de la mesure, une représentation graphique des impacts via une cartographie a été réalisée et visible en Figure 78.

Sur cette cartographie, chaque disque grisé correspond à la reconstitution d'un impact de balle frappée par le joueur pour un exercice donné. Chaque reconstitution est numérotée de 1 à N. La moyenne de la série est repérée par le disque rouge. Les cibles sont matérialisées par les croix et les lettres « G » et « D » respectivement pour la gauche et la droite.

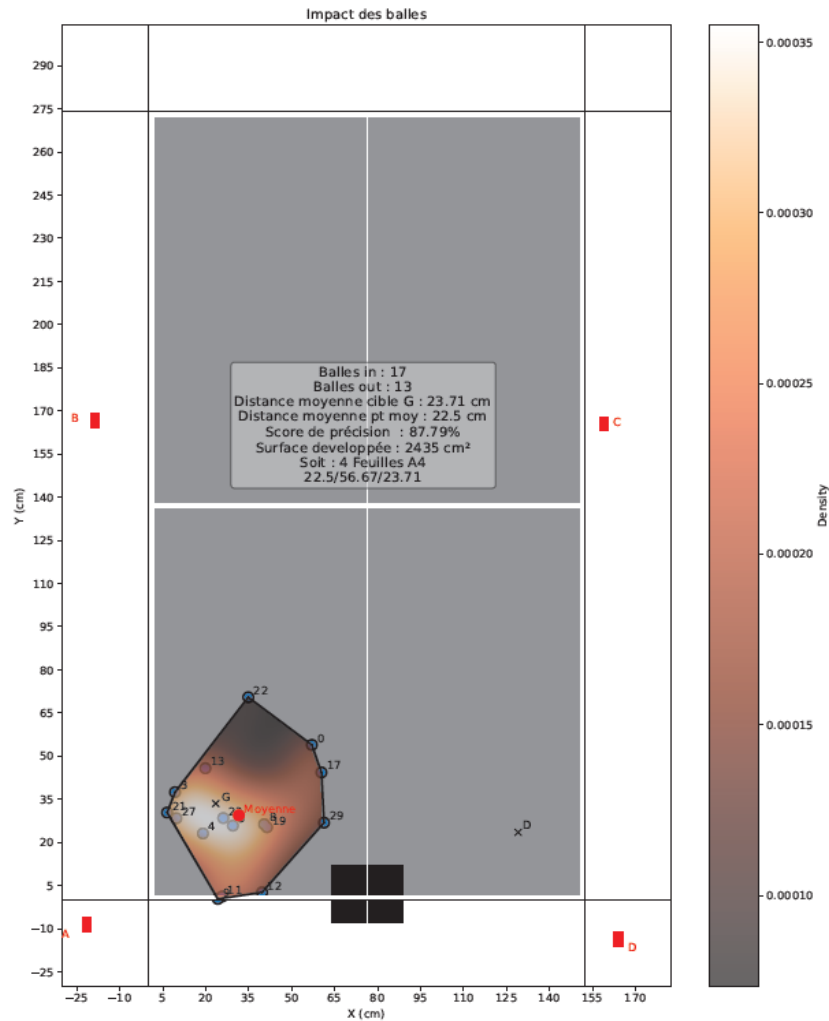


Figure 78-Cartographie des impacts reconstitués avec une cartographie colorée représentative de la densité de points

La cartographie des impacts montre les positions retrouvées des balles valides. Une tolérance ± 4 cm (équivalent à deux balles) a été accordée aux positions retrouvées sur les bords de table légèrement plus sensibles à la mesure, ce problème sera évoqué dans la partie *Effets indésirables et critique de l'instrumentation mise en œuvre*.

La cartographie fait également apparaître une carte de densité des impacts, utile pour la visualisation de la distribution des balles d'un joueur. On y retrouve deux cibles matérialisées sur la table par les lettres « D » et « G », que les joueurs doivent viser en condition d'exercice selon le type de mouvement à réaliser. La cartographie est destinée à être utilisée par les coachs et joueurs, et contient donc différentes informations. On y retrouve le nombre de balles valides retrouvées (*'Balles in'*), le nombre de balles fautes (*'Balles out'*).

On retrouve également deux indicateurs liés à la précision :

- La distance moyenne des impacts à la cible définie par l'équation (II-9)

$$D_{cible} = \sqrt{(x_{cible} - x_{moy})^2 + (y_{cible} - y_{moy})^2} \quad (\text{II-9})$$

Avec D_{cible} la distance moyenne en cm entre la moyenne des coordonnées des impacts $M\{x_{moy}; y_{moy}\}$ et la cible $Cible\{x_{cible}; y_{cible}\}$.

- La distance moyenne des impacts par rapport au point moyen de la série définie par l'équation (II-10)

$$D_{moy} = \sqrt{(x_i - x_{moy})^2 + (y_i - y_{moy})^2} \quad (\text{II-10})$$

Avec D_{moy} la distance moyenne en cm entre la moyenne des coordonnées des impacts $I\{x_i; y_i\}$ et le point moyen $M\{x_{moy}; y_{moy}\}$.

Enfin, afin d'avoir une illustration graphique de la dispersion, une carte de couleur a été utilisée pour montrer la densité de balle présente sur la table, ainsi qu'un indicateur de surface développée (en cm²). Certains indicateurs seront réutilisés afin d'apprécier ce critère lié à la précision d'un joueur dans un contexte d'exercice en fatigue.

Nous garderons deux critères de précision :

- L'écart à la moyenne, D_{moy} calculée sur les balles valides
- Le nombre de balles fautes : F

1.8.4.f. Validation de la méthode

Des tests de répétabilité ont été conduits afin de s'assurer de la fiabilité de la méthode développée. Des séries de 5 impacts en position connues ont été réalisées arbitrairement afin d'observer la robustesse et les écarts de la méthode.

Pour assurer une bonne reproductibilité, un tube guide (montré en Figure 79) a été utilisé de sorte que les impacts de balle puissent se répéter aux mêmes points. Le tube a été volontairement mis sur des pieds en hauteur afin d'éviter tout rebond contre la structure pouvant parasiter la reconstitution de la position.



Figure 79-Tube guide de balle pour la répétabilité des impacts

De même, les tests ont été conduits dans une ambiance acoustique silencieuse (niveau sonore non mesuré). Un exemple de deux cas de validation est donné en Figure 80.

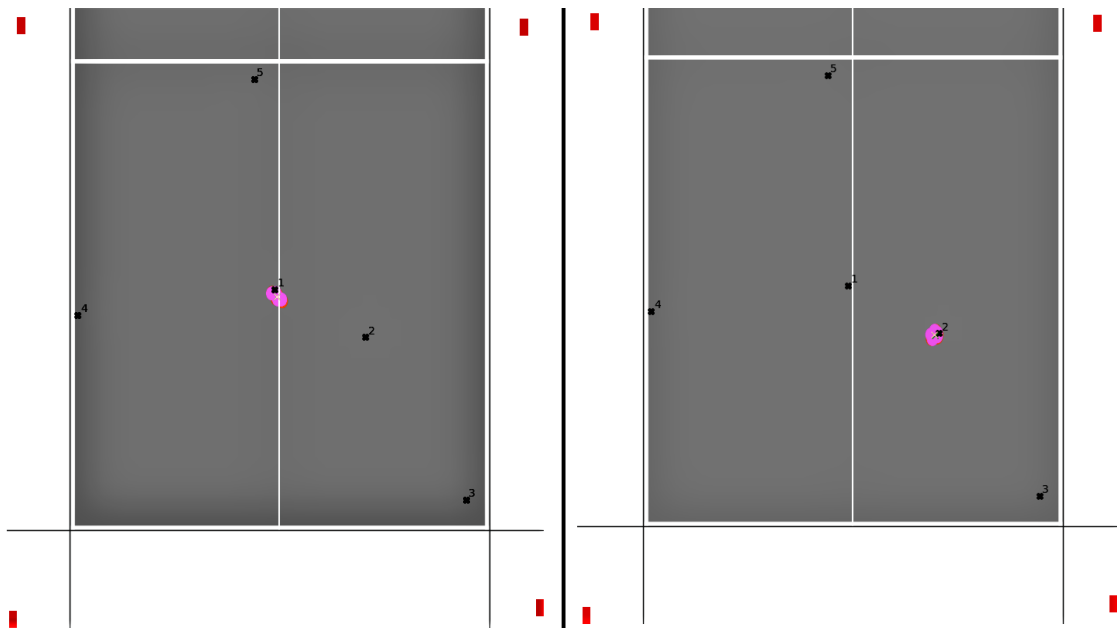


Figure 80-Tests de répétabilité de la reconstruction de la position des balles en conditions contrôlées.
A droite la position testée est la numéro 1 tandis qu'à gauche le point test est le numéro 2.

On observe la position reconstituée des cinq impacts en position 1 et 2. Une erreur de position de l'ordre de 2.4 cm et 1.8 cm est constatée par rapport aux coordonnées des points de tests respectivement 1 et 2. L'ensemble des tests de répétabilité sur les cinq positions donne une erreur d'estimation de la position en condition contrôlée de l'ordre de ± 2 cm.

I.9. Algorithmes de traitement

I.9.1. Approche générale

Pour accéder à l'information utile lors de notre étude des paramètres de jeu, le déploiement d'algorithmes a été réalisé en prenant en compte une approche à deux niveaux :

- L'approche par série, qui doit permettre d'appréhender la performance moyenne d'un joueur sur un nombre de balles figé. Cette approche doit permettre de rendre compte de la performance réelle d'un joueur sur une condition imposée. Elle rend également possible une étude de variation de la performance au sein d'un même exercice donné. L'approche sera conduite pour un joueur donné en réalisant une moyenne arithmétique des valeurs mesurées de chaque balle d'une même série.
- L'approche par coup, quant à elle, doit rendre compte de la performance individuelle pour une frappe sur un ensemble de frappes selon une condition donnée. Cette approche ne permet pas l'analyse de la performance en variation mais pourra être utilisée pour du traitement de données massif, *i.e.* des approches d'apprentissage supervisé. L'approche sera conduite en utilisant individuellement la valeur mesurée de chaque balle.

La méthodologie employée pour obtenir toutes les mesures d'une même série de balles est présentée dans la chaîne de traitement en Figure 81.

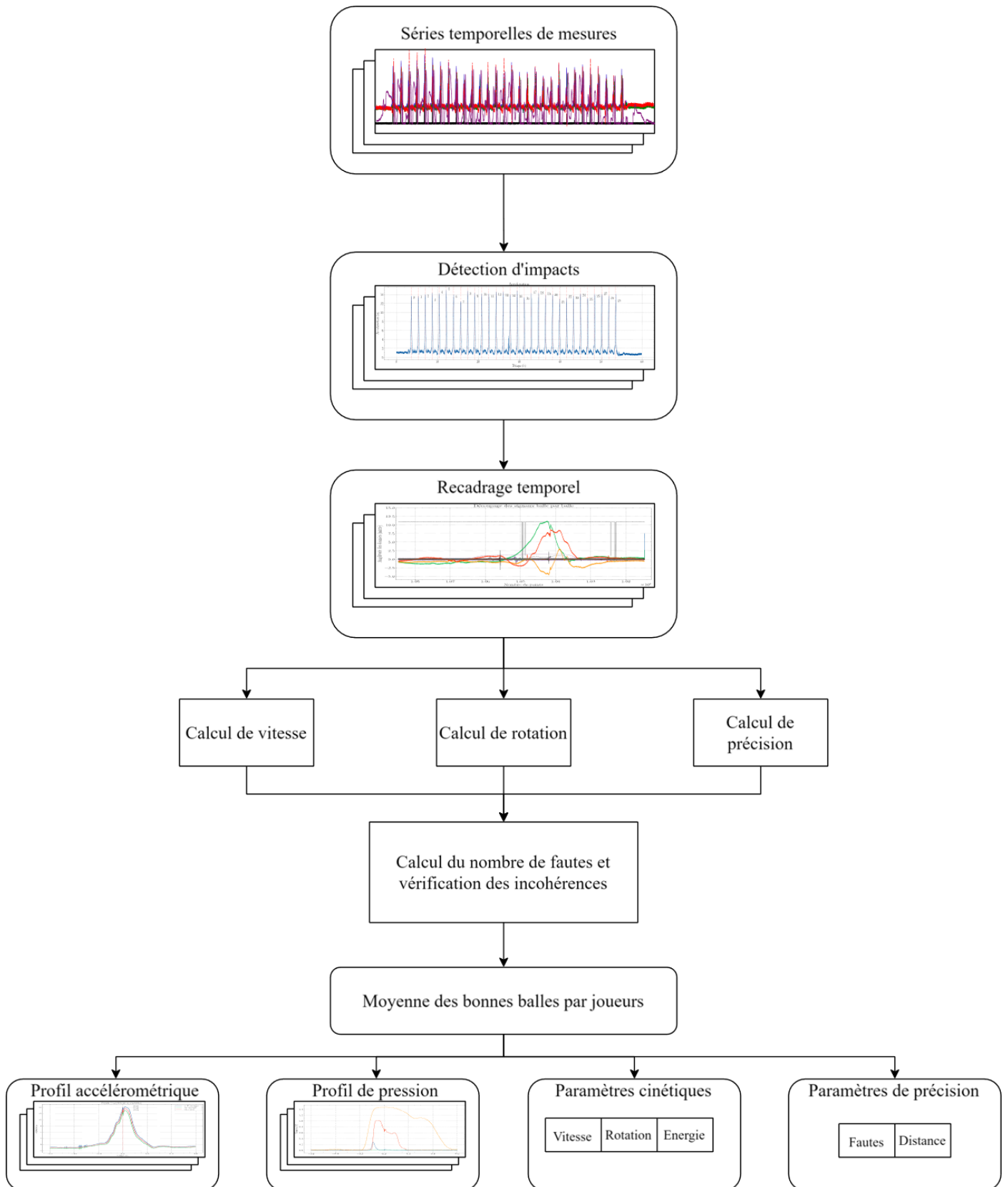


Figure 81-Chaîne de traitement des données montrant l'ensemble des étapes de traitement, de l'acquisition à l'extraction des mesures utiles

I.9.2. Découpage par séquences robot

Afin de pouvoir extraire les différentes informations relatives à une balle donnée, il semble trivial de commencer par isoler cette dernière de l'ensemble de la série. Dans le cas de nos études, les séries seront toutes de trente balles. Une série de l'ensemble des signaux mesurés (signaux de raquette, audio, vitesse, rotation et synchro robot) est montrée en Figure 82.

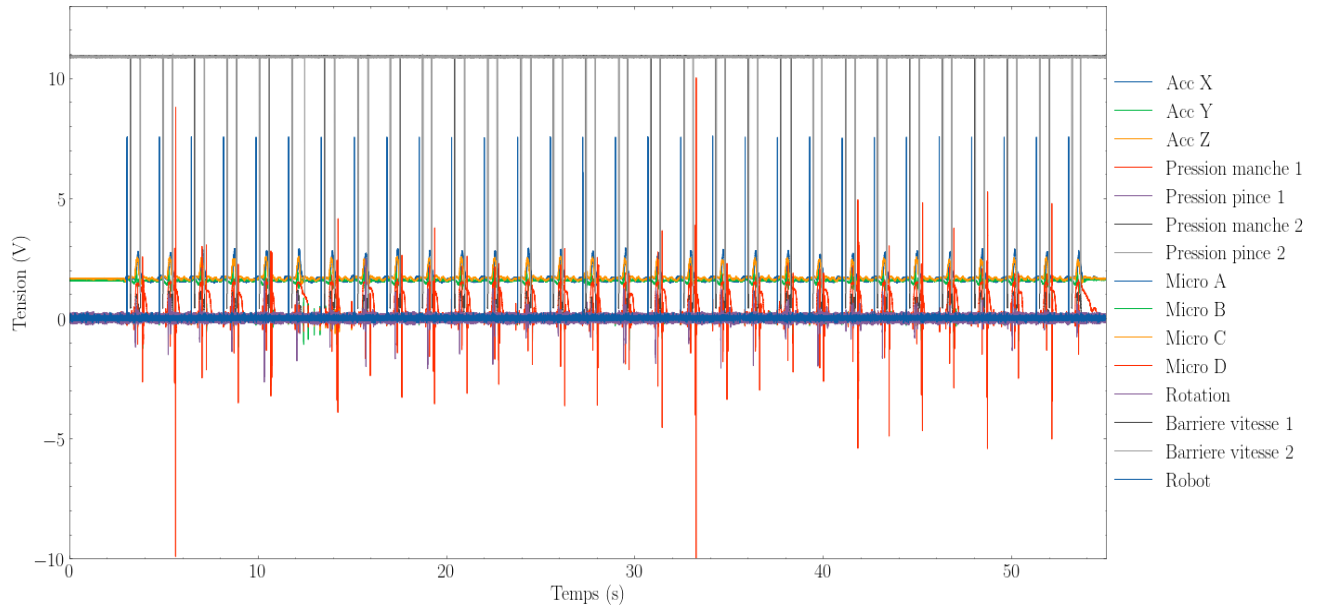


Figure 82-Acquisition de données brutes par les trois Picoscopes utilisés pour l'acquisition

Nos signaux ont l'avantage d'être synchronisés entre eux ce qui facilite grandement le traitement numérique. La séparation des balles peut se faire via la détection du départ de balle du robot (voir Figure 39). En posant une détection de seuil sur les signaux, il est possible de compter et séparer chaque balle de manière indépendante. Le seuil devra être franchi dans les deux sens (montée et descente) afin de s'assurer que la balle envoyée a réellement franchi le capteur de départ de balle. Durant le laps de temps entre deux sorties de balles les différents signaux de mesure vont varier de manière relative au coup joué.

Une fois l'identification des temps de départ réalisée, les signaux sont coupés en segments inter-balles, chaque segment correspondant à l'indice de balle jouée. Ce découpage est montré sur la Figure 83.

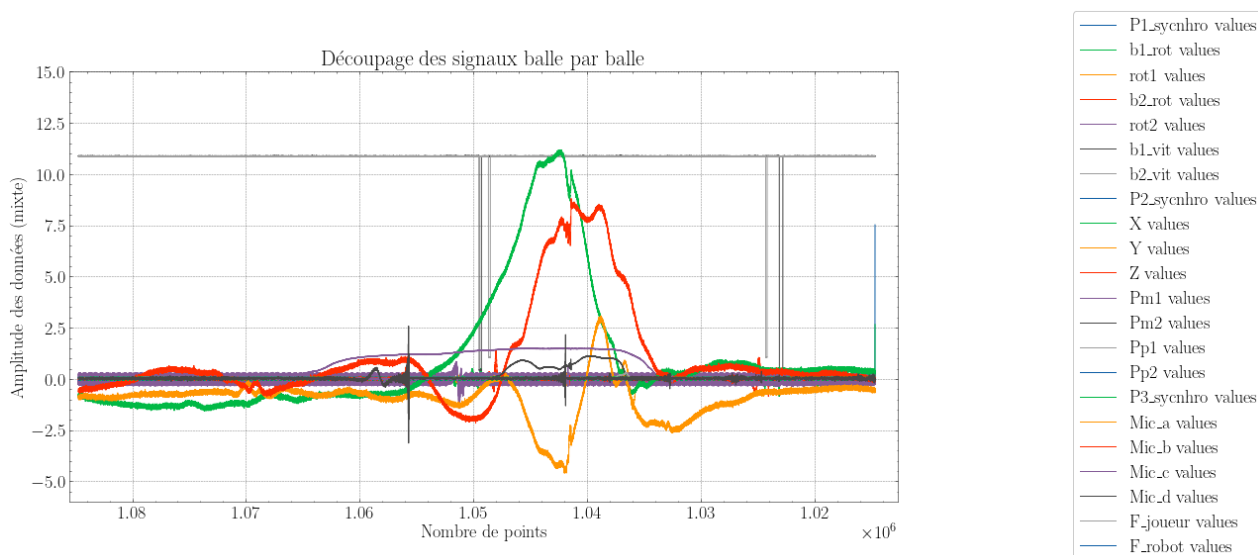


Figure 83-Découpage des signaux pour un passage de balle entre deux balles lancées par le robot

La recherche et application des différents traitements aux mesures sera facilitée grâce au découpage balle par balle.

I.9.3. Détection d'impact « balle-raquette » via l'accélération

La seconde étape du traitement est la détection des impacts dans le but d'obtenir une signature accélérométrique et de pression correspondant au coup frappé. Un graphique est donné en Figure 84 à titre d'exemple, montrant un focus sur une série une balle et ces composantes accélérométriques.

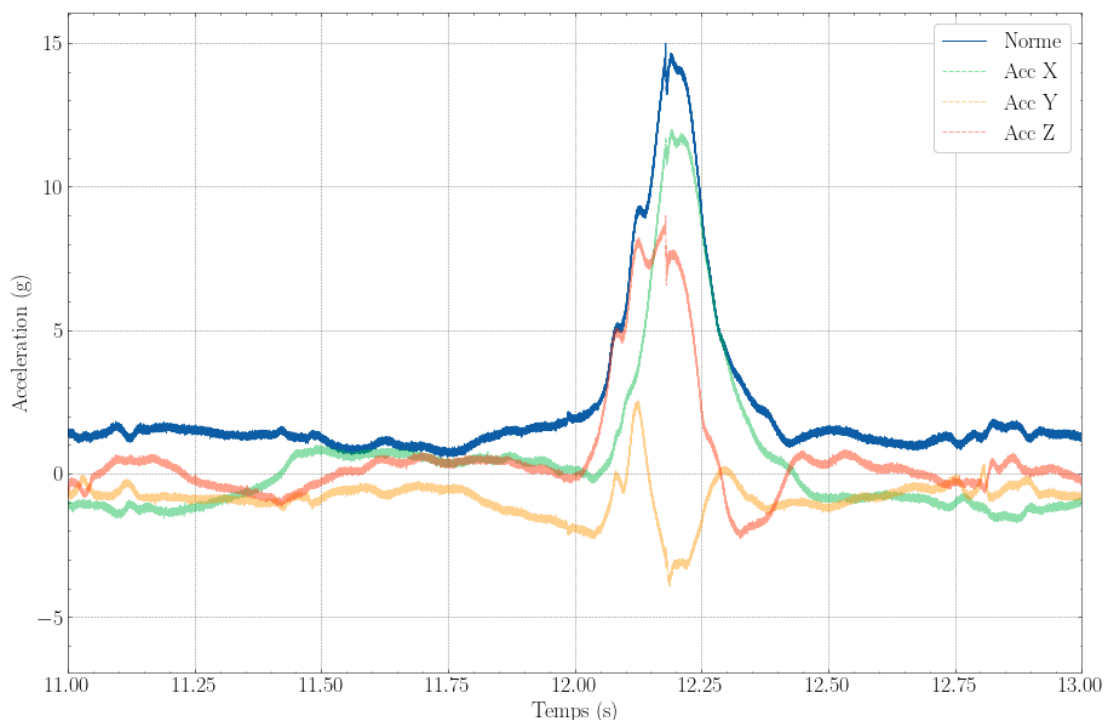


Figure 84-Profil d'accélération normé d'un coup droit, avec les trois composantes des X, Y, Z

De par la nature changeante du type de coup joué, l'utilisation d'un seuil de tension ne semble pas acceptable au vu de la différence d'amplitude sur deux coups distincts. Notre accéléromètre logé dans le manche, s'est cependant montré sensible à la vibration de la raquette dans le cas d'un contact raquette-

balle et ce malgré la présence du revêtement. Cette vibration est visible sur tous les types de coups et est visible lors de l'observation des signaux comme présenté en Figure 85.a.

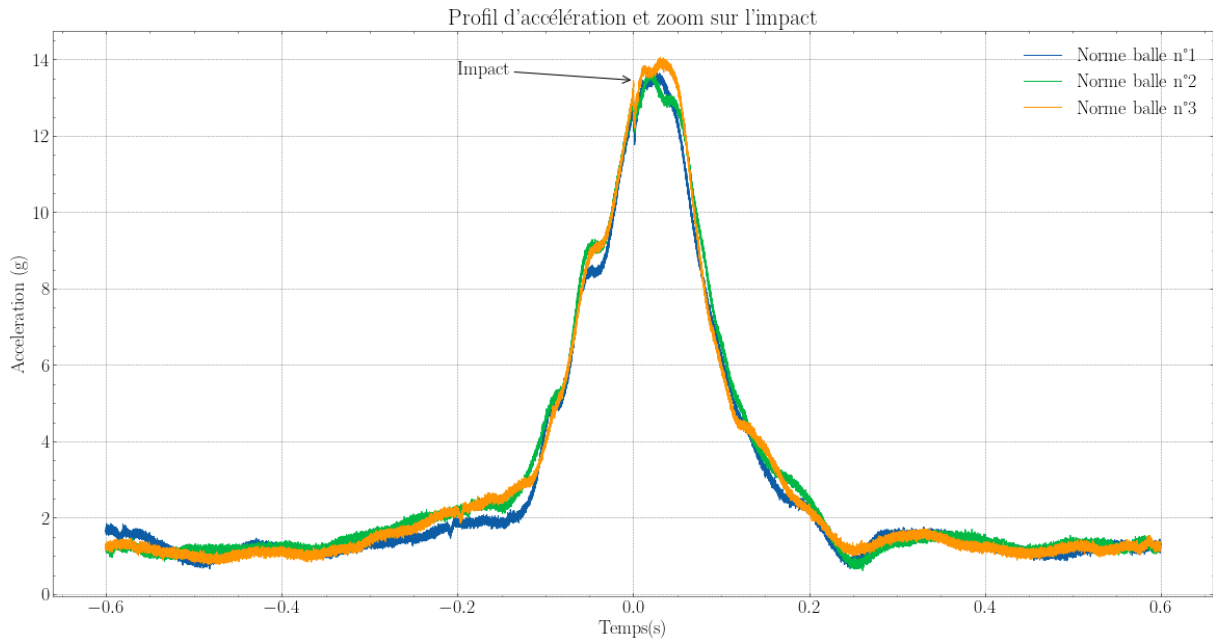


Figure 85-Profil d'accélération perturbé par un impact de balle sur 3 frappes différentes

Un zoom sur l'impact est donné en Figure 86.

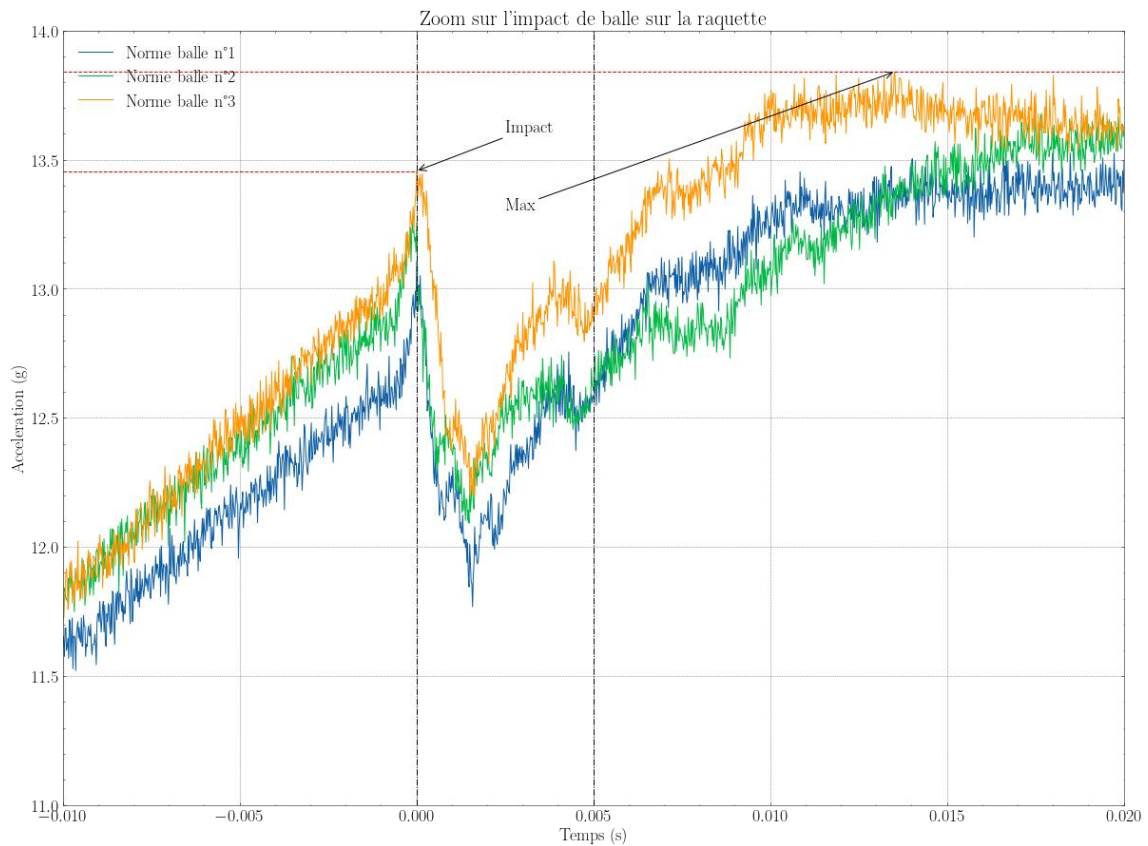


Figure 86-Zoom sur l'impact de balle-raquette

La durée de la vibration du bois est très faible (<5ms), on remarquera que l'instant de contact se produit avant le maximum de l'accélération comme observé dans les travaux de biomécanique de *Bañkosz et al* [69].

Avec ces informations, il est possible de créer un pipeline de traitement afin d'isoler chaque coup individuellement, on propose alors la méthodologie suivante en Figure 87 ci-dessous.

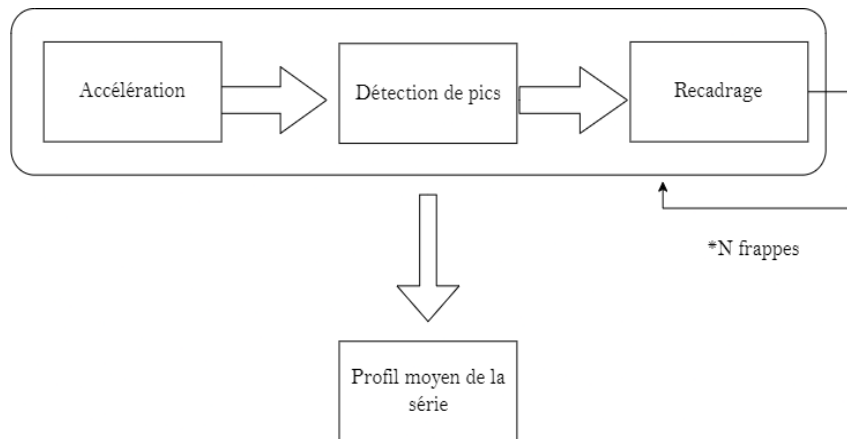


Figure 87-Pipeline de traitement des accéléromètres

Cependant, cette vibration bien qu'induisant une forte variation de l'accélération normée est difficilement affectée par un seuil de par sa nature aléatoire.

Pour observer la variation de l'accélération, nous pouvons calculer sa dérivée, également connue sous le nom de jerk. Le jerk est défini comme étant la troisième dérivée de la position ou la première dérivée de l'accélération, qu'on notera $j(t)$ présenté en (II-11).

$$j(t) = \frac{da(t)}{dt} = \frac{d^2v(t)}{dt^2} = \frac{d^3x(t)}{dt^3} \quad (\text{II-11})$$

Le signal de jerk obtenu permet de d'obtenir des pics d'amplitude bien plus marqués que la valeur moyenne du signal, les impacts apparaissent donc beaucoup plus visibles et repérables. Les signaux d'accélération et de jerk sont visibles en Figure 88.

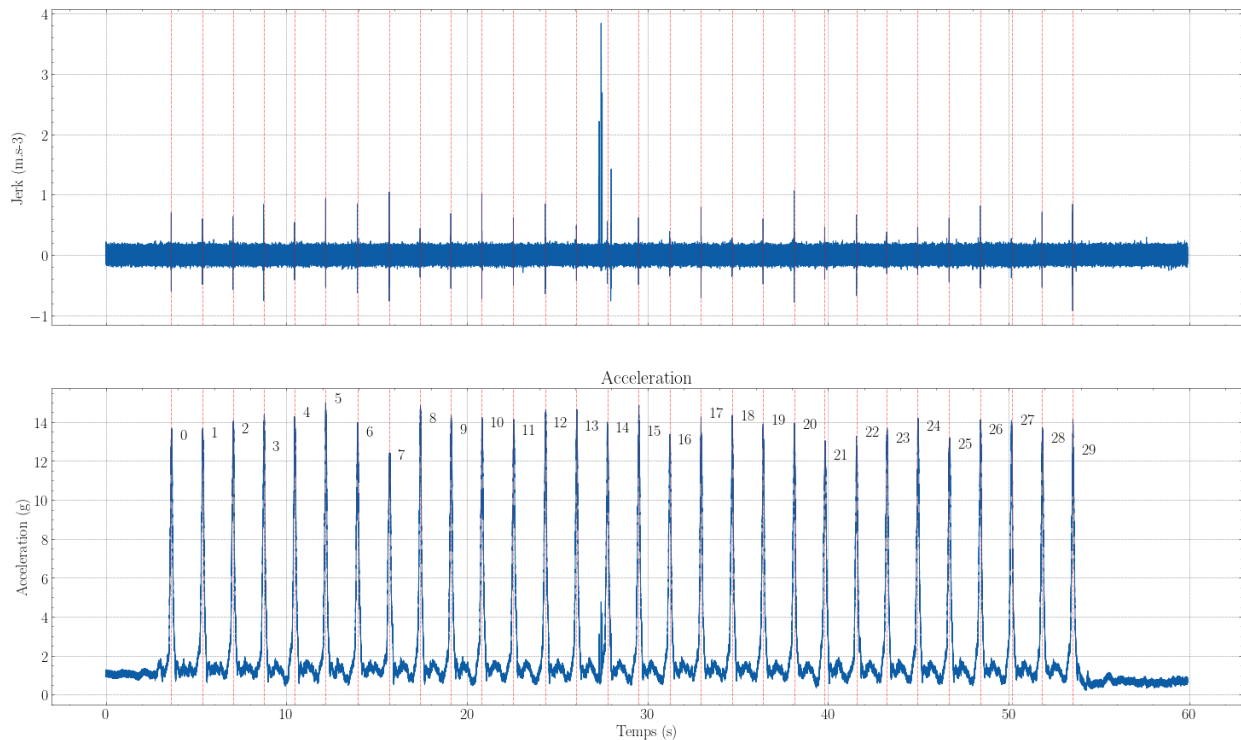


Figure 88-Acceleration et jerk d'une série de frappes. La détection des impacts balle-raquette est représentée sur la série par des lignes verticales numérotées.

Cette variation est toujours plus élevée que la valeur moyenne du signal, aussi l'utilisation d'un algorithme de détection de maximum locaux a été utilisé avec pour contrainte la détection impossible de deux impacts successifs en dessous un certain laps de temps ($t < t_{cycle\ robot}$), dans la majorité des cas on aura $t_{cycle\ robot} < 1.7\ s$.

L'application de la détection permet d'obtenir l'instant t d'impact sur la raquette dans la série. On peut alors définir une largeur de fenêtre de manière arbitraire et recadrer les signaux d'accélération et de pression centrés autour de l'impact.

On a alors un profil accélérométrique et de pression d'une balle donnée. Dans l'approche par série, l'ensemble des profils de coups détectés sera moyenné afin d'obtenir le profil moyen de performance du joueur. Prenons l'exemple d'un profil de série moyen (30 balles frappées) d'un joueur donné, on peut d'ores et déjà distinguer des différences fondamentales dans les signaux en fonction de la gestuelle, les profils sont tout à fait distincts entre les coups droits et les revers. Ces différences sont montrées en Figure 89 et Figure 90.

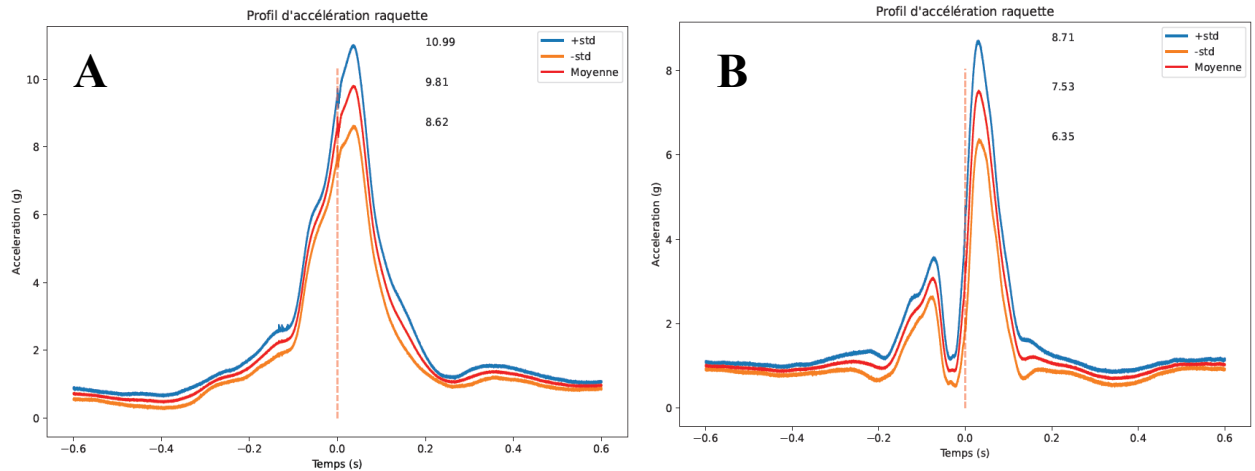


Figure 89-Comparatif des profils accélérométriques moyens
A) Coup droit B) Revers

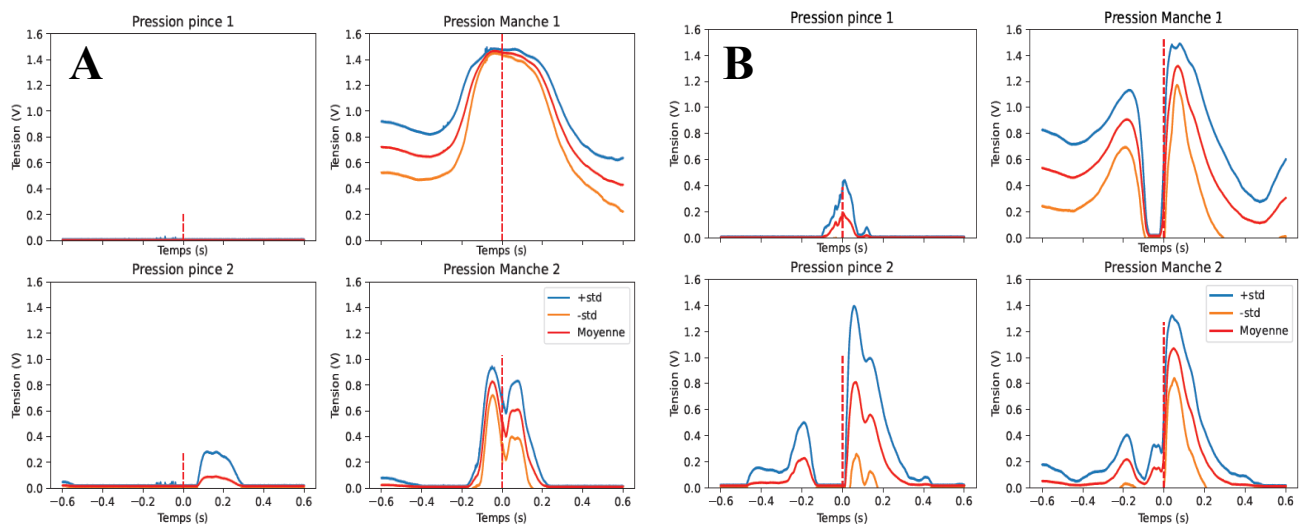


Figure 90-Comparatif des 4 profils de pression moyens
A) Coup droit B) Revers

Pour les profils d'accélération, on constate deux formes bien distinctes. Pour le coup droit (Figure 89.A) le profil d'accélération retranscrit une accélération constante puis une décélération après le maximum. L'impact survient légèrement avant le maximum d'accélération, ce qui est similaire aux observations de Bańkosz [69] au niveau des vitesses.

Les revers quant à eux, sont plus complexes à appréhender (Figure 89.B). Ils se distinguent par deux phases : la première est une amorce « à vide » de la gestuelle (accélération-décélération), puis la seconde correspond à l'engagement réel du geste avec des amplitudes plus importantes.

L'analyse des profils de pression montrés en Figure 90 est intéressante car elle permet de comprendre la dynamique de serrage employée par le joueur, ainsi que l'observation de son relâchement sur la raquette : serre-t-il tout le temps ou non ? Il est important de rappeler ici que les capteurs de pressions sont placés de manière symétrique dans la raquette (un capteur de pression manche et pince de chaque côté de la raquette). Aussi, selon la main forte du joueur et le côté choisi pour la frappe, la lecture des graphes de pression sera légèrement différente.

Toutes précautions prises, l'analyse des pressions dans son ensemble dépend de la pression mise dans la pince, ainsi que dans le manche. Commençons par la décomposition de la pression de pince (Figure 90 A et B).

Il convient de relativiser sur l'application (ou non) de la pression sur les capteurs par rapport aux positions des doigts du joueur sur la plaque (non contrôlé dans l'étude). Dans le cas du coup droit, le joueur applique une pression de pince uniquement pour diriger sa gestuelle si nécessaire (visible Figure 90 A sur la pince 2). A contrario, la pression de manche est concentrée autour de l'impact avec un maximum atteint à l'instant de l'impact (Figure 90 A « *Pression de manche 1* »), on remarquera également une pression non nulle avant et après l'impact indiquant un serrage permanent.

L'analyse des revers est visible en Figure 90.B ; intéressons-nous à la pression de pince donnée en Figure 90.B. Le revers est naturellement porté par une double pression de la pince (Pince 1 & Pince 2) avec la même retranscription du mouvement que l'accélération en 2 phases. Une première phase d'amorce de pression (cycle serrage-relâchement), temps court d'attente puis un serrage maximal au moment de l'impact. Cette dynamique se retrouve également sur les pressions de manche, notamment le manche 1, mais également atténuée sur l'autre côté du manche (pression Manche 2).

Cette analyse simpliste des profils singuliers d'accélération et de pression permet de finaliser la partie sur le traitement de l'impact et son utilisation dans la chaîne de traitement proposée. Une décomposition plus poussée de la gestuelle sera réalisée dans le chapitre suivant (I.15).

I.10. Effets indésirables et critique de l'instrumentation mise en œuvre

Cette partie a vocation de présenter les potentielles limites et les problèmes rencontrés lors de la mise en place de l'instrumentation réalisée.

La place du système de mesure le long de la table va avoir un impact sur l'analyse des vitesses. Le système, positionné tel qu'il est présenté (au passage du filet) est éloigné du point d'impact raquette-balle situé derrière la table (1.37 m de distance). Un calcul de force de trainée par les frottements de l'air peut être utilisé pour quantifier la perte de vitesse entre le point d'impact et la vitesse prise au passage du filet. On estime *une diminution de la vitesse de l'ordre de 20%* sur la distance d'une demi-table soit 1.37 m. Pour la traversée de table complète, *une diminution de la vitesse de l'ordre de 40%* est observée, soit une distance de 2.74 mètres. Les mesures étant prises systématiquement au même endroit pour tous les essais réalisés, nous ne les corrigerons pas et garderons les valeurs mesurées telles quelles.

La reconstitution de la position par voie acoustique a montré des phénomènes acoustiques intéressants. La présence d'oscillations de très basses fréquences sur les profils de séries temporelles de certains microphones lors de certaines balles ont fait leur apparition (Figure 91). Ces oscillations, non présentes après application des différents filtres présentés, nous ont interpellés.

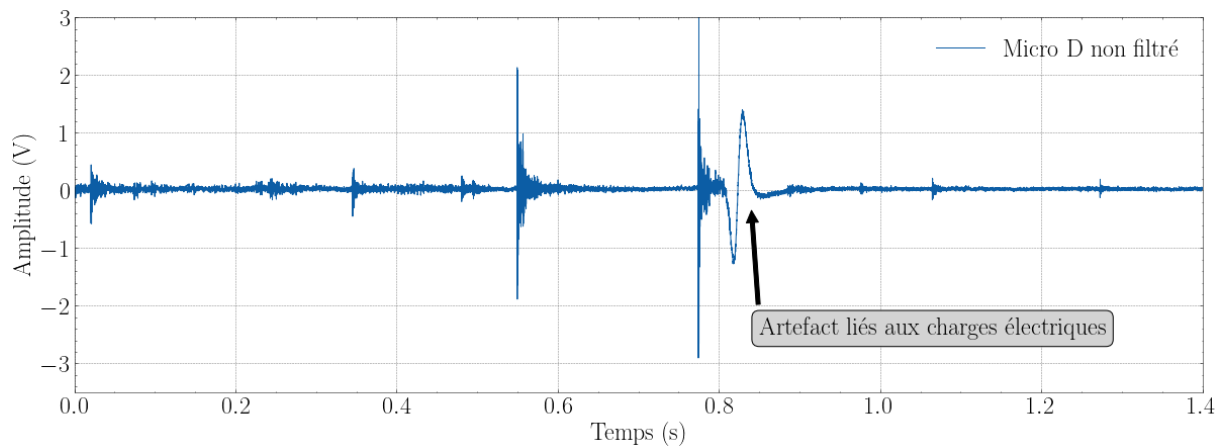


Figure 91-Artefact de mesure lié aux charges électrostatiques présentes dans la balle

Après investigation nous avons remarqué que le mouvement de rotation de la balle sur elle-même, si elle est placée proche des microphones au bord de table, créait un phénomène électrostatique venant exciter la membrane de celui-ci. La présence de telles charges est supposée venir de la friction de l'air et du plastique de la balle. De même, les microphones se sont montrés sensibles aux phénomènes météorologiques rendant la membrane légèrement plus sensible.

Lors de la mise au point de la méthode acoustique de trilatération, le placement des microphones s'est avéré très sensible aux impacts en bordure de table, notamment lorsque la balle tombait sur l'arrête de celle-ci. Ce phénomène a été observé lorsque les microphones ont été placés au plus proche de la table, cela est certainement dû à une réverbération des ondes mécaniques dans le milieu solide.

Finalement il a été retenu d'écarter les micros pour pallier aux deux problèmes présentés ci-dessus.

I.11. Conclusion

Ce premier chapitre a montré la stratégie et les moyens mis en œuvre pour l'instrumentation de l'aire de jeu, du joueur ainsi que les différents algorithmes développés pour obtenir les informations souhaitées. Un tableau récapitulatif des paramètres mesurés est donné en Table 7.

Zone de mesure		Paramètre mesuré	Capteur
Raquette	Manche	Accélération de la raquette	Accéléromètre analogique
	Manche/planche	Profils de pression	Capteurs de pression FSR
Table	Filet	Vitesse de balle Rotation de balle	Barrière de vitesse Rotation-meter
	Table	Position d'impact	Microphones

Table 7-Tableau récapitulatif de l'instrumentation

Dans notre volonté d'être exhaustif, certains capteurs tels que les capteurs d'humidité ou l'IMU numérique ont été installés dans la raquette mais n'ont pas été exploités, faute d'utilité ou de temps de développement. Dans cette partie nous avons également pu prendre un peu de recul vis-à-vis de ces mesures individuelles et observer comment elles s'agencent entre elles afin de nous fournir les informations pertinentes et recherchées comme l'a montré la Figure 81 avec le pipeline de traitement de données.

Les algorithmes et méthodes utilisés permettent de générer une large quantité de données auxquelles des traitements IA sont applicables en vue de la reconnaissance de gestes ou d'état du joueur. Les informations et graphes générés permettent une approche pédagogique et un retour vers la pratique intéressant pour les entraîneurs et les joueurs tout au long de l'utilisation.

Le chapitre qui suit sera dédié à la présentation des principaux résultats obtenus avec nos appareils de mesure. Il sera présenté une analyse de différentes relations importantes entre les variables, ainsi qu'une analyse plus poussée de la gestuelle.

III. Résultats expérimentaux

Introduction	104
I.12. Partenariat avec le CREPS des pays de la Loire	104
I.13. Comité d'éthique.....	104
I.14. Population d'étude	105
I.15. Analyse de la gestuelle : la signature technique.....	105
I.15.1. Notion de signature technique dynamique d'un joueur	105
I.15.1.a. Description de la gestuelle « coup droit » (CD)	105
I.15.1.b. Description de la gestuelle « revers » (RV).....	107
I.15.2. Comparaison des signatures des joueurs de l'étude.....	108
I.15.2.a. Signature technique du coup droit.....	108
I.15.2.a.1. Analyse des accélérations.....	108
I.15.2.a.2. Analyse des pressions.....	112
I.15.2.b. Signature du revers.....	114
I.15.2.b.1. Analyse des accélérations.....	114
I.15.2.b.2. Analyse des pressions.....	117
I.16. Analyse des paramètres cinétiques : vitesse linéaire et rotation	119
I.16.1. Analyse sur un joueur	119
I.16.2. Analyse sur le panel de participants	121
I.17. Analyse de la précision	123
I.17.1. Présentation des cartographies et du nombre de fautes	123
I.17.2. Analyse de la précision du groupe.....	127
I.18. Analyse des relations entre les variables et les paramètres de jeu	130
I.18.1. Définition des indicateurs de performance et des indicateurs de variation.....	130
I.18.2. Etude énergétique simplifiée	131
I.18.3. Accélération maximale de la raquette et variations associées	134
I.18.4. Vitesse linéaire et variations associées	136
I.18.5. Vitesse linéaire et rotation de balle.....	138
I.19. Mise en place du protocole expérimental de fatigue.....	141
I.19.1. Design expérimental	141
I.19.2. Marqueurs de fatigue et mesures	142
I.19.3. Phase de pré-tests.....	143
I.19.4. Conditions de fatigue.....	144
I.19.4.a. Fatigue Neuromusculaire.....	144
I.19.4.b. Fatigue mentale	146
I.19.4.c. Contrôle	146
I.19.5. Phase de post-tests :	146
I.20. Résultats.....	146
I.20.1. Analyse statistique	146

Résultats expérimentaux

I.20.1.a.	Marqueurs de fatigue.....	146
I.20.1.b.	Sensibilité statistique des indicateurs de performance	150
I.20.2.	Analyse de la performance brute en variation	151
I.20.3.	Conclusion sur l'analyse en variation.....	154
I.21.	Conclusion	155

Introduction

Dans ce chapitre dédié à la présentation des résultats expérimentaux, nous commencerons par analyser les signaux dédiés à la gestuelle afin de mieux comprendre la nature du mouvement. Nous nous intéresserons ensuite à l'application des appareils de mesures dans le cadre d'exercices réalisés avec des joueurs de haut niveau de tennis de table. L'analyse directe des résultats et des relations remarquables entre les mesures sera présentée.

Enfin, une étude de joueurs en conditions de fatigue sera conduite afin de déterminer son influence sur les paramètres de jeu observés.

I.12. Partenariat avec le CREPS des pays de la Loire

Afin de permettre l'étude de la fatigue chez les jeunes joueurs en formation, c'est tout naturellement que nous avons conclu un partenariat avec le *Centre de Ressources, d'Expertise de la Performance Sportive (CREPS) des Pays de la Loire*. Cette structure publique portée par la région accueille des athlètes dans leurs projets de réussite scolaire et sportive de haut niveau. La structure a aussi pour mission la promotion du sport santé pour tous ainsi que la mise en place de formations diplômantes dans le domaine du sport en fonction des spécificités locales.²

C'est au sein du CREPS des pays de la Loire que se situe une partie du Pôle France de la Fédération Française de Tennis de table. Cette entité regroupe et entraîne des jeunes joueurs de niveau national et international.

Avant d'intégrer le pôle France, la plupart des joueurs passent par un pôle de formation intermédiaire : le pôle espoir. Si l'objectif du pôle France est de perfectionner et consolider les aptitudes techniques chez les joueurs, l'objectif du pôle espoir quant à lui est de détecter puis permettre l'adaptation des joueurs aux pratiques du haut niveau.

Notre population d'étude cible sont ces jeunes joueurs de haut-niveau. En concertation avec les responsables du pôle France et espoir, nous avons lancé au sein de ces structures un appel à participation. Neuf participants se sont portés volontaires pour notre étude sur l'influence de la fatigue.

Les critères d'inclusion de l'étude étaient simples : faire partie d'un des deux pôles, et les critères d'exclusions : une contre-indication médicale sur la période de tests. Au vu du très petit nombre de femmes parmi le panel, il a été décidé de ne pas les considérer dans la sélection des joueurs.

I.13. Comité d'éthique

La mise en place d'un protocole expérimental de recherche impliquant directement des humains nous oblige à passer par un comité d'éthique afin de valider l'intégrité de ce dernier. Nous avons sollicité le *Comité d'Éthique sur la Recherche Non Interventionnelle (CERNI) local de Nantes Université (N° IRB : IORG0011023)* en vue d'obtenir les autorisations nécessaires pour la réalisation de cette étude. Après évaluation du protocole proposé par le comité, notre demande a été approuvée sous le numéro de référence N°02602023.

² CREPS : <https://www.sports.gouv.fr/creps-626>

I.14. Population d'étude

Trois joueurs du pôle espoirs des Pays de la Loire et six joueurs du pôle France se sont manifestés afin de participer à l'étude. Le panel de participants, est donc constitué en intégralité de garçons de moyenne d'âge 15 ± 1.5 ans et de points de classement FFTT national 2104 ± 344 points. La population d'étude est pratiquement équilibrée concernant la main dominante utilisée par les joueurs lors du protocole : 5 droitiers pour 4 gauchers. Les caractéristiques morphologiques des joueurs ne seront pas étudiées car considérées comme non-influentes dans notre étude. Un résumé des caractéristiques du panel est donné en Table 8.

Variable	Garçons (N=9)	
	Moyenne	Ecart-type
Points de classement FFTT	2103	344
Age (ans)	15	1.5
Main-forte (D/G)	G 44% D 56%	N/A

Table 8- Caractéristiques des participants

I.15. Analyse de la gestuelle : la signature technique

I.15.1. Notion de signature technique dynamique d'un joueur

Introduite lors de la présentation de l'instrumentation associée (*III. Plateforme expérimentale*), l'analyse de la gestuelle, apporte une contribution non négligeable dans la compréhension de la signature personnalisée d'un joueur. Dans cette partie, nous nous intéressons aux coups d'attaque. Les coups de défense sont plus spécifiques et concernent moins de joueurs et ne seront pas traités dans ce manuscrit.

Une frappe « d'attaque » ou « offensive » est une frappe dans laquelle le joueur cherche à remettre de l'énergie dans la balle pour reprendre « la main » sur l'échange. Une frappe offensive peut donc être jouée en position défensive, loin de la table. Ce type de frappe est appelée « topspin » et peut s'exprimer en coup droit et en revers. Le coup droit est le geste correspondant à une frappe avec la paume de la main, alors que le revers correspond à une frappe avec le dos de la main.

On s'intéressera dans cette partie à la description de nos deux frappes de référence sur un joueur donné non participant à l'étude en fatigue. Dans un second temps nous nous intéresserons à la comparaison entre les différents participants du panel. Enfin, un focus sur l'analyse d'un joueur sera réalisé de manière anonyme conformément à la politique de confidentialité conseillée par le CERNI.

I.15.1.a. Description de la gestuelle « coup droit » (CD)

Nous allons essayer de définir la signature technique dynamique d'un coup droit en s'appuyant sur la décomposition du geste représentée sur la Figure 92. Ici l'exercice est réalisé avec une distribution de balle faite par une tierce personne et non un robot.

Cette figure montre les différentes étapes de la gestuelle mais également les signaux mesurés par la raquette lors de l'action : norme de l'accélération et pressions « manche ».

Nous avons fait le choix de décomposer le geste en cinq étapes afin de simplifier la lecture du geste ; cependant une décomposition plus fine pourrait être réalisée.

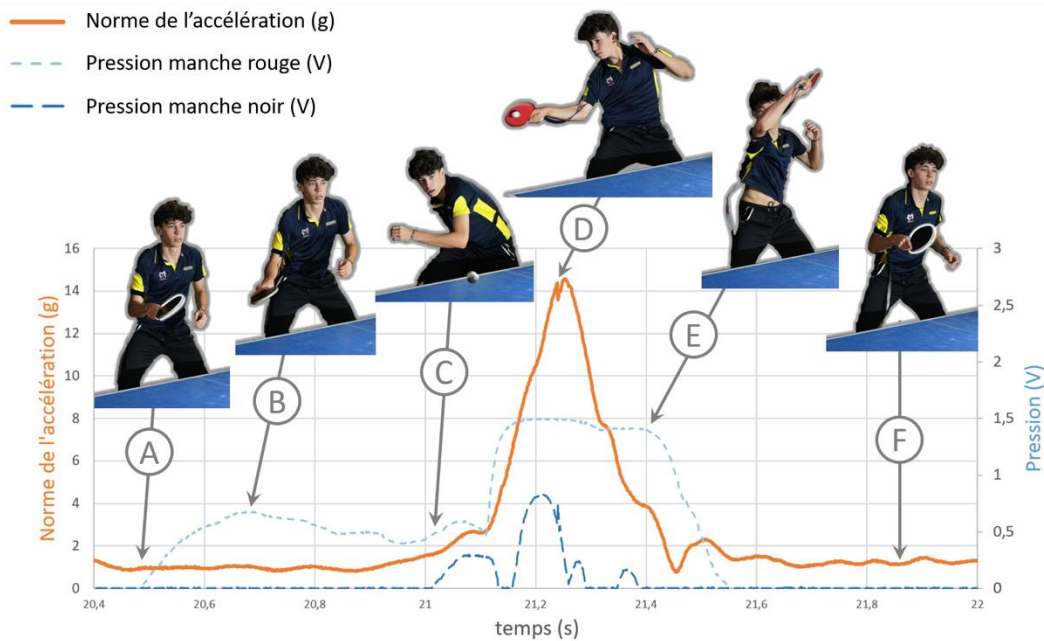


Figure 92-Décomposition de la frappe topspin en coup droit et signature dynamique donnée par la raquette instrumentée tenue par Elian, joueur numéroté 300 français.

La décomposition du coup droit proposée est la suivante :

Entre A et B, Elian est en position d'attente pour recevoir la balle, l'accélération est nulle (reste la gravité à 1g) et les pressions faibles. Le joueur est détendu. Nous appellerons cette phase la **phase d'attente**.

Entre B et C, ou un peu avant, Elian reçoit un stimulus visuel du départ de la balle. Dans cet exemple, le partenaire envoie une balle lente et coupée. La vitesse de la balle est d'environ $5 m.s^{-1}$ et la distance entre les deux joueurs est d'environ 3 m. Dans ces conditions, Elian a 0,6 s de seconde pour préparer son geste et frapper la balle dans le bon « timing ». On peut alors souligner l'importance du temps de réaction (temps prémoteur et temps moteur) évoqué dans l'*Etat de l'art* nécessaire pour les joueurs en condition de match. L'étude de ce paramètre n'a pas été traité dans nos travaux.

En B donc, le joueur reçoit le stimulus visuel, réagit en actionnant une pression supplémentaire sur le manche et commence à préparer son geste. La norme de l'accélération varie peu. Nous appellerons cette phase la **phase de préparation**. En C, le geste est « armé » et la balle est proche du joueur (elle est visible sur l'image), son regard est fixé sur la balle.

Entre C et D, Elian engage son mouvement fortement vers l'avant. L'accélération augmente très rapidement jusqu'à 15 g. La pression exercée sur le manche augmente également. Nous appellerons cette phase la **phase d'engagement du geste**. C'est une phase essentielle puisqu'elle va permettre un transfert maximum d'énergie à la balle provenant notamment des membres inférieurs du joueur. La durée est très courte, de l'ordre de 0,2 s. Cette durée très courte n'est réalisable que si le joueur est entraîné et que sa technique est maîtrisée.

En D, c'est l'instant de l'impact de la balle sur la raquette, très légèrement avant l'accélération maximale atteinte par le joueur. L'instant de l'impact est repéré par sa vibration caractéristique sur le signal de mesure.

Entre D et E, Elian termine son geste. L'accélération diminue. Nous appellerons cette phase la **fin de geste**. Cette phase dure environ 0,2 s. La phase active du geste a donc une durée d'environ 0,4 s entre C et E.

Entre E et F, c'est le retour à la position initiale.

Résultats expérimentaux

La signature technique dynamique d'un coup droit est propre à chaque joueur. Chaque joueur a des spécificités en termes d'accélération et/ou de pressions. Une étude qualitative des différences est proposée dans les parties suivantes de ce manuscrit.

Malgré tout, et c'est le cas pour tous les joueurs, nous pouvons retenir que la signature dynamique d'un coup droit peut être modélisée comme sur la Figure 93.

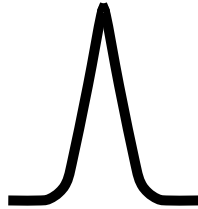


Figure 93-Modélisation de la signature dynamique d'un coup droit

I.15.1.b. Description de la gestuelle « revers » (RV)

Tout comme pour le coup droit, nous allons essayer de définir la signature technique dynamique d'un revers en s'appuyant sur la décomposition du geste représentée sur la Figure 94. L'exercice est réalisé avec une distribution de balle faite par une tierce personne comme pour le coup droit.

Pour la décomposition du geste « revers », nous avons défini 6 points caractéristiques représentés sur la Figure 94. À la différence du coup droit, cette figure présente les quatre différentes pressions (manche et pince) ainsi que l'accélération de la raquette.

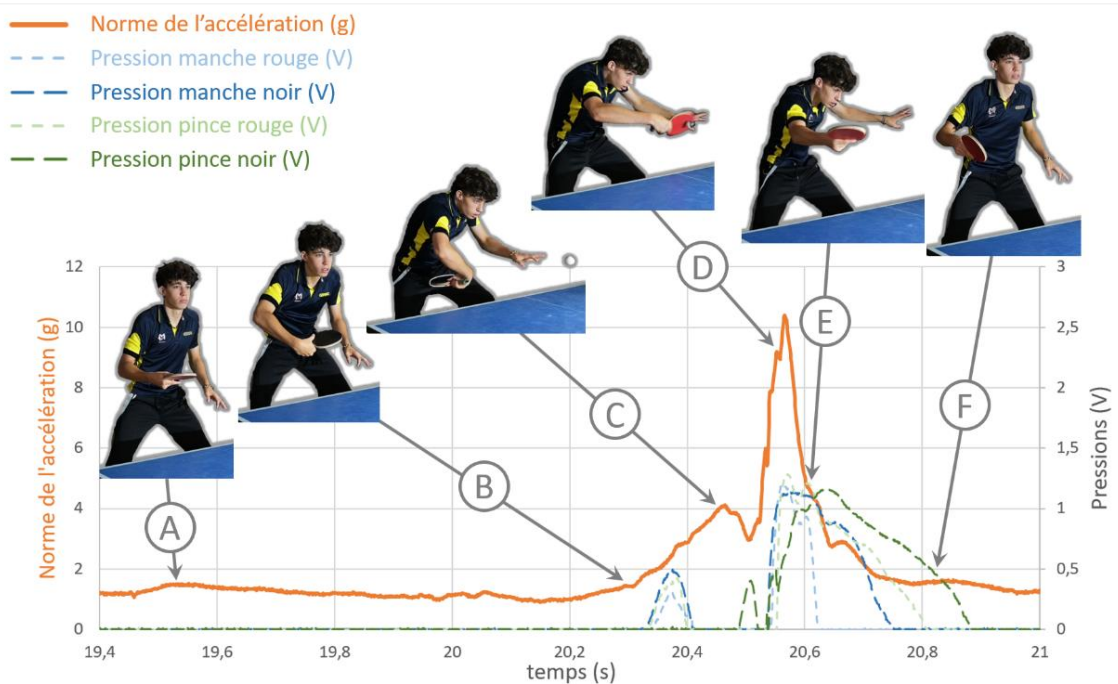


Figure 94-Décomposition de la frappe topspin en revers et signature dynamique donnée par la raquette instrumentée tenue par Elian, joueur numéroté 300 français.

La décomposition du revers proposée est la suivante :

Entre A et B, c'est la **phase d'attente**.

En B, Elian perçoit le stimulus visuel du départ de la balle, il exerce une pression sur le manche de la raquette.

Entre B et C, il prépare son geste, c'est la **phase de préparation**. Le mouvement consiste en une rotation interne de l'épaule (induisant une légère adduction du bras) se prolongeant par une flexion du coude et une flexion du poignet. Dit plus simplement, il s'agit d'une rotation de la raquette autour du poignet, provoquée par la flexion du coude induite par la rotation de l'épaule. Cette phase est très courte, de l'ordre 0,2 s.

Entre C et D, c'est la **phase d'engagement** jusqu'à l'impact. Le pouce, placé sur le revêtement, exerce une pression forte. L'accélération est importante par le mouvement du coude et du poignet. La durée est de l'ordre de 0,1s, ce qui est très court. Comparé au coup droit, le revers est un geste avec une préparation et un engagement légèrement plus faible.

Entre D et E, c'est la **fin de geste**. La raquette termine loin devant, le bras est déplié.

Entre E et F, c'est le retour à la position initiale.

Comme pour le coup droit, nous pouvons proposer une modélisation de la signature dynamique du revers. Elle est représentée sur la Figure 95. Ce qui la distingue, c'est le premier « pic de préparation » avant le « pic principal d'engagement » du geste.

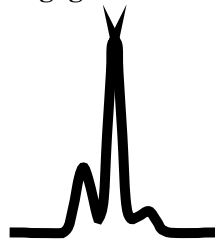


Figure 95-Modélisation de la signature dynamique d'un revers

I.15.2. Comparaison des signatures des joueurs de l'étude

Dans cette partie, nous allons comparer les signatures techniques des neuf participants à notre étude pour en observer les spécificités.

I.15.2.a. Signature technique du coup droit

Nous allons tout d'abord analyser les accélérations puis dans un second temps les pressions mesurées.

I.15.2.a.1. Analyse des accélérations

La Figure 96 représente l'ensemble des signatures d'accélération des neuf joueurs. Elles sont obtenues sur un coup droit (topspin) sur balle coupée (référencé exercice 1). Chaque graphe représente la moyenne sur trente balles jouées. Sur la Figure 97, nous avons regroupé sur un même graphe les neuf accélérations moyennes de la Figure 96. Ce graphique, bien que dense permet une vision d'ensemble du panel de joueur.

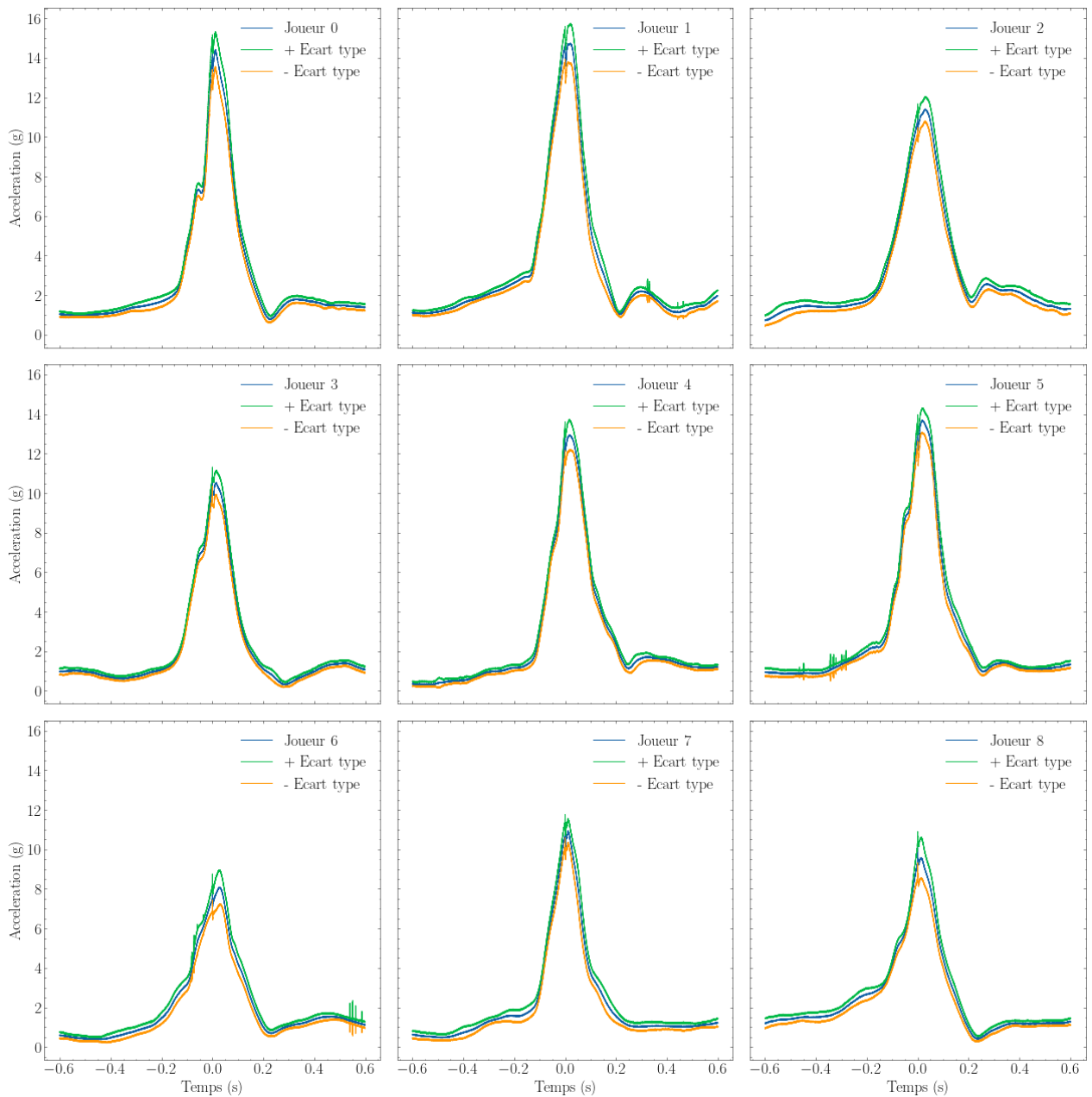


Figure 96-Signatures dynamiques mesurées d'un coup droit pour les neuf joueurs de l'étude

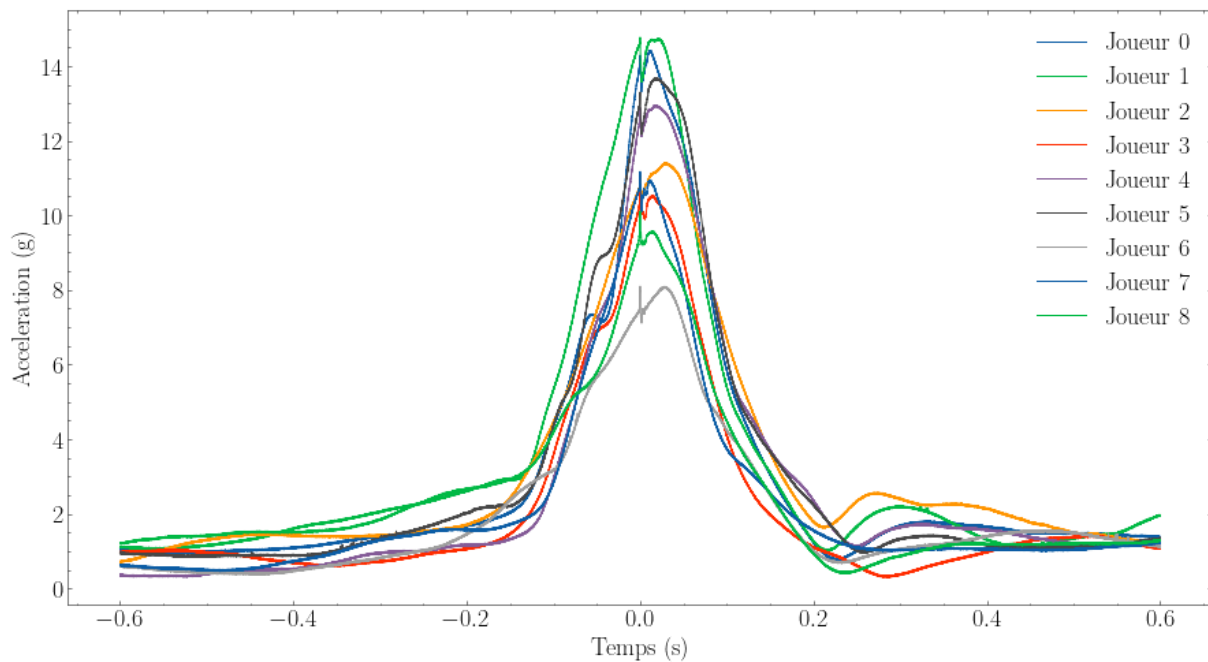


Figure 97-Profil d'accélération moyenne d'un coup droit pour les neuf joueurs de l'étude

L'analyse des deux figures conduit aux résultats suivants :

1. Tout d'abord, on peut apprécier la similitude dans la forme de la signature. On retrouve parfaitement la forme modèle de la Figure 93.
2. L'observation des écarts-types montre des variations autour de la moyenne relativement faibles. Ce qui traduit globalement une bonne maîtrise, une bonne reproductibilité du geste sur 30 balles incidentes identiques. C'est d'autant plus remarquable que le topspin est une frappe qui demande de l'engagement de la part du joueur. Évidemment, le panel de joueurs a été choisi parmi des joueurs qui s'entraînent beaucoup (15-20 heures semaine) donc la régularité est travaillée. Les écarts-types les plus élevés sont logiquement au maximum d'accélération.
3. Les signaux ont été recalés et centrés sur le temps 0 s correspondant au temps de l'impact de la balle sur la raquette. On remarque que l'impact a lieu juste en amont du maximum d'accélération, toujours en accord avec les travaux de *Bañkosz* [69].
4. On peut observer une variabilité importante des valeurs du maximum d'accélération visible en Table 9. Sur la Figure 98, les valeurs maximales de la norme de l'accélération en fonction du classement national du joueur (points de classement FFTT) ont été tracées. Pour le CD, et nous reviendrons sur le revers dans le paragraphe suivant, on peut distinguer deux lots. Un lot de 5 joueurs autour de 10 g – 11 g dont le nombre de points de classement est inférieur à 2000 et un lot de 4 joueurs autour de 14 g dont le ranking est supérieur à 2300. Pour compléter l'analyse, la Table 10 donne la relation entre le classement et la catégorie. On constate que le classement est globalement lié à la catégorie donc à l'âge.

Résultats expérimentaux

Joueur	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Accélération max (g)	14,42	14,77	11,41	10,84	12,95	13,68	8,10	11,17	10,11

Table 9-Accélération maximale en coup droit pour chaque joueur

Joueur	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Classement	2296	2525	1631	1939	2328	2610	1911	1791	1902
Catégorie	J1	J2	C1	C2	C2	J2	C2	M2	M1
Age	16	17	14	15	15	17	15	13	13

Table 10-Classement (ranking) et catégorie de chacun des joueurs

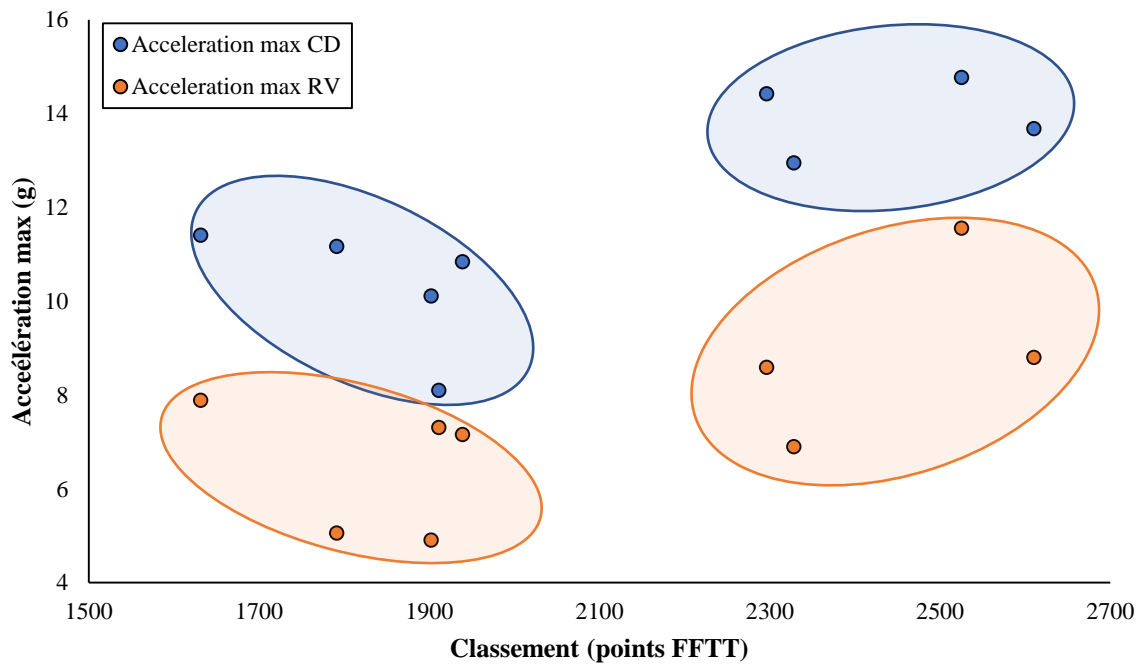


Figure 98-Maximums de la norme de l'accélération en CD et RV en fonction du classement du joueur. On remarque que les joueurs de ranking plus élevé ont les plus hauts niveaux d'accélération.

- La gestuelle topspin coup droit se joue en 0.4 s.
- Enfin, les signatures des joueurs 0-3-5-6-8 montrent un « décrochage » dans la phase d'augmentation de l'accélération, comme si le joueur marquait un infime temps d'arrêt dans l'exécution de son geste.

I.15.2.a.2. Analyse des pressions

La Figure 99 représente les quatre pressions mesurées dans la raquette : les pressions des deux côtés du manche (pression « manche ») et les pressions sur les revêtements (pression « pince »), pressions exercées d'un côté par le pouce et de l'autre par l'index. Il s'agit là du fichier résultat du joueur n°5 choisi arbitrairement pour cet exemple. Les résultats détaillés des autres joueurs sont donnés en *annexes I.30*.

La Figure 100 représente les moyennes des 4 pressions mesurées et ce en superposant les signaux des neuf joueurs. Cette représentation reste confuse mais donne une vision d'ensemble.

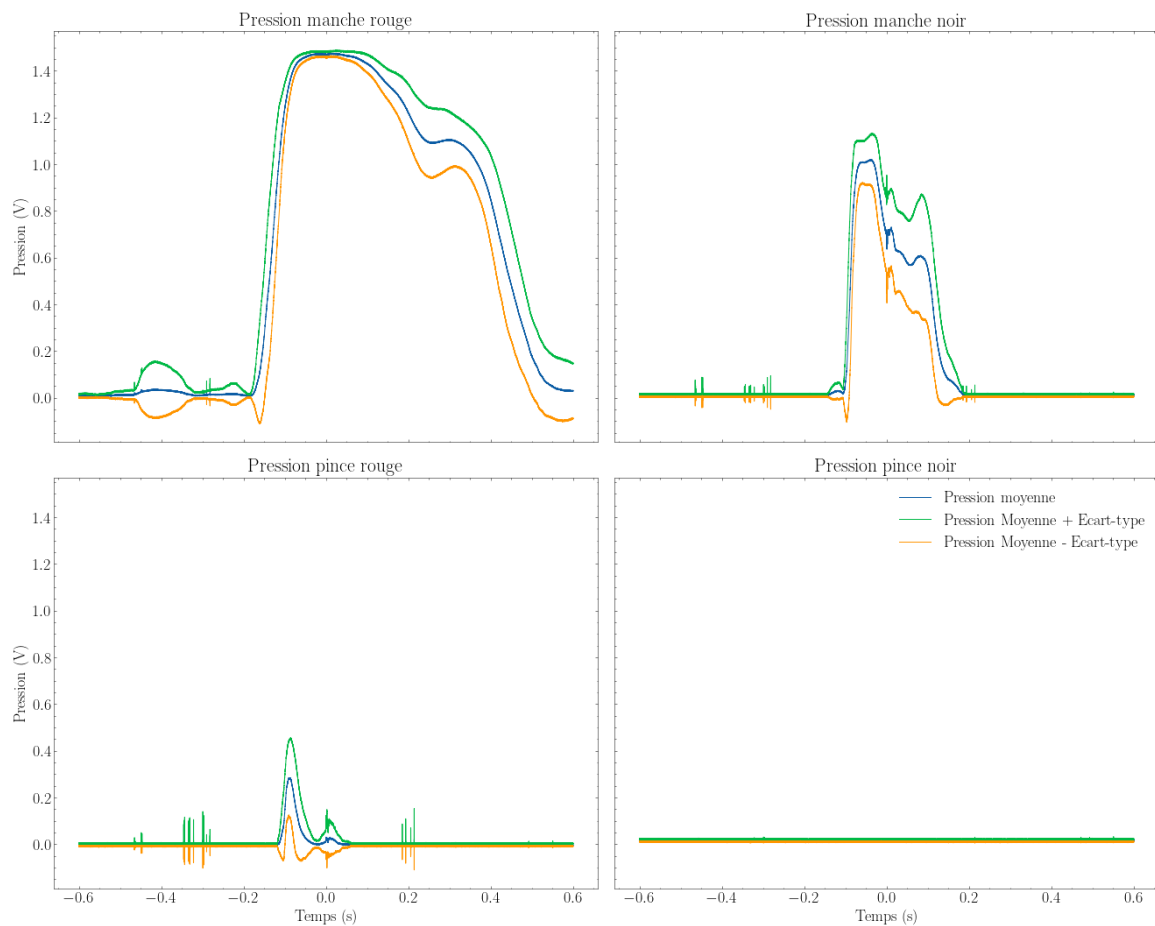


Figure 99-Pressions mesurées lors d'un CD sur balle coupée – joueur n°5

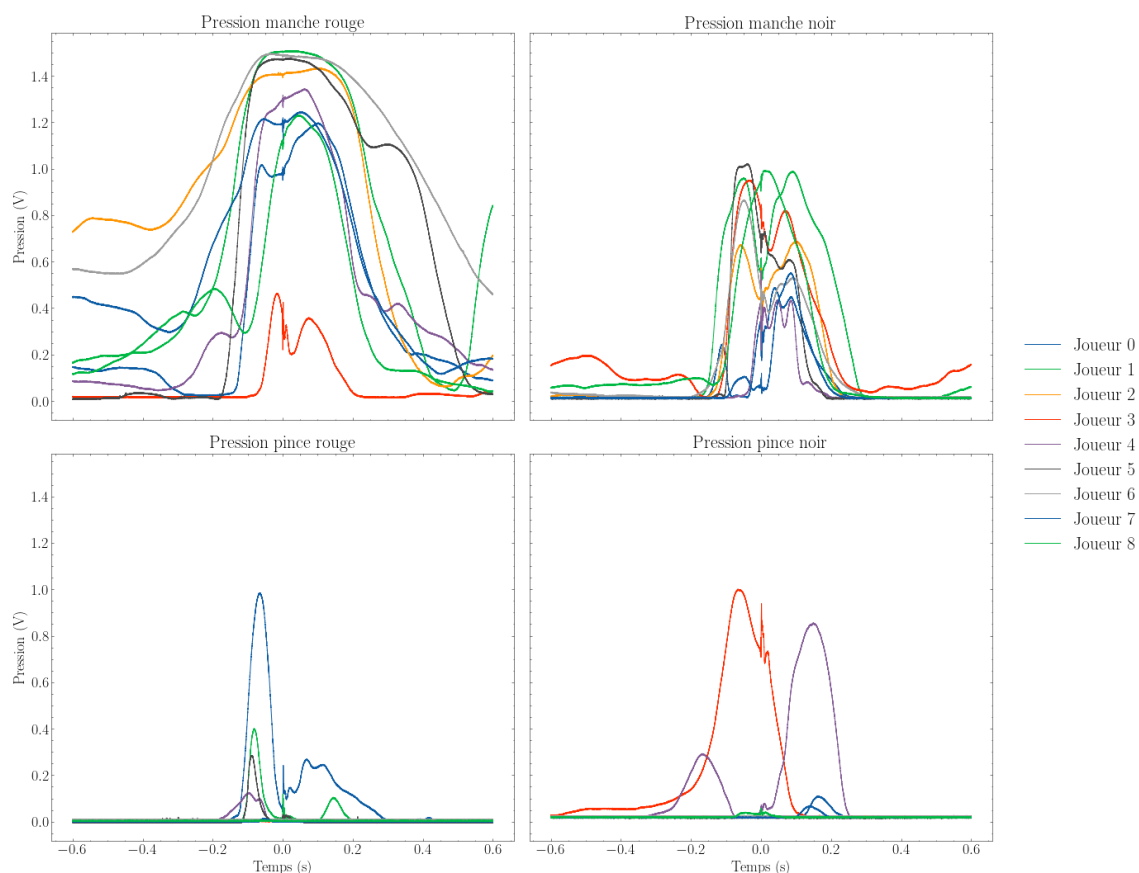


Figure 100-Pressions moyennes mesurées lors d'un CD sur balle coupée – ensemble des joueurs

Plusieurs remarques peuvent être faites suite à l'observation des courbes :

- 1) On constate une présence importante de pression « manche » exercée par les joueurs en coup droit et très peu de pression « pince » (index et pouce). C'est une constante que l'on retrouve sur tous les joueurs. Ceci peut s'expliquer par la prise de raquette qui est assurée globalement par la paume de la main sur ce geste. Mais par ailleurs, comme on peut le voir sur la Figure 101.b) le pouce n'appuie que très peu (voire pas du tout) sur la plaque donc sur les capteurs placés sous le revêtement. Pour l'index en Figure 101.c), autre élément de la « pince », il en est presque de même et le contact avec les capteurs est aléatoire. Il est donc possible que dans certains cas une pression « pince » soit exercée mais non mesurée.

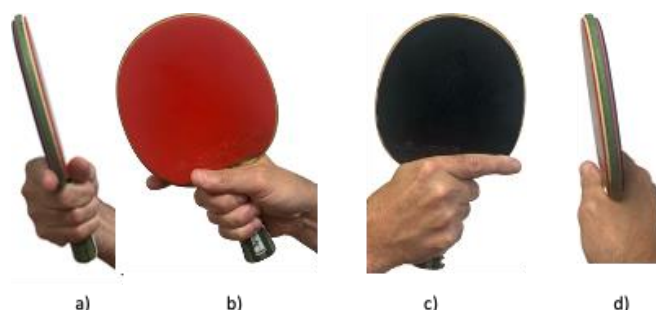


Figure 101-a) Prise de raquette pour le coup droit vue de profil. b) vue sur la paume et la position du pouce c) vue sur la position de l'index d) vue de profil (vue joueur)

- 2) Les pressions « pince » sont absentes chez les joueurs n°2, 6, 7 et 8. Ces joueurs correspondent aux joueurs les plus jeunes. La maturité physique n'étant pas encore atteinte, leurs mains sont plus petites et, dans le sens de la remarque précédente, l'index ne touche pas les capteurs.
- 3) La pression manche est maximale à l'impact (Figure 99). Elle augmente très rapidement lorsque le joueur engage la frappe et reste élevée pendant toute l'action (0,4s).
- 4) L'observation de la Figure 99 nous montre des écarts-types relativement importants autour de la moyenne mais c'est encore plus net chez les jeunes joueurs (n°2, 6, 7, 8) dont les signatures en pression sont en *annexes I.30*. On en déduit que la reproductibilité du serrage de la raquette est complexe et non contrôlée par les joueurs en général.
- 5) La Figure 100 est peu lisible mais elle permet de constater la dispersion des signatures en matière de serrage de la raquette et de pressions associées. Elle permet également de voir un phénomène de crispation de certains joueurs (ici les joueurs n°2, 5, 6 et 7) présentant une pression de manche élevée durant les phases d'attente ou de fin de geste. Il semble que ces signaux soient davantage spécifiques à chaque joueur alors que l'accélération semble plus intégrative.

I.15.2.b. Signature du revers

I.15.2.b.1. Analyse des accélérations

La Figure 102 représente l'ensemble des signatures d'accélération des neuf joueurs. Elles sont obtenues sur un revers (topspin) sur balle coupée. Chaque graphe représente la moyenne sur trente balles jouées.

Sur la Figure 103, comme pour les coups droits, nous avons regroupé sur un même graphes les neuf accélérations moyennes de la Figure 102.

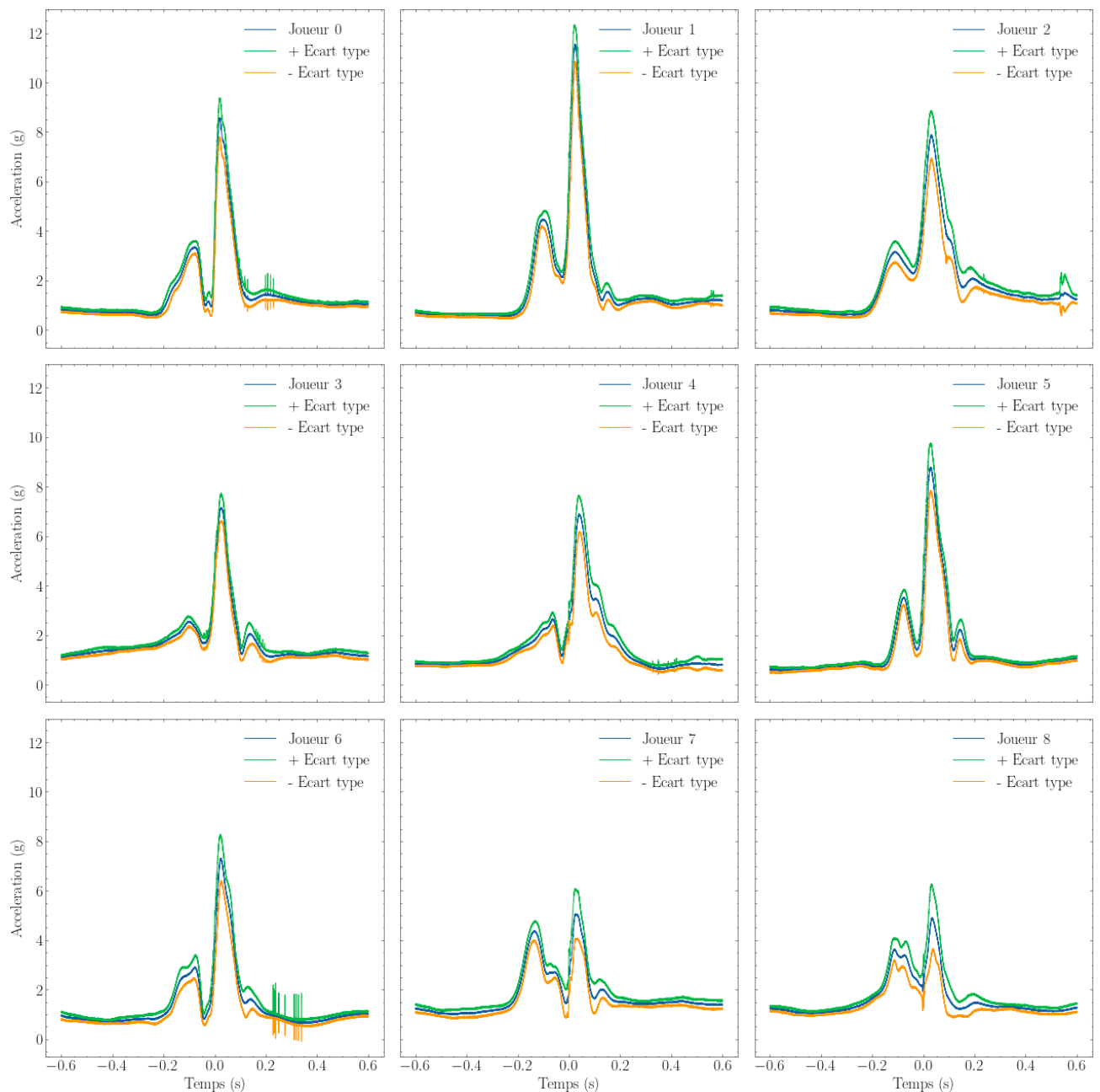


Figure 102-Signatures dynamiques mesurées d'un revers pour les neuf joueurs de l'étude

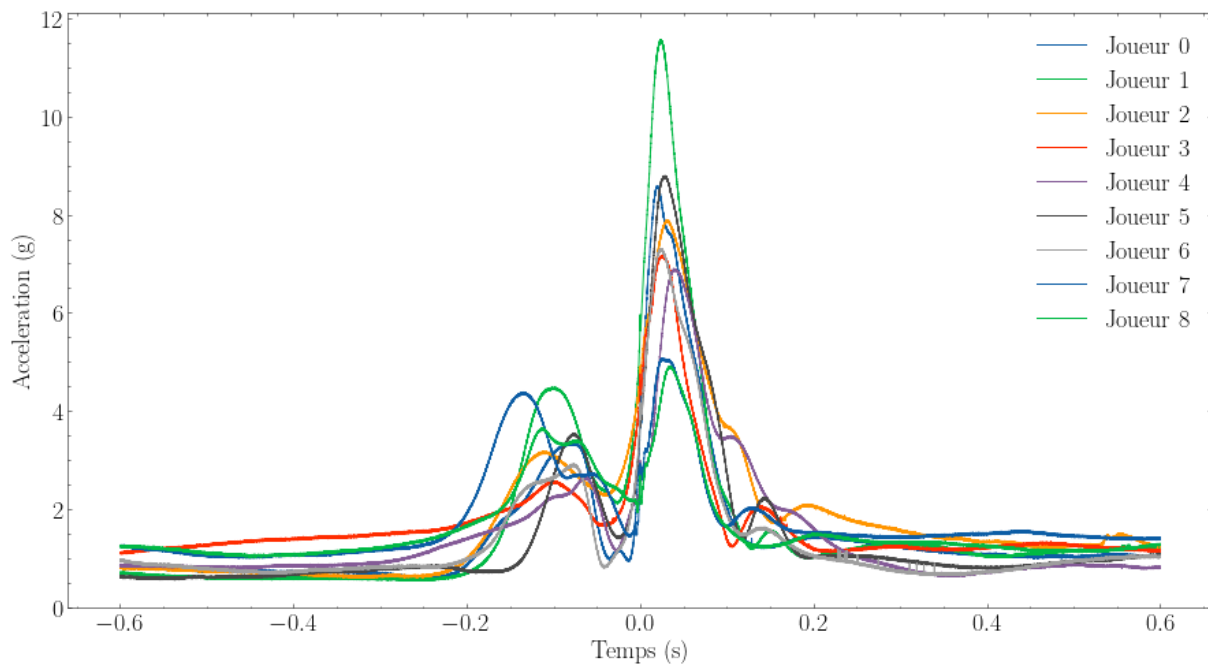


Figure 103-Profil d'accélération moyenne d'un revers pour les neuf joueurs de l'étude

Pendant très longtemps, le revers au tennis de table était considéré comme un coup de contrôle de la balle, éventuellement utilisé en contre initiative, mais assez peu comme une frappe définitive pour finir le point. Cette fonction était confiée, et c'est encore souvent le cas, au coup droit.

Avec l'augmentation récente du diamètre de la balle en 2000 (passage de 38 mm à 40 mm), les balles vont moins vite et les effets moins marqués. Au plus haut niveau mondial, actuellement les différences discriminantes se font de plus en plus grâce au revers et il n'est pas rare de voir les meilleurs joueurs tourner autour de leur coup droit pour prendre le revers. L'analyse des revers représentés sur la Figure 102 permet de dégager les éléments suivants.

- 1) Tout d'abord les signatures sont globalement proches du modèle représenté sur la Figure 95. *L'armement* (première pic d'accélération) et *l'engagement* (deuxième pic d'accélération) sont bien présents sur chacune des signatures. En revanche, ils sont plus ou moins marqués, ce qui montre davantage de dispersion dans la gestuelle. Le revers est un coup probablement assez spécifique à chaque joueur alors que le coup droit semble plus commun.
- 2) Les écarts-types sont très variables. Ils peuvent être très faibles (joueurs n°0,1 et 5) comme très élevés (joueurs n°6, 7 et 8). Dans ce dernier cas sont concernés les joueurs les plus jeunes dont la maîtrise du revers est clairement moins bonne car la signature technique se montre beaucoup plus instable. La technique du revers en général, est difficile à appréhender pour de nombreux joueurs et n'est pas priorisée dans l'apprentissage, contrairement au coup droit.
- 3) Comme pour le coup droit, la dynamique du revers se joue sur la phase d'engagement en 0.4 s.
- 4) La Table 11 nous donne la norme des accélérations maximales mesurées en revers pour chacun des joueurs. On note des valeurs beaucoup plus faibles que sur le coup droit. Ces données ont été ajoutées à la Figure 98 présentée plus haut. Comme pour le coup droit, et même si c'est moins net, on distingue encore les deux lots et la même tendance : *les joueurs les plus âgés donnent une accélération maximale supérieure aux joueurs les plus jeunes*. A l'intérieur des lots, la dispersion est beaucoup plus importante que pour le coup droit, ce qui confirme la moins bonne maîtrise du geste revers au global.

Joueur	0	1	2	3	4	5	6	7	8
Accélération maximale (g)	8,59	11,56	7,89	7,16	6,90	8,80	7,31	5,06	4,91

Table 11-Accélération maximale en revers pour chaque joueur

I.15.2.b.2. Analyse des pressions

La Figure 104 représente les quatre pressions mesurées dans la raquette : les pressions des deux côtés du manche (pression « manche ») et les pressions sur les revêtements (pression « pince »), pressions exercées d'un côté par le pouce et de l'autre par l'index. Il s'agit du fichier résultat du joueur n°5. Les résultats détaillés des autres joueurs sont donnés en *annexes I.30*. La Figure 105 représente les moyennes des quatre pressions mesurées et ce en superposant les signaux des neuf joueurs.

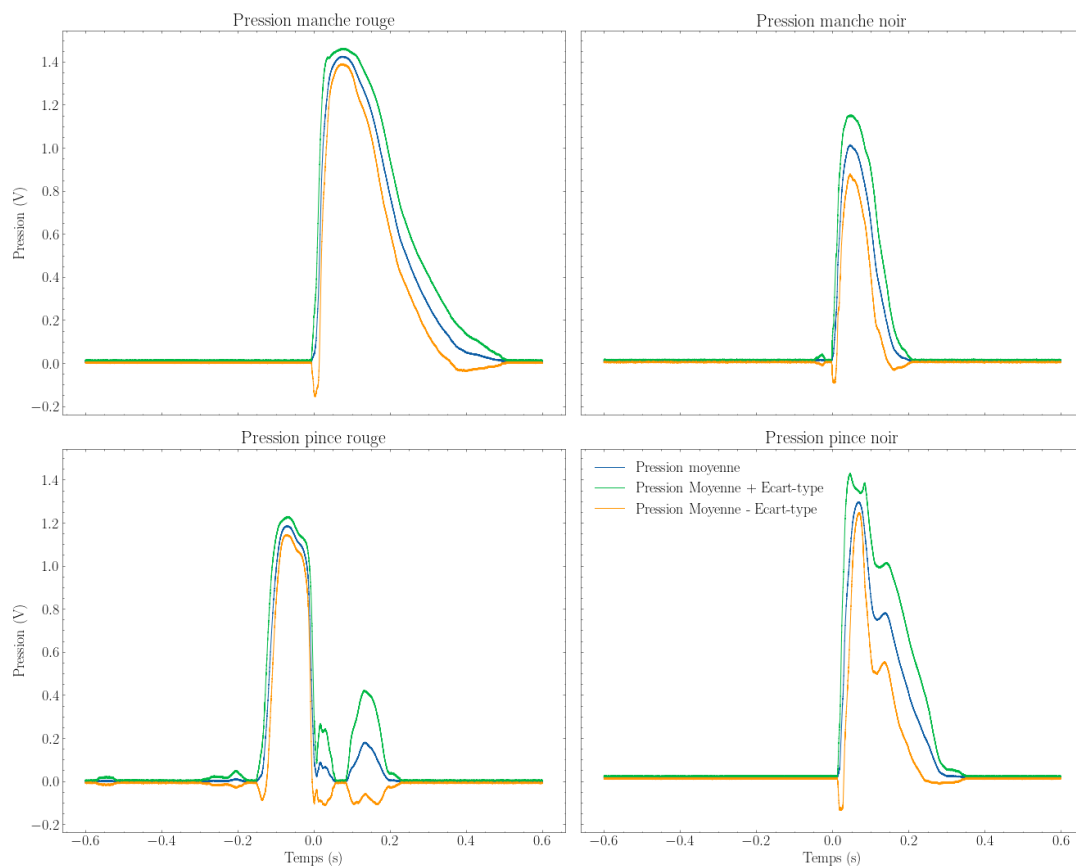


Figure 104-Pressions mesurées lors d'un RV sur balle coupée – joueur n°5

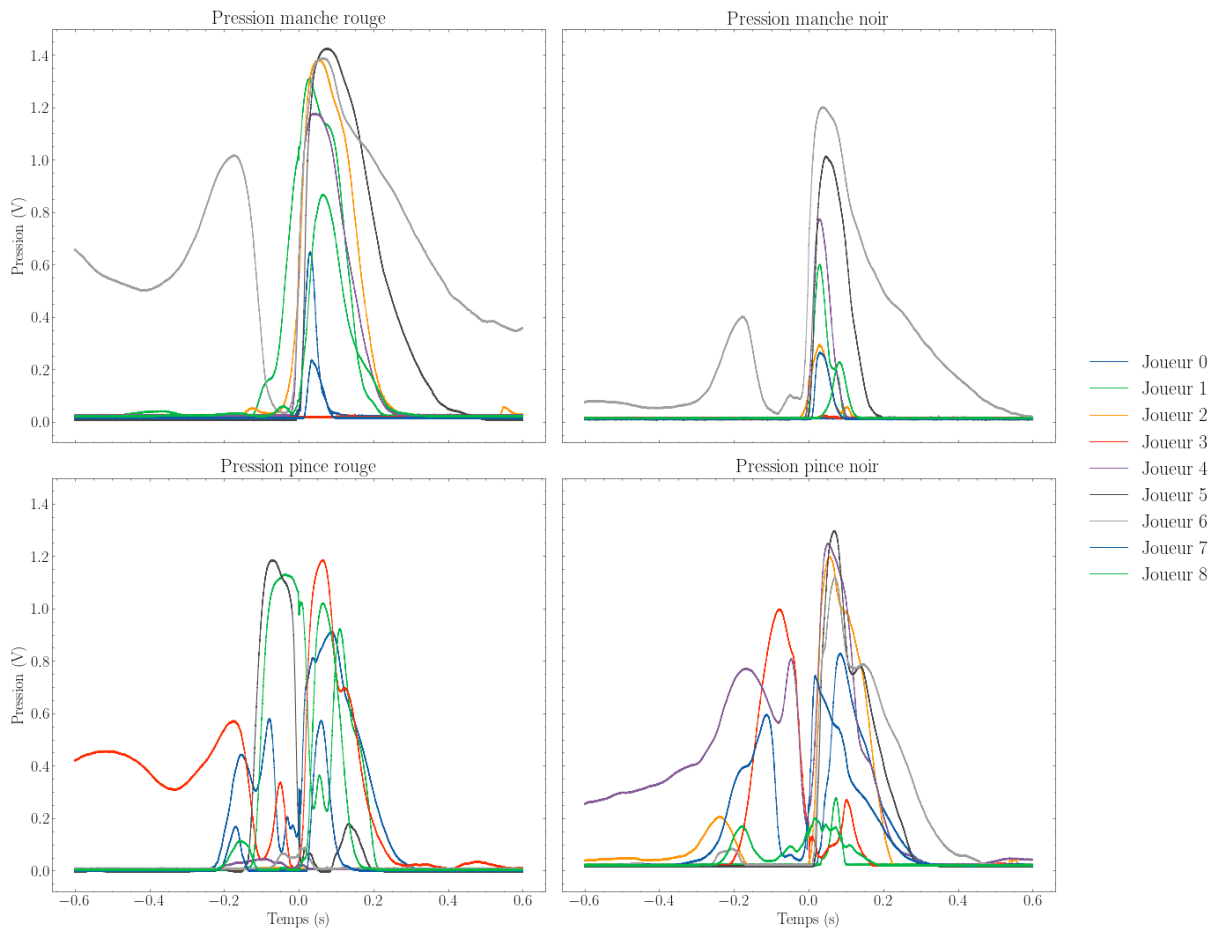


Figure 105-Pressions moyennes mesurées lors d'un RV sur balle coupée – ensemble des joueurs

L'analyse de ces graphiques permet de mettre en évidence les différents points suivants :

- 1) Le premier point à souligner est qu'en frappe revers toutes les pressions coexistent, que ce soient celles du manche comme en coup droit mais également celles de la pince (pouce et index). La Figure 104 en est un très bon exemple. Comme nous l'avons vu, dans la préparation du revers le pouce du joueur se positionne davantage sur le revêtement pour augmenter la rotation du poignet. Le couple index/pouce contribue davantage au serrage de la raquette (Figure 106).



Figure 106-Position du pouce en préparation revers.

- 2) Les pressions « manche » apparaissent après l'impact de la balle sur la raquette. Ces pressions sont marquées franchement sur la signature du joueur n°5 (Figure 104) mais également visibles chez l'ensemble des joueurs (Figure 105). Le serrage du manche prend le relai après la frappe pour ramener la raquette dans sa position d'origine et garder un équilibre de pressions au sein de la raquette.
- 3) A l'inverse, dans la phase active d'engagement du geste avant l'impact, le maintien de la raquette est assuré principalement par le pouce et l'index.
- 4) Sur la gestuelle de revers en général, il n'y a que très peu de pressions mises en jeu avant l'impact (le mouvement de préparation ne le nécessite probablement pas). En revanche une mise en pression très dynamique apparaît au moment de l'impact.

Cette partie s'est voulue très précise dans la description du mouvement afin d'appréhender la finesse de la gestuelle réalisée par les joueurs et sa subtilité. La définition de « signatures techniques de référence » permet de comprendre la mécanique du mouvement de la raquette dans une dimension de jeu. Par ailleurs il pourrait être intéressant de suivre l'évolution de ces signatures au cours de la carrière d'un joueur.

La partie suivante est dédiée à l'analyse directe des mesures réalisées ainsi que la définition des indicateurs de performances qui seront observés pour l'étude en condition de fatigue.

I.16. Analyse des paramètres cinétiques : vitesse linéaire et rotation

I.16.1. Analyse sur un joueur

Nous savons que la vitesse de balle produite par un joueur est un indicateur fiable de son niveau selon les travaux de *Le Mansec* [88]. Nous avons également présenté les appareils et méthodes de mesures de ce paramètre dans le chapitre précédent (Cf. I.8.3), on s'intéresse maintenant à l'exploitation directe de ces mesures.

Dans un premier temps nous allons observer le profil des vitesses de balles produites par un joueur lors de conditions d'exercices. On propose, tout comme l'analyse de la gestuelle, de se focaliser sur les exercices de coup droit et de revers sur balle coupée (exercices 1 et 2). Nous réaliserons cette observation individuelle avec le joueur n°5. Les exercices manquants seront rapportés en *annexes I.30*. On donne les profils des balles pour les deux exercices en Figure 107 et Figure 108.

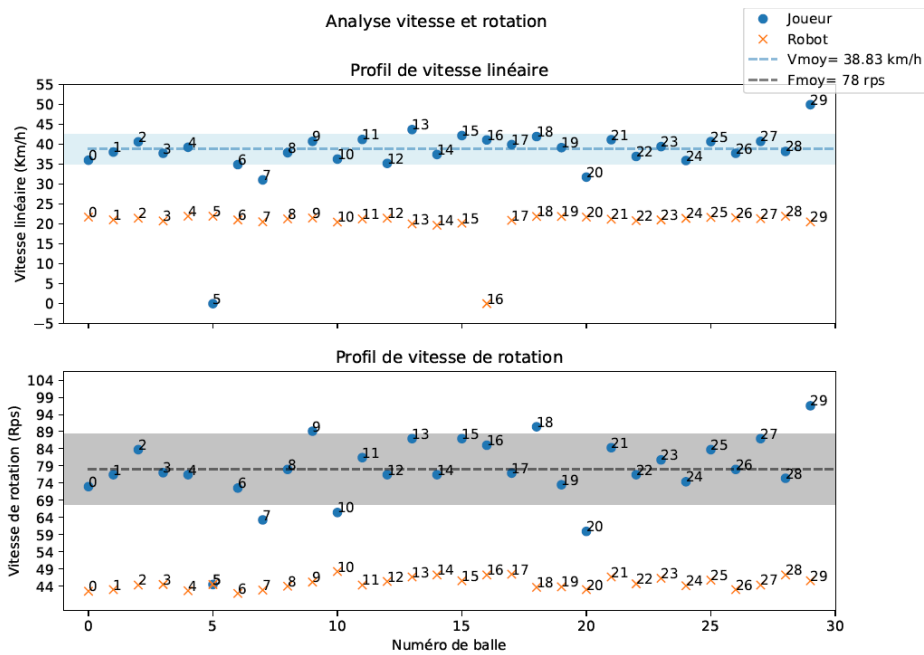


Figure 107-Profils de vitesse linéaire et de rotation pour une série de 30 balles. L'exercice réalisé est un coup droit sur balle coupée frappé par le joueur n°5.

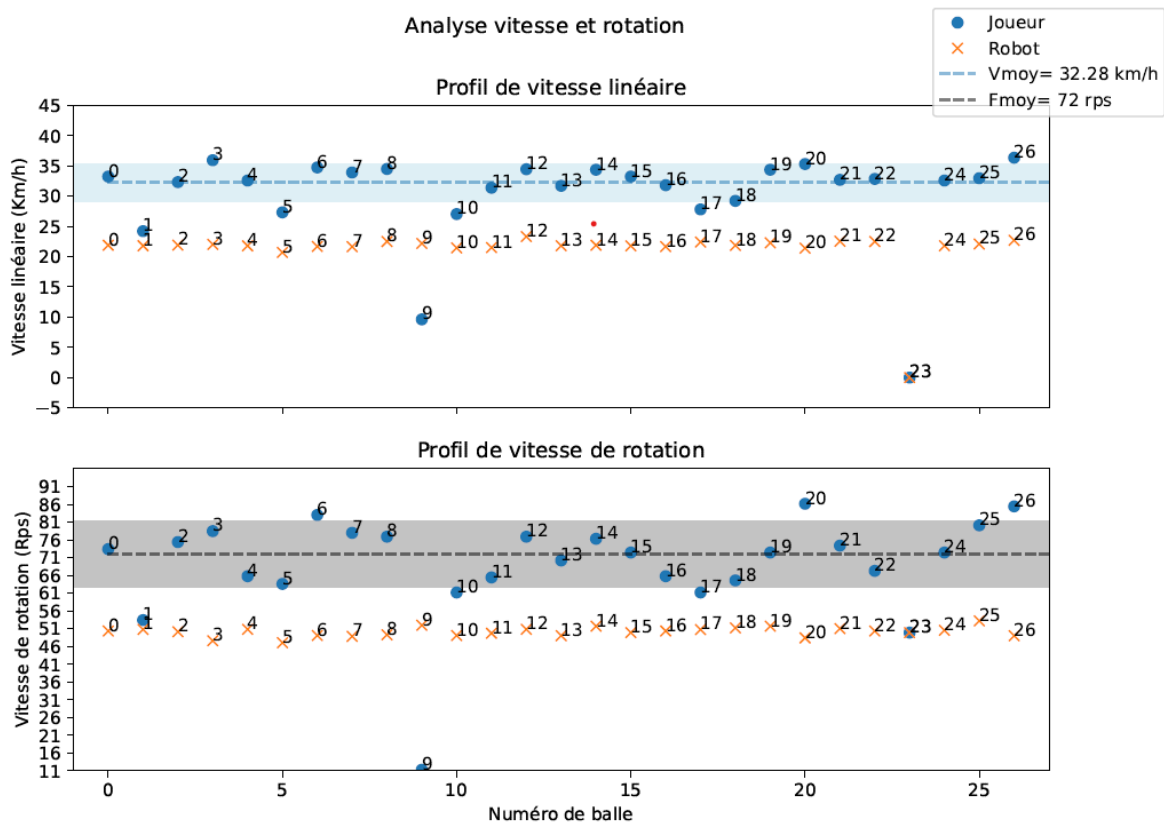


Figure 108-Profils de vitesse linéaire et de rotation pour une série de 30 balles. L'exercice réalisé est un revers sur balle coupée frappé par le joueur n°5.

Commençons notre analyse avec le coup droit sur balles coupée en Figure 107. Avant même de commencer l'analyse au niveau du joueur, nous pouvons faire quelques commentaires sur les valeurs

mesurées sur la balle incidente servie par le robot. On remarque, dans le cas des vitesses linéaires une très grande régularité du robot avec en moyenne une vitesse de balle de 21 ± 1 km/h. Cette régularité est également présente au niveau de la rotation incidente. Ici l'effet est coupé et présente une rotation d'environ 45 ± 4 rotations/s. On peut distinguer des balles robots avec des vitesses nulles, il s'agit soit de balles dont la vitesse incidente n'a pu être mesurée (incident capteur) soit de balles non envoyées par le robot (problème récurrent au bout d'une utilisation prolongée).

L'analyse des trente vitesses linéaires nous montre des vitesses relativement constantes et ce tout au long de l'exercice avec une vitesse moyenne de 39 ± 4 km/h dont l'écart-type est représenté par le faisceau bleu. Cette régularité est aussi observée sur la rotation avec une valeur moyenne de 78 ± 10 rotations/s. Les valeurs de ces paramètres peuvent être comparées avec un exercice de nature contraire tel que le revers sur balle coupée montré en Figure 108.

Nous pouvons constater des allures similaires sur le profil des trente balles pour la vitesse comme pour la rotation avec des valeurs de 32 ± 3 km/h et 72 ± 9 rotations/s. La comparaison entre les exercices met en évidence une différence dans les vitesses linéaires mises en jeu entre les coups droits et les revers avec des vitesses légèrement plus grandes en cas de coup droit pour un même effet de balle entrant.

Cette représentation graphique d'une série de vitesses et de vitesses de rotation, bien que simpliste, a le mérite d'être efficace et compréhensible par les joueurs et staffs techniques. Elle permet également une approche directe de la performance pour le joueur lui permettant de voir ses fautes et un ordre de grandeur sur les paramètres cinétiques produits.

I.16.2. Analyse sur le panel de participants

L'analyse d'un joueur sur une série individuelle permet d'observer la performance instantanée du joueur. Cependant cette approche balle par balle ne convient pas pour une comparaison entre les joueurs. Nous avons défini la performance moyenne d'un joueur avec l'approche par série en I.9.1. On peut alors définir une vitesse moyenne d'un joueur par série comme nous l'avons fait dans la partie précédente. Cette vitesse moyenne peut être utilisée pour de la comparaison directe entre joueurs. Les vitesses et rotations moyennes des joueurs sont présentées en Figure 109 et Figure 110.

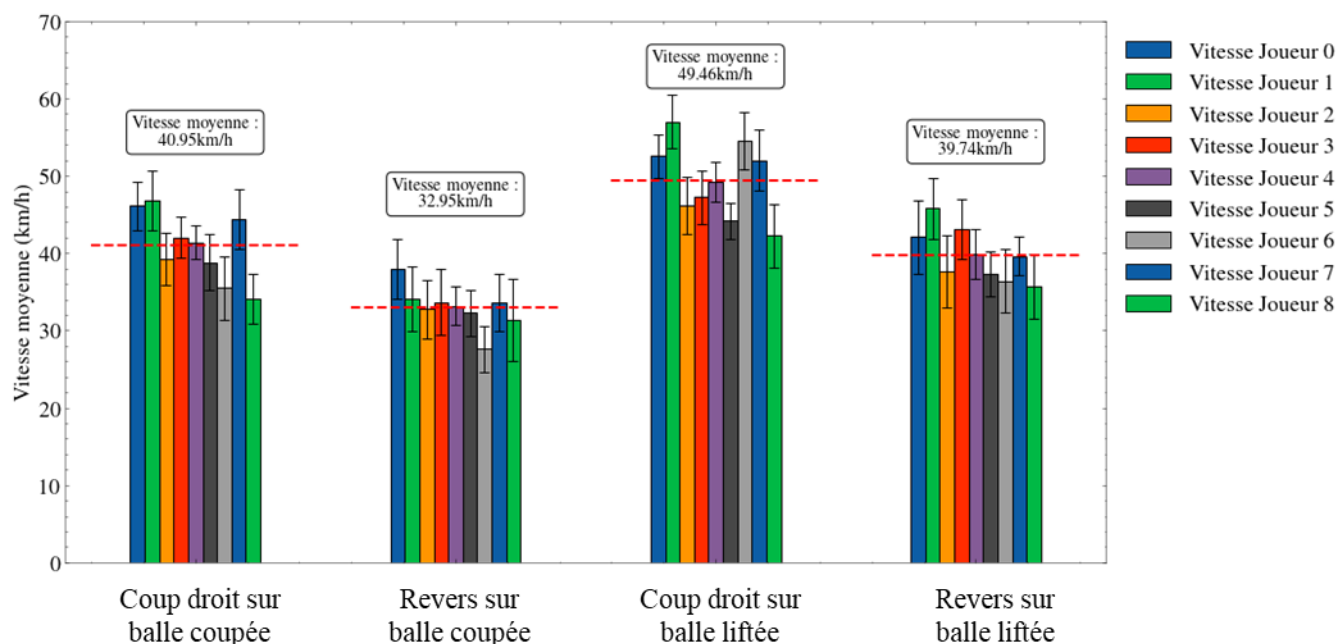


Figure 109-Vitesses moyennes des joueurs sur les 4 exercices imposés

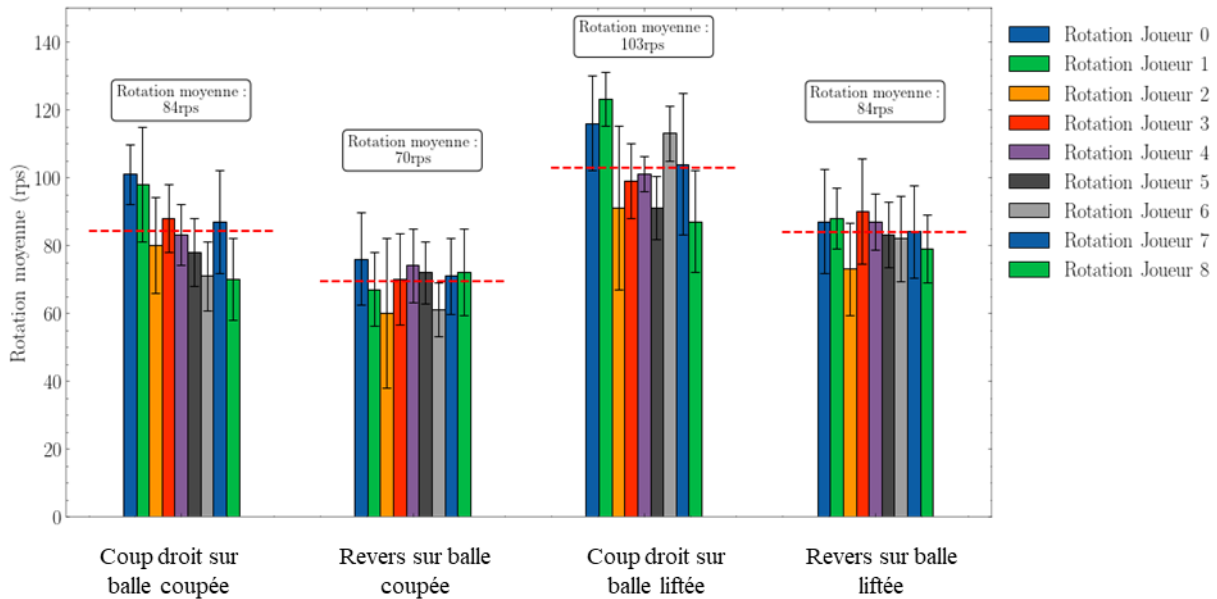


Figure 110-Rotations moyennes des joueurs sur les 4 exercices imposés

Nous commencerons par l’analyse des vitesses moyennes en Figure 109. Le graphique fait apparaître chaque vitesse de joueur ainsi que son écart-type dans chaque condition d’exercice, la moyenne du groupe est indiquée par exercice. L’observation directe de ces valeurs moyennes de vitesses du groupe permet une distinction franche des vitesses mises en jeux. On peut établir un classement des exercices en fonction de la vitesse. L’exercice produisant la vitesse la plus faible est l’exercice 2 (revers sur balle coupée) avec une vitesse de 33 ± 3 km/h, on retrouvera ensuite à des niveaux équivalents les exercices 4 et 1 (revers sur balle liftée et coup droit sur balle coupée) avec des vitesses de 40 ± 3 km/h et 41 ± 4 km/h respectivement. Finalement l’exercice où les joueurs produisent le plus de vitesse est le coup droit sur balle liftée avec une vitesse moyenne de l’ordre de 49 ± 5 km/h.

Il est intéressant de regarder la dispersion du panel qui, une fois de plus, nous permet l’observation et la distinction de certains profils particuliers. On peut prendre l’exemple des joueurs n° 0 et 1 qui semblent être les joueurs fournissant les vitesses les plus élevées dans une frappe et ce dans des conditions différentes. A l’inverse, l’exemple des joueurs n°6 et 8 nous montrent des joueurs en dessous du groupe sur cet aspect vitesse produite. Cette visualisation peut également être utile afin de confirmer le ressenti et la maîtrise d’un coup au sein d’un groupe, tel le joueur n°6 en dessous de la moyenne sur les exercices 1,2 et 4 mais bien au-dessus pour l’exercice 3.

L’analyse des rotations peut être menée de manière similaire, la rotation mise dans les différents exercices permet d’obtenir le même classement que sur les vitesses moyennes. Les valeurs moyennes de rotation et linéaires sont rapportés dans la Table 12 en tant que tableau bilan de ces mesures.

	Exercice 1	Exercice 2	Exercice 3	Exercice 4
Vitesse linéaire (km/h)	41±4	33±3	49±5	40±3
Rotation (rps)	84±11	70±5	103 ±12	84±5

Table 12-Bilan des vitesses linéaires et de rotation moyennes du panel de participants

I.17. Analyse de la précision

Le dernier indicateur manquant dans notre exploration de résultats directs sont les indicateurs de précision. Il semble intéressant d'observer les différents marqueurs de précisions que l'on peut obtenir à partir de notre plateforme expérimentale notamment le nombre de fautes réalisées et la dispersion d'un joueur.

I.17.1. Présentation des cartographies et du nombre de fautes

Nous traiterons d'un cas individuel dans un premier temps afin de nous familiariser avec ces indicateurs de précision. Une analyse de cartographie sera réalisée dans le cas de deux exercices, le coup droit sur balle coupée et son opposé le revers sur balle coupée (exercices 1 et 2). L'exemple individuel restera, une fois de plus basé sur les exercices du joueur n°5.

Nous rappelons que la consigne donnée aux joueurs est de viser en frappe croisée une cible matérialisée sur la table de manière la plus naturelle possible, comme ils le feraient en situation de match. La position des cibles de chaque côté de la table a été déterminée et validée avec l'aide des entraîneurs du Pôle France. Dans la suite des exemples, les cibles seront référencées avec les lettres « *G* » et « *D* », pour indiquer respectivement les côtés droits et gauche de la table du point de vue du robot lanceur. Les exercices ont bien évidemment été inversés pour permettre aux participants gauchers de les réaliser sans problèmes. On donne deux cartographies associées à nos exercices en Figure 111 et Figure 113.

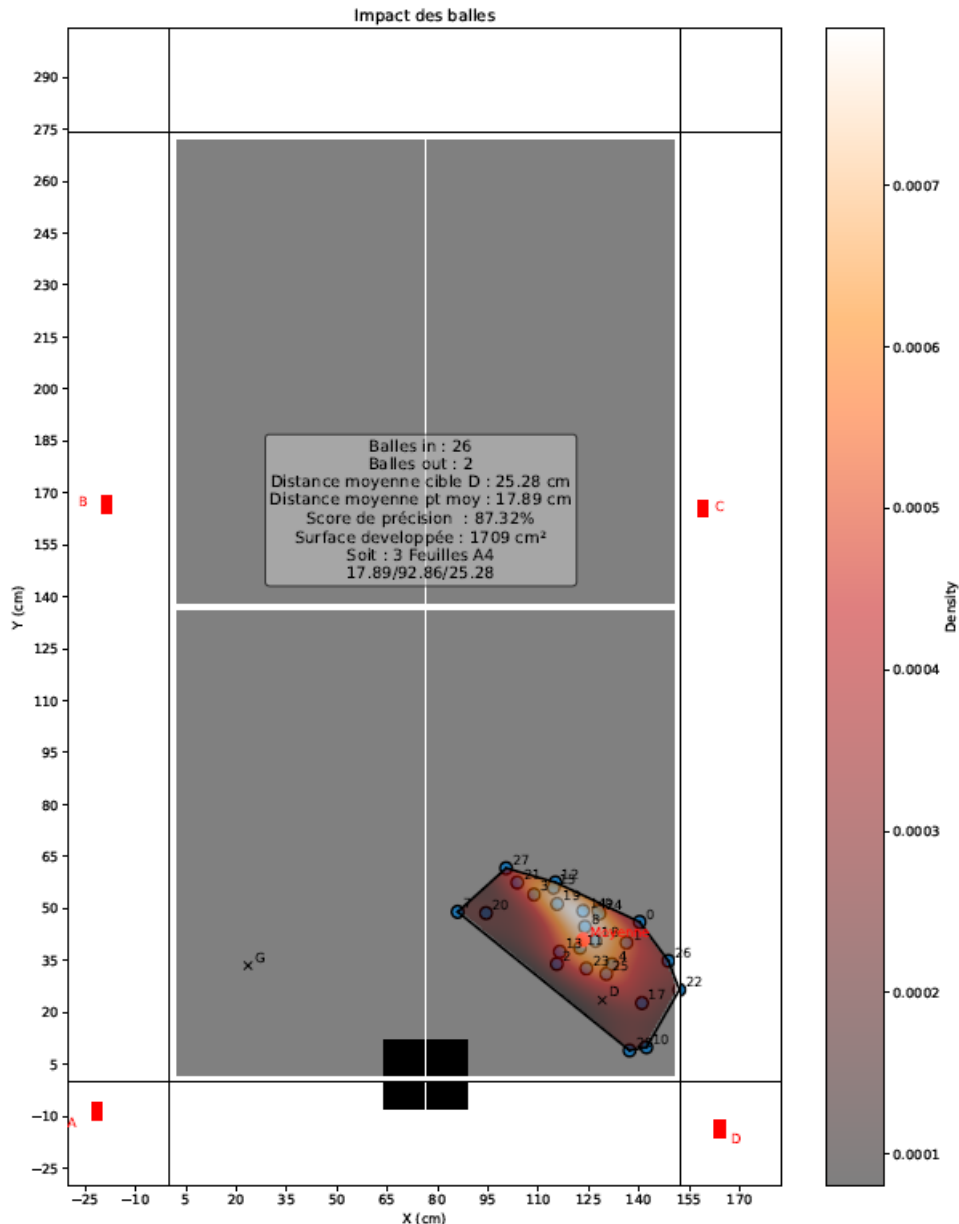


Figure 111-Cartographie du joueur n°5 sur un exercice de coup droit sur balle coupée (exercice1)

Pour rappeler le placement dans l'espace, on se propose d'utiliser la cartographie du coup droit en Figure 111. Le robot lanceur de balle est matérialisé par le carré noir en bas de la table (vue de dessus). Le joueur quant à lui est positionné du côté opposé en haut de cette représentation. Les microphones et leurs positions ont été représentés par des rectangles rouges avec la lettre de référence qui leur est associée dans la méthode de trilatération (Cf. I.8.4). La frappe requise ici par le joueur est un coup droit, il est donc positionné du côté gauche de la table et vise en frappe croisée le côté inférieur droit, soit la cible « D ». On précise que notre joueur est droitier, dans le cas d'un gaucher, le placement serait inversé : joueur en haut à droite et frappe en croisé vers le bas à gauche en visant la cible « G ».

On rappelle également que les impacts incidents produits par le robot n'ont pas été calculés car le placement des micros et leurs directivités ont été choisis pour reconstituer la position d'une balle envoyée par le joueur. La méthode pourrait bien entendu être dupliquée sur la demi-table manquante pour obtenir cette information.

On observe maintenant le résultat obtenu dans la reconstitution des balles, on peut faire un focus sur la zone d'intérêt autour de de la cible tel que présenté en Figure 112.

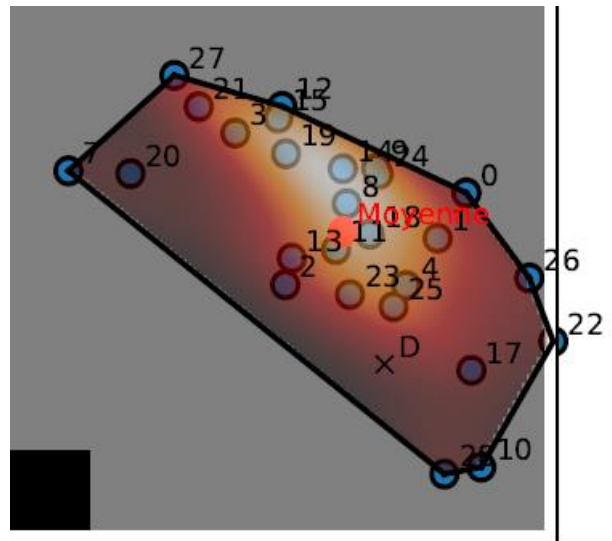


Figure 112-Zoom sur la cartographie du coup droit de la Figure 111

On retrouve la cible « D », ainsi que les 26 balles retrouvées par l'algorithme. Chaque balle a été numérotée dans le but de retracer une séquence complète d'exercice. Une représentation de la surface développée par l'ensemble des balles permet l'affichage d'une carte de chaleur image du nombre de balles sur une densité de surface donnée. La surface calculée est rapportée en cm^2 et un équivalent de la surface est donné en 'feuilles A4' à titre indicatif. Dans le cas de l'observation de ce coup droit, le joueur développe une surface liée à la dispersion de ces points d'impacts de l'ordre de $1700 cm^2$ soit 3 feuilles A4. Cette indication simple permet aux entraîneurs de s'approprier la mesure et de se projeter sur des objectifs personnalisés par joueur (E.g. Le joueur n°5 devra sur le prochain mois faire passer cette surface à 2 feuilles pour cet exercice).

Un point moyen est représenté en rouge, représentatif de la position moyenne des 26 impacts. Deux indicateurs de distances peuvent être alors utilisés : la distance moyenne des points à la cible ainsi que la distance de chaque balle individuelle au point moyen.

Cette dernière distance permet d'avoir une indication sur la dispersion d'un joueur au cours d'une série, la première distance, elle est plus objective et mesure la précision moyenne de la série. Dans le cas présent, nous avons une distance moyenne à la cible de $25.28 cm$ et une distance moyenne au point moyen de $17.89cm$. Le nombre de faute nous permet de déterminer un taux de réussite de l'exercice, ici 2 balles sont loupées et 26 sont sur la table. On définit alors le taux de réussite par l'équation (III-1).

$$T_r = \frac{Nb_{ballesIn}}{Nb_{ballesTotal}} \quad (III-1)$$

Avec $Nb_{ballesIn}$ le nombre de balles valides de la série et $Nb_{ballesTotal}$ le nombre total de balles frappées par le joueur de la série. Ici le joueur obtient un T_r de 92.86% ce qui est un très bon score.

On peut observer la cartographie de l'exercice 2 en Figure 113. Comme énoncé plus haut, le groupe de balle est situé de l'autre côté de la table car le joueur joue un revers sur cet exercice. Un zoom sur la cartographie est donné en Figure 114. On commence par l'observation du T_r qui est ici égal à 84,82% ce qui se traduit par un nombre de fautes plus élevé que sur le coup droit. L'analyse des distances nous donne quant à elle les valeurs suivantes : $24.37 cm$ et $22.84 cm$ pour la distance à la cible et pour la

distance au point moyen. Ces deux valeurs sont très proches. Enfin la surface développée est plus grande que sur le coup droit avec 2200 cm^2 soit 4 feuilles A4, traduisant une dispersion plus grande.

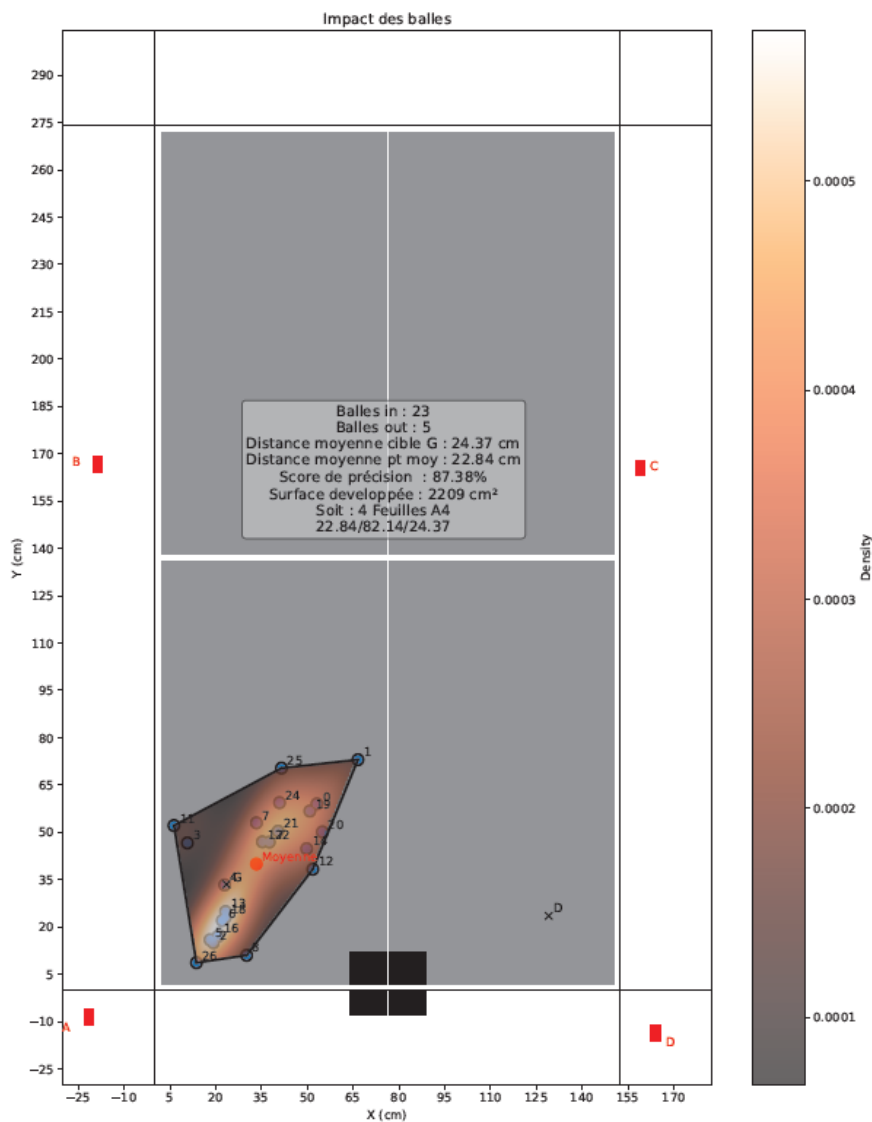


Figure 113-Cartographie du joueur n°5 sur un exercice d'un revers sur balle coupée (exercice 2)

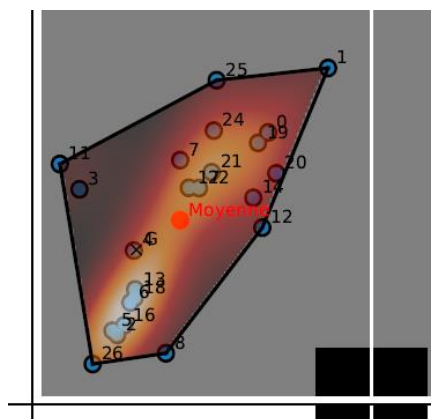


Figure 114-Zoom sur la cartographie du coup droit de la Figure 113

La comparaison de ces deux exercices seuls n'apporte que très peu d'informations, si ce n'est la différence de dispersion selon la gestuelle. Cet aspect précision se doit d'être utilisé à des fins plus pertinentes de comparaison joueur par joueur que l'on se propose de mener dans la partie suivante.

I.17.2. Analyse de la précision du groupe

Un des premiers aspects de la précision qui apparaît comme crucial et à la fois le plus basique des indicateurs pour une comparaison est le taux de réussite de l'exercice T_r . En effet dans des configurations de match, il semble bien évident que c'est le joueur qui en met le moins à côté qui a de fortes chances de remporter la victoire. On peut donc observer ces taux de réussites pour l'ensemble du panel de participants en Figure 115.

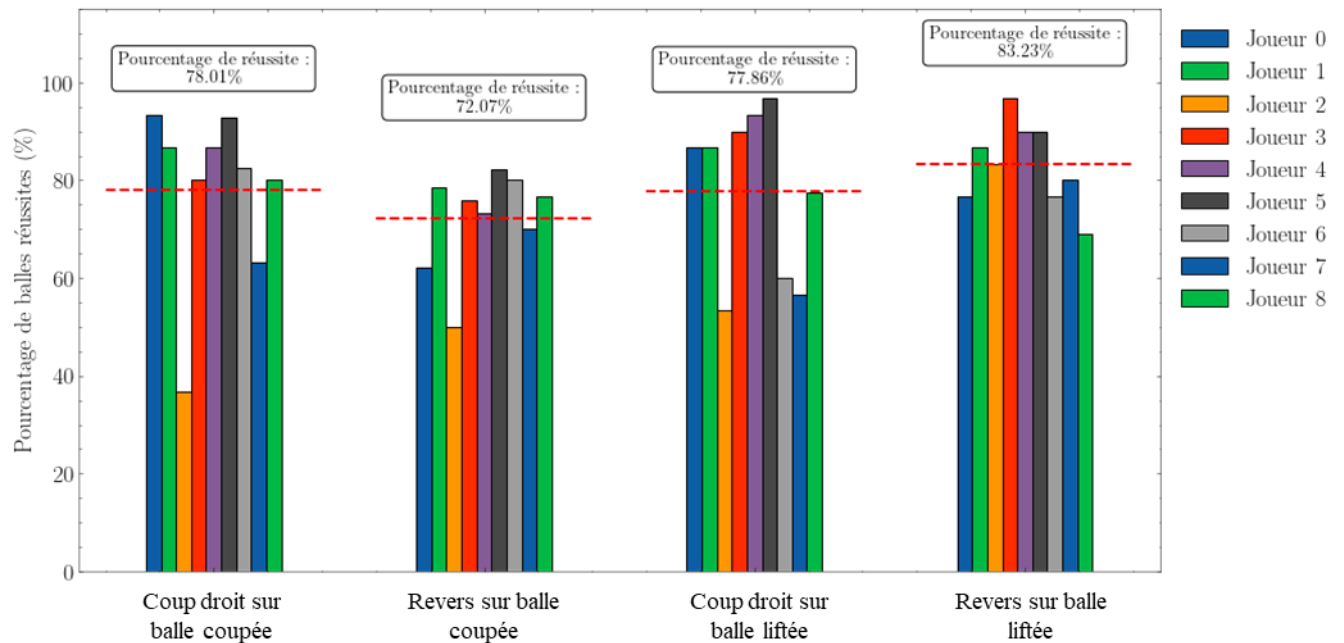


Figure 115-Pourcentage de balles réussies par exercice sur l'ensemble du panel de participants

D'un point de vue performance moyenne du groupe, on remarque que les T_r sont globalement équivalents sur les différents exercices. Ces valeurs moyennes varient entre 70% à 85% pour le groupe. A l'échelle individuelle, c'est un peu différent car des gros écarts peuvent être observés.

Une grande majorité du groupe obtient des T_r de l'ordre de 70% à 100% soit au moins 21 balles à 30 balles retournées sur la table pour une série de 30 balles. Le contraire est également observable, quelques joueurs peinent à réussir ces exercices, c'est le cas des joueurs n°2 et 7 pouvant atteindre des scores de 35% à 60% sur certains exercices. Ces deux joueurs, font partie des joueurs les plus jeunes et des derniers arrivés dans leur pôle de formation respectifs. Il convient donc de prendre ces résultats avec des précautions car ils reflètent une performance instantanée des joueurs dans leur saison sportive dans des conditions de tests strictes.

Il est possible d'observer le niveau d'un joueur en fonction de sa performance en termes de précision tel que le montre la Figure 116, où l'on a tracé le T_r en fonction du classement des joueurs

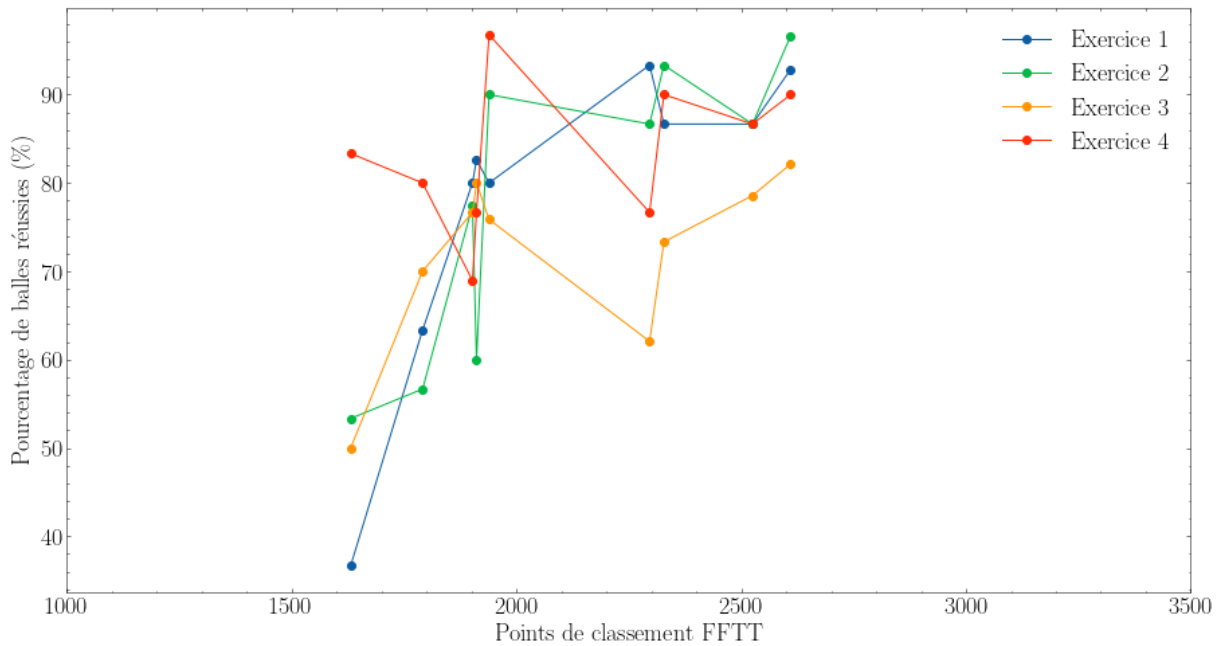


Figure 116-Evolution du taux de réussite de l'exercice en fonction du classement des joueurs

Il semble intuitif de dire à l'observation de ces courbes, bien que légèrement chaotiques, que plus un joueur est expérimenté plus il sera performant sur des tâches de précision. Ce résultat est tout à fait cohérent dans le cas de pôles de formation dont nos joueurs sont issus. Avec le temps les joueurs moins forts atteindront probablement les mêmes niveaux de réussite que les joueurs plus expérimentés ou du moins dans une la suite logique de leur formation.

La comparaison est également possible à partir des distances mesurées. On peut s'intéresser à la distance moyenne au point moyen, qui est un indicateur de dispersion du joueur. Cette distance a été tracée par exercice en Figure 117.

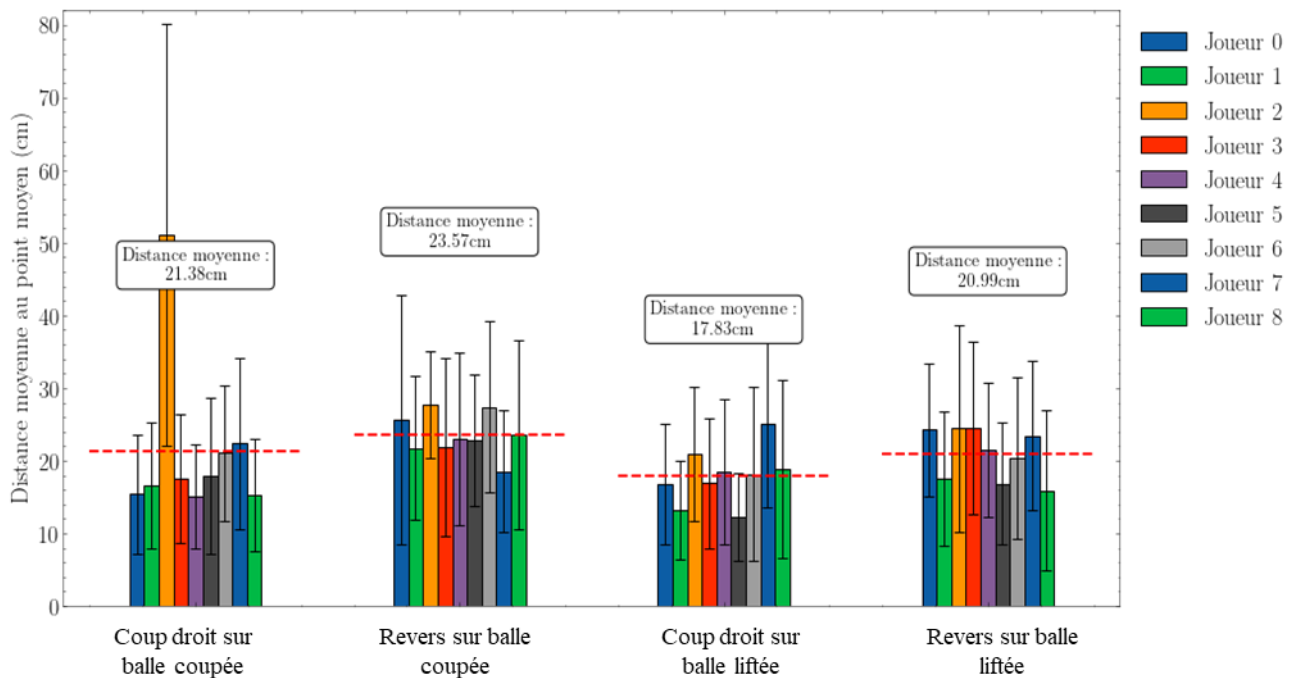


Figure 117-Distance moyenne au point moyen de la série par exercice

Résultats expérimentaux

On constate que les distances sont très proches en moyennes peu importe l'exercice, on obtient entre 17 cm à 23 cm de dispersion. Sauf cas exceptionnel tel le joueur n°2 sur l'exercice 1, on observe une grande certaine homogénéité dans le panel de joueurs, présentant des écarts-type de l'ordre de 10 cm à 15 cm.

L'observation des distances à la cible peuvent compléter cette analyse de la dispersion. Les distances moyennes à la cible sont visibles en Figure 118.

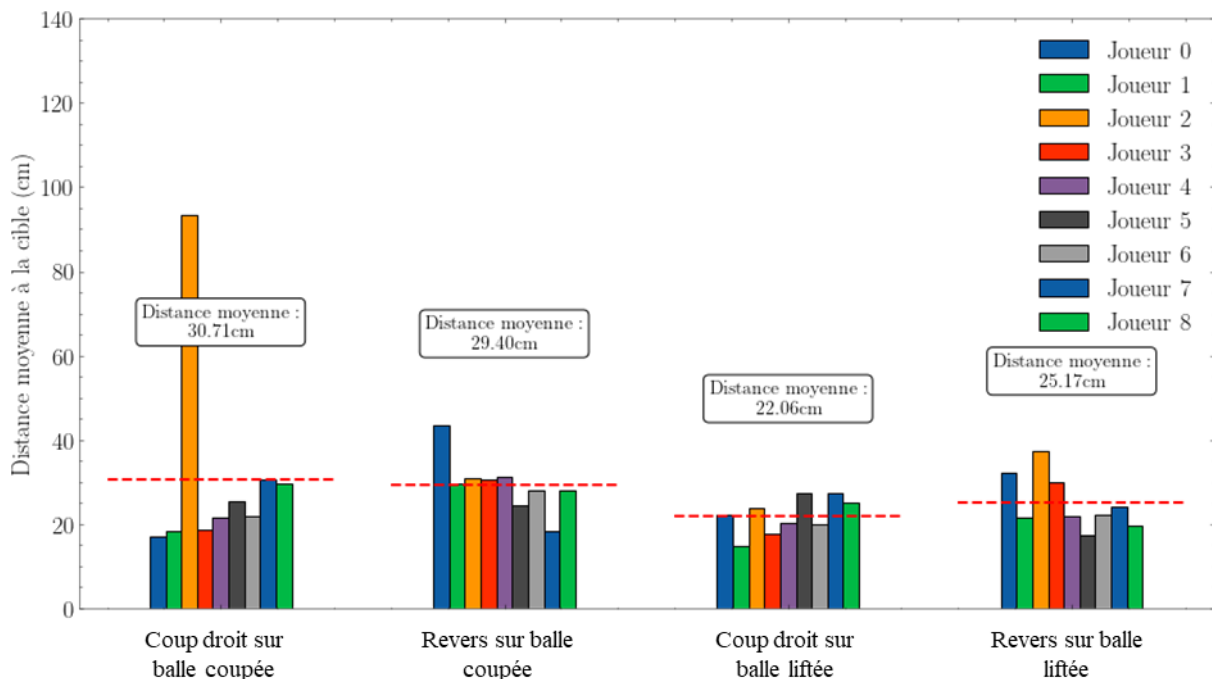


Figure 118-Distance moyenne à la cible selon chaque exercice

Les mesures affichées permettent d'avoir un premier ordre de grandeur par exercice de la distance à la cible. Ces valeurs sont légèrement supérieures aux distances moyennes au point moyen présentées plus haut. Ici, on remarque que si l'on omet le comportement hors normes du joueur n°2, les coups droits présentent des distances à la cible de l'ordre d'une vingtaine de centimètre. Les revers quant à eux montrent des distances supérieures de quelques centimètres soit une distance moyenne de 25 cm à 30 cm.

Ces mesures permettent de confirmer une meilleure maîtrise de la gestuelle du coup droit par rapport au revers via le critère de précision. Le revers étant plus loin de la cible visée. Cependant ces deux gestuelles montrent une dispersion quasiment identique sur les quatre exercices. Des joueurs semblent néanmoins capables de maintenir une précision plus accrue que d'autres. On peut encore une fois, invoquer le niveau d'expérience d'un joueur et observer les potentielles relations. On affiche alors en Figure 119 la distance au point moyen en fonction des points de classement des joueurs. On peut y constater une décroissance subtile, de cet indicateur de précision.

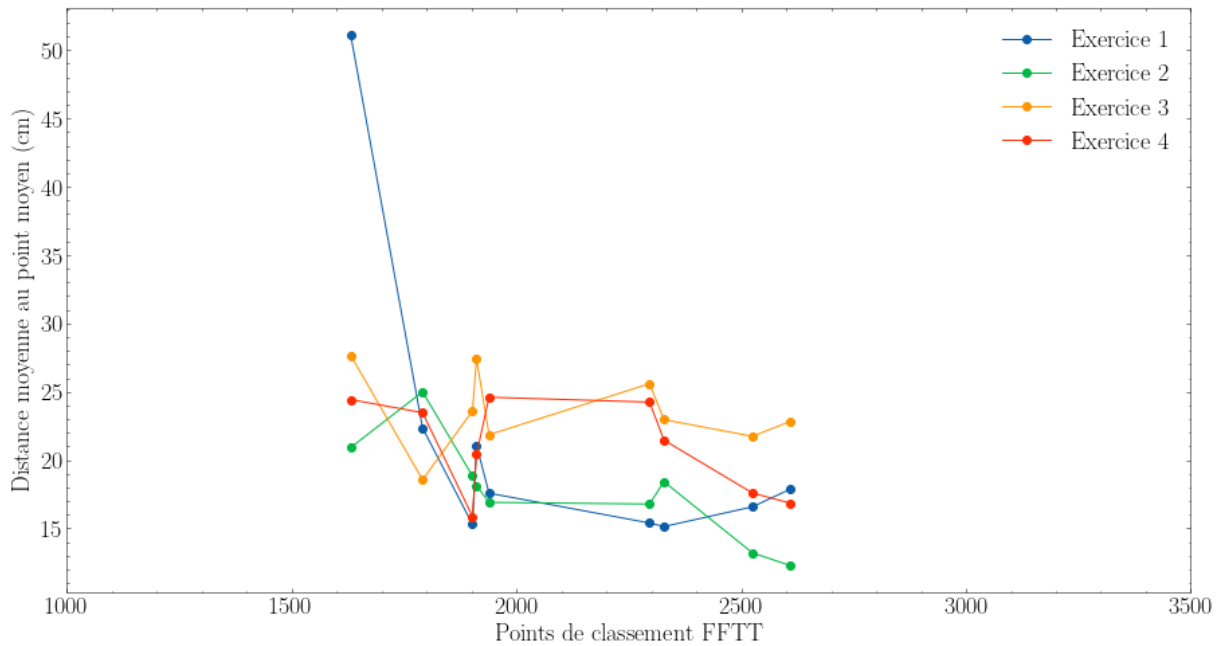


Figure 119-Evolution de la distance moyenne en fonction du classement des joueurs

Cette partie dédiée à l'analyse de la précision au sens de la justesse et de la dispersion a permis d'obtenir des grandeurs caractéristiques nécessaire à son appréciation. Nous avons pu voir que sauf cas exceptionnels, notre panel de joueur est plutôt homogène en termes de précision.

La partie suivante va poser un certain nombre de définition mathématique afin de pouvoir exploiter nos mesures sous formes d'indicateurs de performance et procéder à l'analyse statistique de ces derniers.

I.18. Analyse des relations entre les variables et les paramètres de jeu

I.18.1. Définition des indicateurs de performance et des indicateurs de variation

Afin de mieux comprendre comment les données mesurées ont été traitées, on se propose de définir les mesures réalisées en indicateurs de performance moyens sur la série de 30 balles. Les indicateurs de performance présentés ici seront définis tels que la valeur moyenne de la série d'un joueur soit égale à l'expression (III-2).

$$\overline{\epsilon}_{F,t,E,J} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^{k \leq N} \epsilon_{i,F,t,E,J} \quad (\text{III-2})$$

ϵ : L'indicateur de performance à traiter

F : La condition de passage [Fatigue Mentale ; Fatigue Neuromusculaire ; Contrôle]

t : La temporalité de passage [Pre ;Post]

E : L'exercice réalisé [1 ;2 ;3 ;4]

J : Le joueur donné réalisant les tests [1 ; ... ;9]

N : Le nombre de balles de la série (N=30)

k : Le nombre de balles jouées de la série avec $k \leq N$

i : La balle actuelle

Nous définirons une règle d'exclusion afin de ne pas fausser des résultats potentiellement faibles statistiquement.

Les séries durant lesquelles un participant à un ratio de balles fautes supérieur à 50% se verront retirées de sorte que les analyses conduites dans les parties suivantes ne soient pas impactées par des valeurs aberrantes provenant d'une mauvaise exécution des exercices à réaliser.

En plus des mesures, les coefficients de variation de certaines mesures ont été calculés. On donne la formule du *coefficient de variation (CV)* comme étant le rapport de l'écart-type sur la valeur moyenne tel que le montre l'équation (III-3).

$$CV = \frac{\sigma}{\mu} \quad (\text{III-3})$$

Avec σ l'écart-type de la mesure et μ la valeur moyenne de la mesure.

Le choix de l'utilisation des coefficients de variation est lié à leur adimensionnement, les rendant comparables entre eux pour quantifier l'impact d'une variation par rapport à une autre. Les coefficients de variation ont été observés sur les mesures suivantes : Accélération maximale, vitesse, rotation, dispersion moyenne. L'observation des coefficients de variation chez l'ensemble des joueurs doit permettre de voir une sensibilité ou non sur les mesures et la stabilité technique du joueur.

Pour chacune des mesures on définira son indicateur de performance associé ainsi que sa variation tel que :

- A_r : Accélération Maximale raquette
- CV_{A_r} : Coefficient de variation Accélération Maximale raquette
- V_{balle} : Vitesse balle
- $CV_{V_{balle}}$: Coefficient de variation de la vitesse balle
- ω : Rotation de la balle
- CV_{ω} : Coefficient de variation de la rotation
- F : Pourcentage de balles réussies
- D_{moy} : Distance moyenne au point moyen de la série
- $CV_{D_{moy}}$: Coefficient de variation de la distance moyenne au point moyen de la série

Toutes ces mesures et variations font référence à différents aspects de la performance des joueurs de tennis de table. Il est possible de les associer aux catégories suivantes :

- Maîtrise de la gestuelle (A_r, CV_{A_r})
- Cinématique de balle ($V_{ball}, CV_{V_{ball}}, \omega, CV_{\omega}$)
- Précision (F, $D_{moy}, CV_{D_{moy}}$)

I.18.2. Etude énergétique simplifiée

L'énergie mécanique produite par les joueurs de tennis de table est importante, souvent primordiale de par la nature de son utilisation : la stratégie. Un joueur n'ayant pas une endurance infinie, chaque action engageante a un coût énergétique lié aux différentes filières sollicitées (Cf Paramètres physiologiques du tennis de table). La gestion énergétique est un aspect stratégique au cours d'un match, notamment lorsque chaque frappe a un coût différent [68]. De fait, la mesure de l'énergie peut représenter un intérêt afin de caractériser la frappe d'un joueur mais également son niveau de performance qui est sensible à la vitesse d'envoi de sa balle [88].

A défaut de mesurer le travail fourni d'un point de vue biomécanique, ce qui est fait habituellement, une mesure transposée de l'énergie transmise à la balle est possible grâce aux mesures réalisées. L'énergie mécanique transférée à la balle peut être approximée et utilisée pour caractériser un niveau de performance chez un joueur. L'énergie cinétique mécanique de la balle a deux composantes, une composante liée à la vitesse linéaire de la balle et une composante liée à sa vitesse de rotation définies telles que montrées dans les équations (III-4) et (III-5).

$$E_{linéaire} = \frac{1}{2}mv^2 \quad (\text{III-4})$$

$$E_{rotation} = \frac{1}{2}I\omega^2 \quad (\text{III-5})$$

Avec I le moment d'inertie d'une sphère vide défini tel comme donné en équation (III-6).

$$I = \frac{2}{3}mr^2 \quad (\text{III-6})$$

Où m est la masse de la balle (kg), r le rayon de la sphère vide (m), v est la vitesse linéaire de la balle ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$) et ω est vitesse angulaire de la balle (rad/s). L'épaisseur de la sphère étant très faible, elle sera négligée. L'énergie est exprimée en Joules (J). L'énergie totale de la balle peut être exprimée en (III-7) par la somme des composantes rotationnelles et linéaires.

$$E_{total} = E_{linéaire} + E_{rotation} \quad (\text{III-7})$$

Le bilan énergétique de la balle prend alors la forme de l'équation (III-8).

$$E_{sortante} = E_{entrante} + \tilde{E} \quad (\text{III-8})$$

Avec $E_{entrante}$ (III-9), l'énergie de la balle envoyée par le robot, cette énergie peut être aisément mesurée avec les capteurs de la plateforme.

$$E_{entrante} = \frac{1}{2}mv_{robot}^2 + \frac{1}{2}I\omega_{robot}^2 \quad (\text{III-9})$$

Avec v_{robot} et ω_{robot} les vitesses linéaires et de rotation mesurées de la balle envoyée par le robot. On a également $E_{sortante}$ (III-10), l'énergie de la balle après la frappe du joueur. Là encore, cette énergie peut être facilement mesurée avec les capteurs de la plateforme.

$$E_{sortante} = \frac{1}{2}mv_{sortante}^2 + \frac{1}{2}I\omega_{sortante}^2 \quad (\text{III-10})$$

Avec $v_{sortante}$ et $\omega_{sortante}$ les vitesses linéaires et de rotation mesurées après la frappe du joueur.

Enfin \tilde{E} , est plus complexe à évaluer. Cette énergie est non seulement la contribution du joueur mais également la contribution de la raquette elle-même (absorption et restitution des revêtements et du bois). On rappelle que les revêtements utilisés ont été présentés en Table 5. Des études détaillées ont été faites dans ce domaine, on peut citer celles de *Rinaldi et Manin* [6], [109], [110]. On peut alors définir \tilde{E} par l'équation (III-11).

$$\tilde{E} = E_{raquette} + E_{joueur} \quad (\text{III-11})$$

D'où (III-12).

$$E_{sortante} = E_{entrante} + E_{raquette} + E_{joueur} \quad (\text{III-12})$$

La contribution de la raquette est traitée dans la littérature par une correction attribuée aux vitesses, corrections résultantes de la nature de la raquette. Ces facteurs correctifs peuvent être introduits dans l'expression de l'énergie tels que le montre l'expression (III-13).

$$E_{entrante} + E_{raquette} = \frac{1}{2}m(v_{robot} \times \text{COR})^2 + \frac{1}{2}I(\omega_{robot} \times \text{SR})^2 \quad (\text{III-13})$$

Résultats expérimentaux

La définition de l'énergie absorbée par la raquette permet l'introduction du *COR* (*Coefficient of Restitution*) et du *SR* (*Spin Ratio*), deux coefficients utilisés pour caractériser les revêtements et bois de la raquette sans aucune action de la part du joueur [109], [110]. Ces deux coefficients sont définis par les équations (III-14).

$$COR = \frac{V_{incidente}}{V_{réfléchie}} \text{ et } SR = \frac{\omega_{incidente}}{\omega_{réfléchie}} \quad (\text{III-14})$$

Avec V la vitesse linéaire incidente et réfléchie et ω la vitesse de rotation incidente et réfléchie.

Le SR et le COR sont des nombres adimensionnels et représentatifs d'un ensemble raquette-revêtements. Ces coefficients sont déterminés de manière expérimentale raquette figée à angle fixe et vitesse incidente de balle variante. La valeur expérimentale du COR pour notre raquette a été estimée à 0.53. Concernant le SR, deux valeurs ont été retenues, une par type de rotation incidente. Pour les balles coupées et liftées le SR sera respectivement de 0,7 et 0,3.

Finalement, la contribution énergétique du joueur peut s'écrire

$$E_{joueur} = \frac{1}{2}mv_{sortante}^2 + \frac{1}{2}I\omega_{sortante}^2 - \left(\frac{1}{2}m(v_{robot} \times COR)^2 + \frac{1}{2}I(\omega_{robot} \times SR)^2 \right) \quad (\text{III-15})$$

On peut alors observer les différentes énergies calculées pour chaque coup joué en Figure 120.

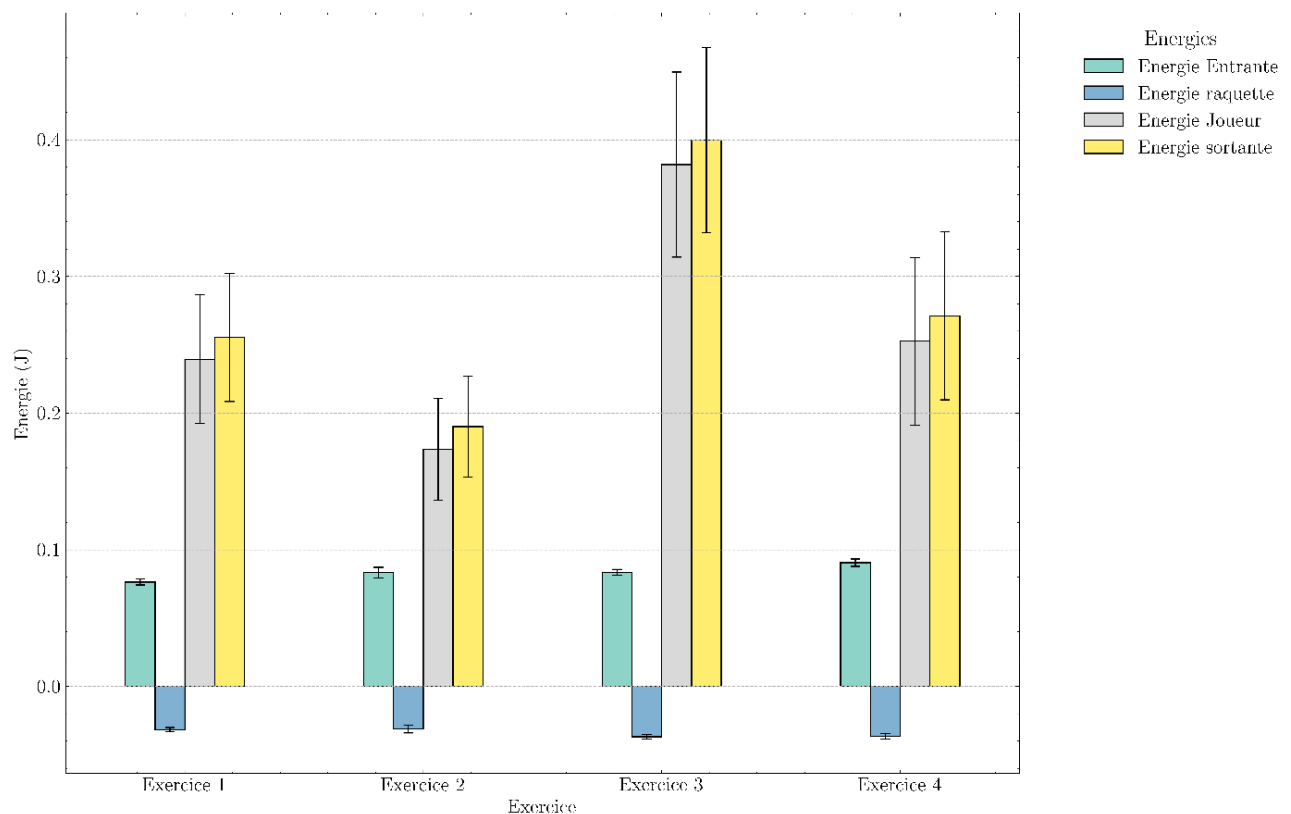


Figure 120-Energies mises en jeu dans les différents exercices

Le graphe des énergies nous permet de visualiser différents éléments importants. Le premier d'entre eux est la régularité et constance des énergies entrantes et de raquette principalement dues à la répétabilité du robot et aux constantes fixées. Le second point concerne l'énergie du joueur qui garde la même dynamique que l'énergie sortante et ce après avoir retranché l'énergie incidente lors du calcul.

Cette dernière quant à elle montre la dynamique des exercices, on retrouvera alors l'exercice nécessitant le plus d'énergie à savoir l'exercice 3 (coup droit topspin sur balle liftée).

I.18.3. Accélération maximale de la raquette et variations associées

Pour rappel, dans la suite, un point affiché dans les graphes correspond à la moyenne de l'indicateur sur les trente balles jouées pour un exercice donné, une condition de fatigue donnée et ce pour tous les joueurs. Soit un total de 216 points de mesures.

La première relation mesure-variation que nous observons en Figure 121, est celle de l'accélération maximale de la raquette. Une relation linéaire décroissante modérée est observable ($R^2= 0.44$) entre les deux variables.

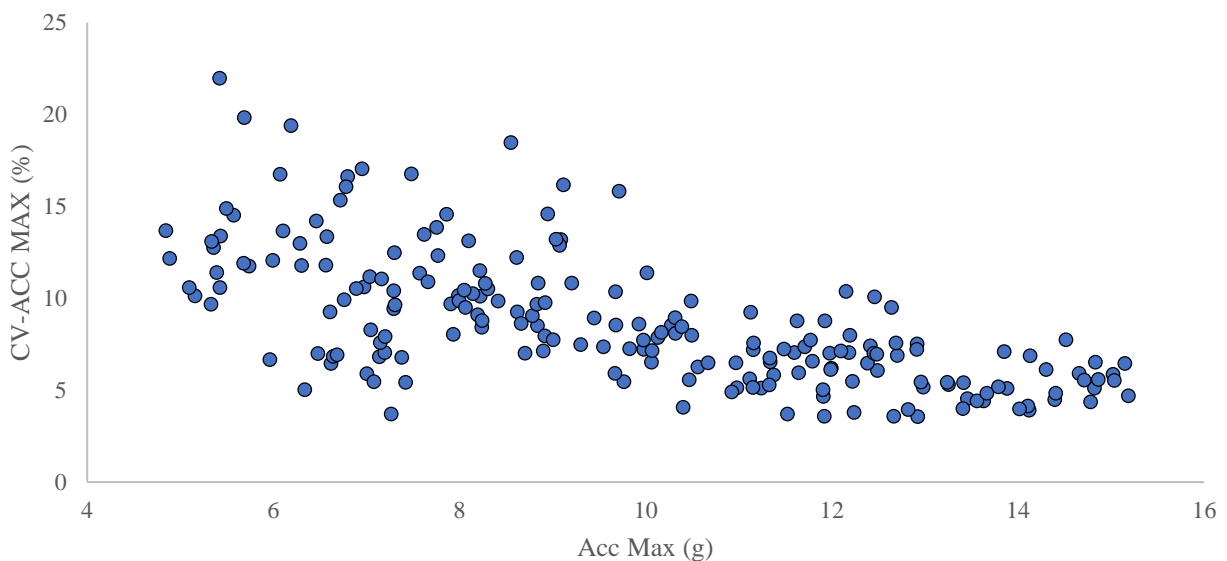


Figure 121-Relation Mesure-Variation sur l'accélération maximale de la raquette

La décroissance de la courbe montre que plus l'accélération est élevée (plus le joueur met de l'intensité dans le mouvement) plus le coefficient de variation est faible donc plus la régularité sur les 30 balles est bonne. Par ailleurs on observe également que la dispersion des coefficients de variations est plus importante aux faibles accélérations (~15%) et plus resserrée aux accélérations élevées (~5%). L'observation de la courbe montre l'étendue de mesure allant de 4-12 g

Afin de s'assurer que ce phénomène n'est pas uniquement lié aux caractéristiques de nos participants, l'observation de l'âge des participants sur cette courbe a été rajoutée en Figure 122.

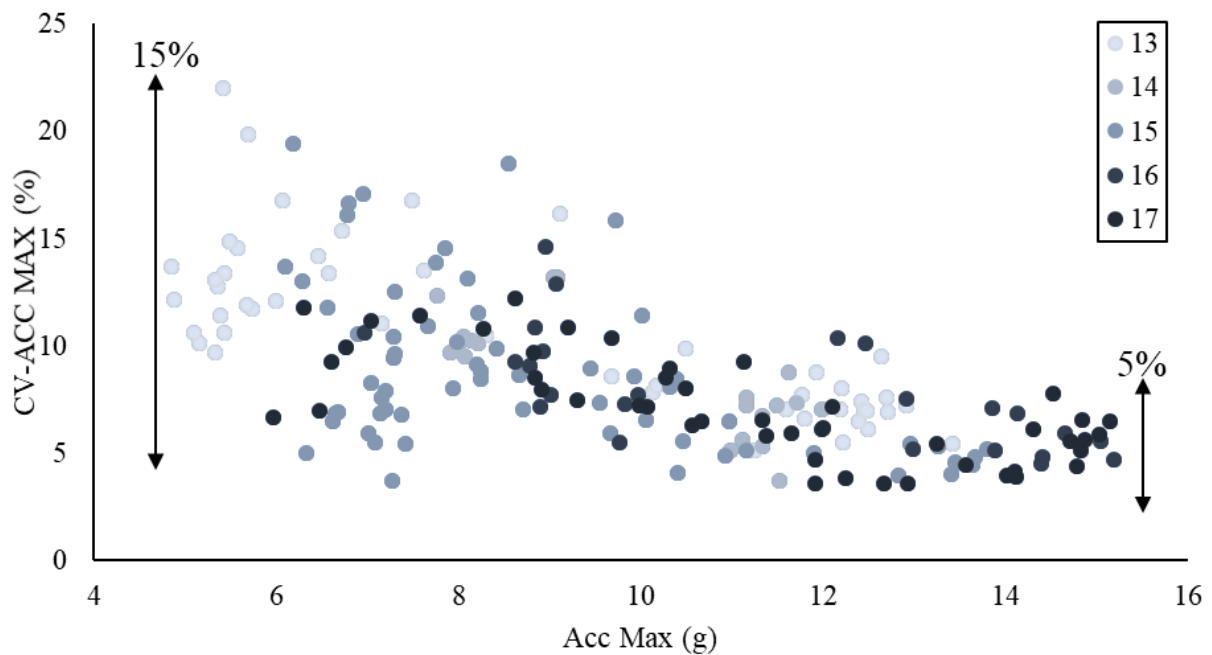


Figure 122-Relation Mesure-Variation sur l'accélération maximale de la raquette avec âge

La visualisation de l'âge sur la courbe nous donne des informations intéressantes, les joueurs les plus jeunes semblent présenter des accélérations plus faibles que les joueurs plus âgés. Par extension avec l'analyse précédente, un jeune joueur ne peut produire une grande accélération et présente une variation élevée. Pour conclure, après avoir vérifié l'effet de l'âge sur la relation, qu'en est-il de la condition d'exercice réalisée ? Les 4 exercices ont été représentés sur le même graphique en Figure 123.

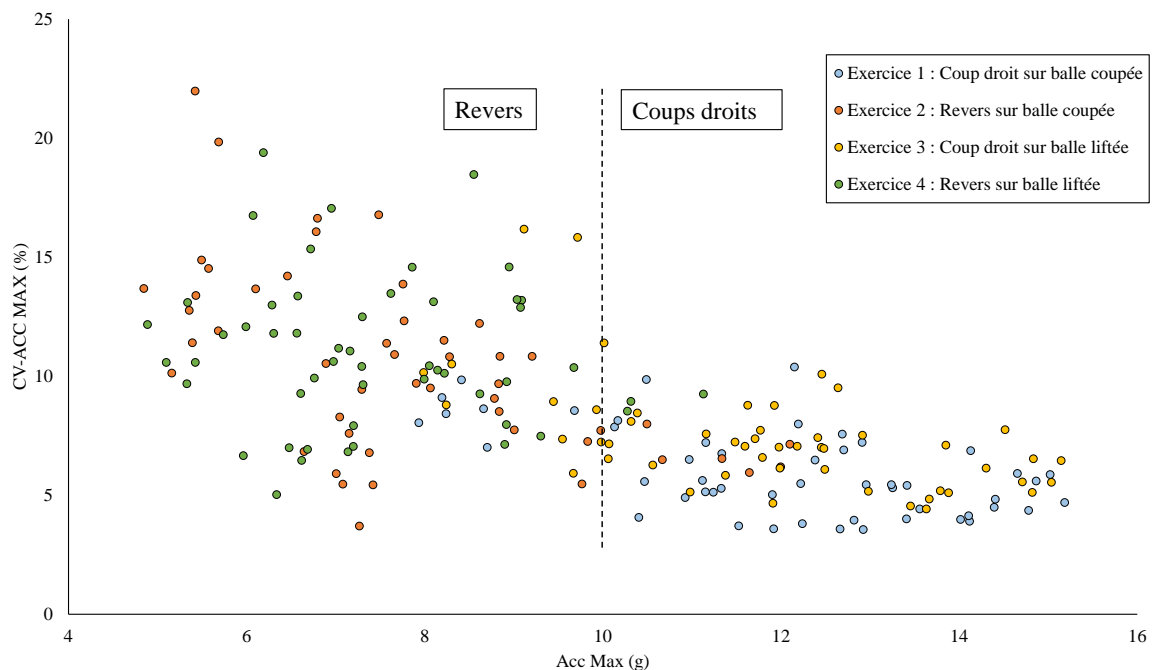


Figure 123-Relation Mesure-Variation sur l'accélération maximale de la raquette avec âge et gestuelle réalisée

L'analyse des exercices réalisés permet de faire la distinction entre les mouvements de type revers et coups droit présentant des engagements différents. De manière générale, on constate que la variabilité de l'accélération est plus importante sur les exercices de type revers que sur ceux de coup droits (de 15% à 5%). La dispersion observée grâce au coefficient de variation permet d'affirmer que les revers (à gauche) sont moins bien maîtrisés que les coups droits (à droite) car ils montrent une plus large dispersion.

D'un point de vue pratique, cette information reflète la réalité, les coups nécessitant moins d'engagement sont plus sensibles aux variations que ceux nécessitant un large engagement.

I.18.4. Vitesse linéaire et variations associées

Une analyse similaire a été conduite sur la vitesse linéaire de la balle et ces variations (Voir Figure 124). Plus la vitesse de balle est élevée, moins il y a de variations sur la série ($R^2 = 0,4$).

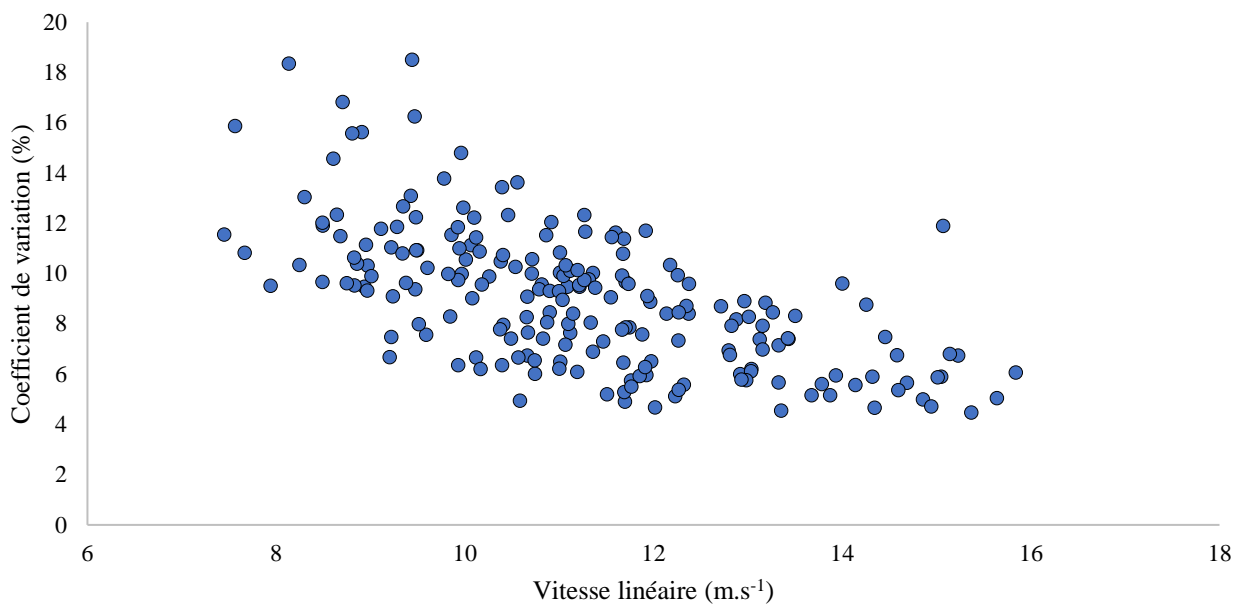


Figure 124-Relation Mesure-Variation sur la vitesse linéaire de la balle

On peut encore une fois observer l'influence de l'exercice sur la relation entre la vitesse et sa dispersion en Figure 125.

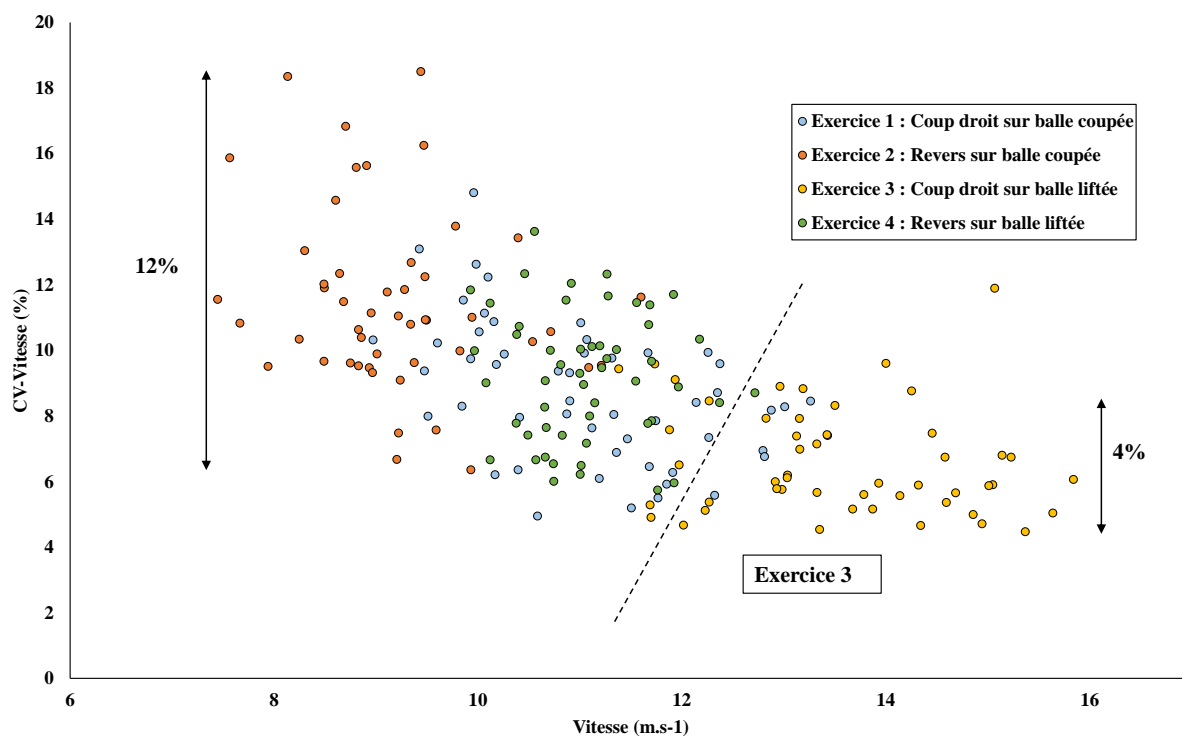
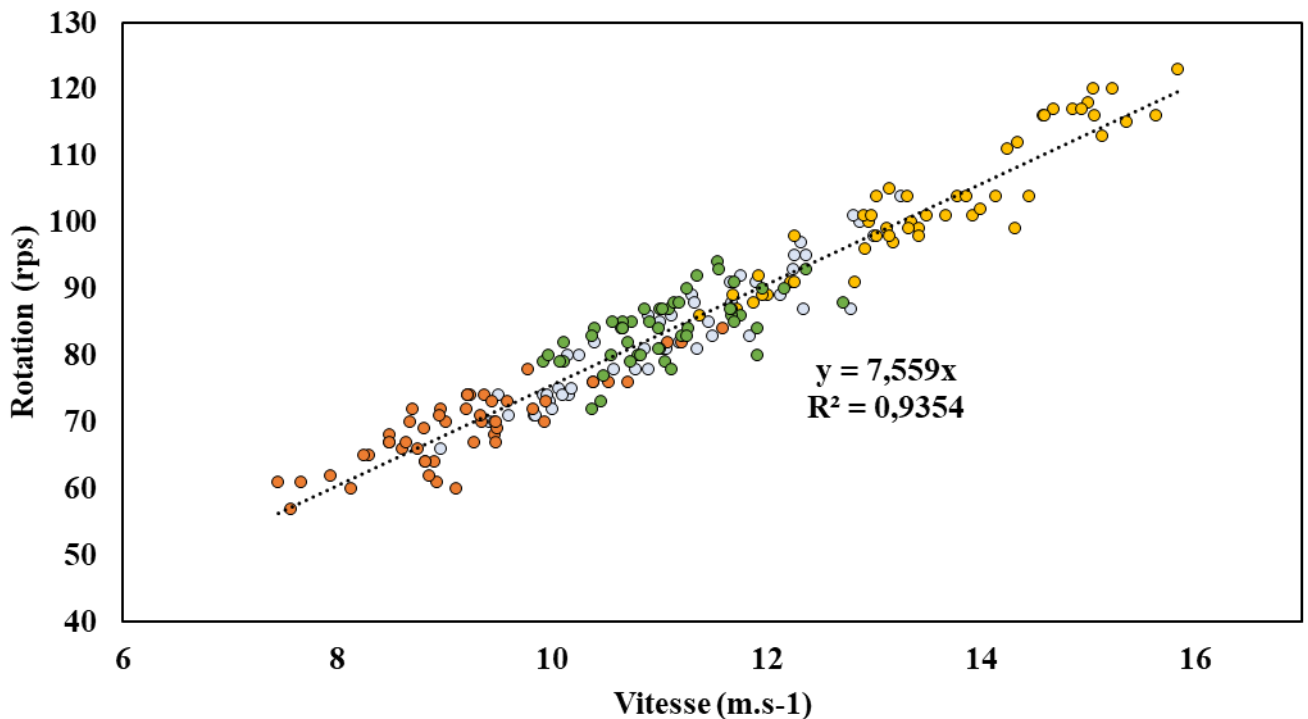


Figure 125-Relation Mesure-Variation sur la vitesse de la balle avec âge et gestuelle réalisée

La séparation de l'exercice 3 (coup droit sur balle liftée) considéré comme l'exercice le plus engageant des 4 proposés ici, se retrouve facilement, caractérisé par des vitesses de balles plus élevées que les autres exercices.

I.18.5. Vitesse linéaire et rotation de balle

Sur la Figure 126, nous avons tracé la vitesse de rotation de la balle en fonction de la vitesse linéaire et ce pour tous les exercices. Le résultat est remarquable. Dans le cadre des exercices réalisés, la vitesse de rotation est croissante avec la vitesse linéaire.



- Exercice 1 : Coup droit sur balle coupée
- Exercice 2 : Revers sur balle coupée
- Exercice 3 : Coup droit sur balle liftée
- Exercice 4 : Revers sur balle liftée

Figure 126-Relation vitesse linéaire de balle et rotation

On observe deux variables fortement corrélées pour les points de données ($R^2 = 0.93$). Cette relation vitesse linéaire/rotation observée sur nos quatre exercices, permet de montrer que certaines zones sont difficilement atteignables pour nos exercices (Faible rotation et grande vitesse ou inversement). Tout porte à croire que tous les couples $\{V_{lin}; \omega\}$ ne sont pas réalisables dans le cadre contraint où la balle retombe sur la demi-table adverse. On suppose deux cas extrêmes présentés en Figure 127 :

- Atteindre des vitesses linéaires élevées sans vitesse de rotation. Pour un joueur, cela revient à effectuer une frappe « à plat » dont la trajectoire sera rectiligne et n’atteindra pas la table. (Figure 127.A)
- Atteindre des vitesses de rotation très élevées avec une vitesse linéaire faible. Cela se traduira probablement en une balle qui ne passera pas le filet. (Figure 127.B)

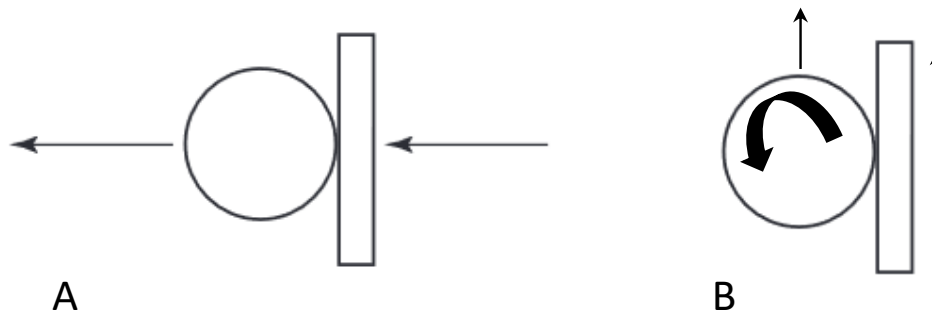


Figure 127-Cas extrêmes du couple $\{V_{lin}; \omega\}$.

A/ Frappe à plat : pas de rotation et vitesse linéaire élevée

B/ Frappe « broyée » : rotation élevée,

pas de vitesse linéaire

Afin de confirmer cette hypothèse, nous avons demandé à un joueur seul de générer ces effets de manière exagérée afin de pouvoir les observer.

Le joueur a tout d'abord réalisé une série de topspins coup droit très lents en cherchant à générer un maximum de friction possible et pour un plus de rotation. Le joueur a ensuite réalisé une série de frappes à plat tout en limitant la rotation au maximum. Chaque balle a été lancée par un serveur humain, afin de faciliter la réception par le joueur. Les résultats sont présentés en Figure 128.

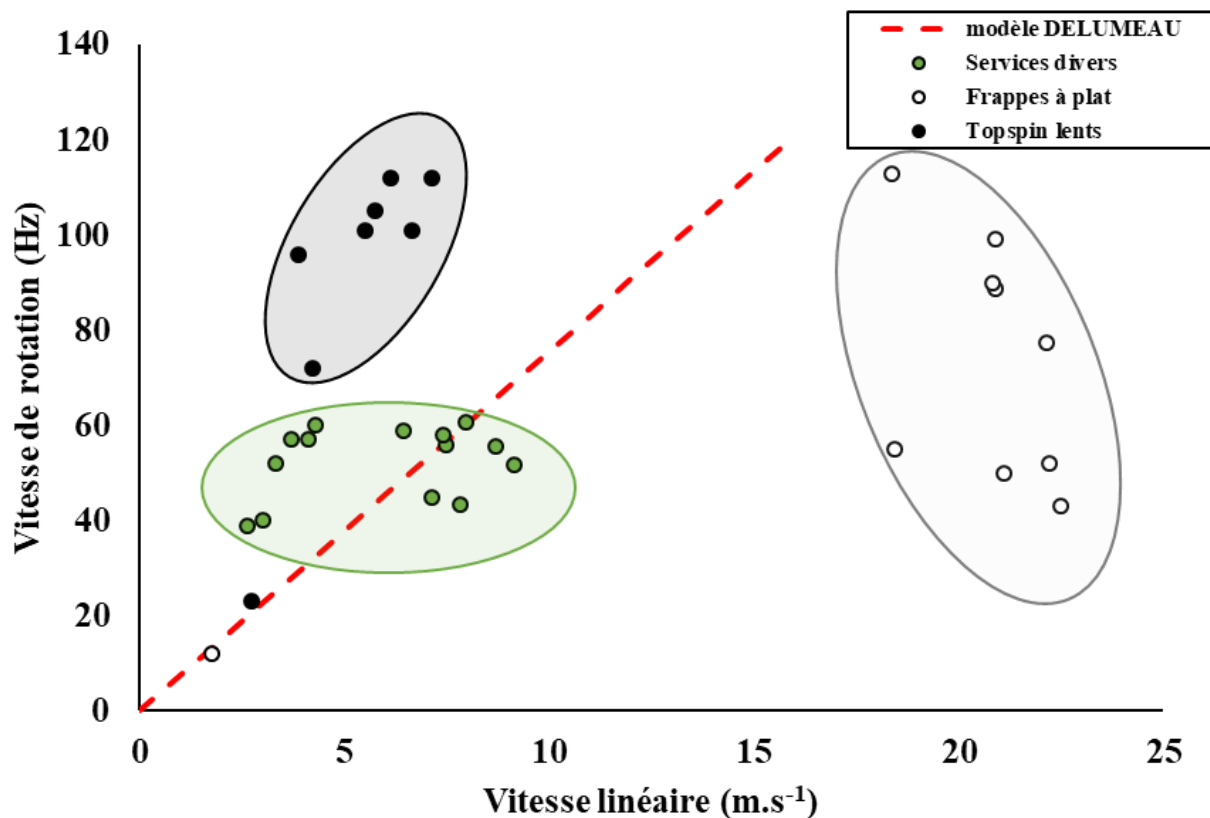


Figure 128-Evolution de la vitesse linéaire et de rotation dans le cas de frappes extrêmes

Contrairement à notre hypothèse, il semble bien possible de réaliser des frappes présentant un couple vitesse de rotation et vitesse linéaire corrélé. Le cas des topspin coup droit et des frappes à plat nous le montrent comme étant des conditions limites à la droite de régression proposée. Il semble important de préciser que la gestuelle réalisée par le joueur n'est absolument pas naturelle et serait inappropriée pour des conditions de match.

Les topspin lents (Zone grise sur le graphique) réalisés traduisent une gestuelle trop accentuée qui ne se présente quasiment jamais en match car elle peut se faire contre facilement par l'adversaire. Les frappes à plat (zone blanche sur le graphique) quant à elles, sont des cas possibles en conditions de matchs. Cette situation apparaît lorsque de balles hautes sont envoyées sans effets, le joueur peut alors les frapper à plat, notamment en smash.

Nous avons poussé cette validation encore plus loin en demandant à notre joueur de réaliser différents services, toujours en ayant pour but de faire varier la vitesse linéaire ou la rotation de manière disproportionnée. Les résultats de ces différents lots de services ont été ajoutés à la Figure 128 matérialisés par une zone verte.

Contrairement aux frappes limites, les services se montrent quant à eux, très proche de la droite de régression déterminée. Le service étant une frappe particulière puisque c'est la seule balle que le joueur peut frapper sans vitesse et rotation incidente de la balle.

Pour conclure cette analyse de la relation vitesse et rotation, nous avons essayé de faire des mesures en conditions de match. Les deux joueurs font des échanges et nous enregistrons au cours des échanges les vitesses linéaires et de rotation de chaque balle qui traverse le filet. Le résultat est tracé sur la Figure 129.

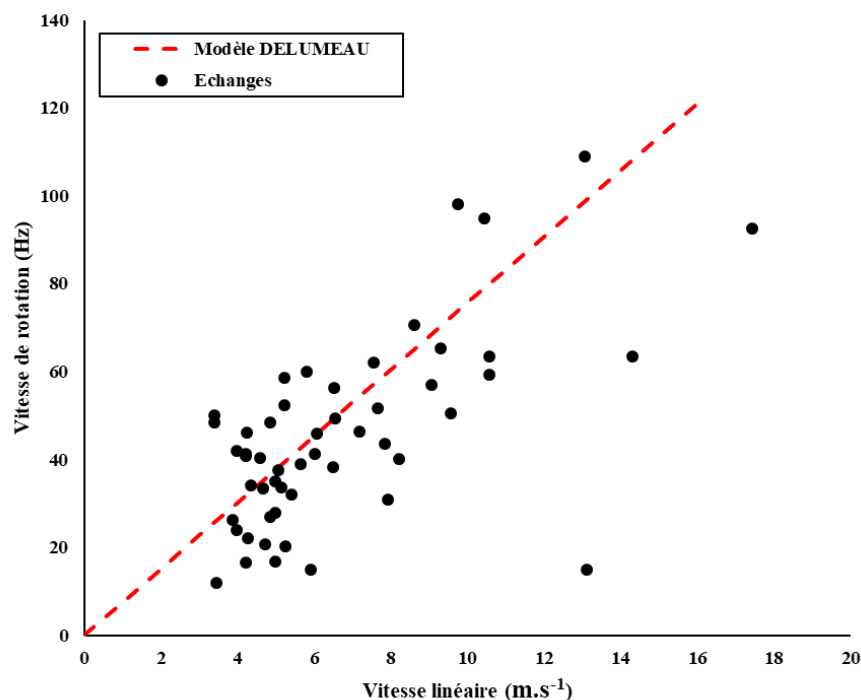


Figure 129-Evolution de la vitesse linéaire et de rotation en situation de match

Le graphe obtenu nous montre une distribution de points centrée autour de la droite de régression déterminée. Cette information nous permet de confirmer la relation linéaire entre les deux variables au cours d'un match.

La réalisation de gestuelle inhabituelle telles que des balles brossées à l'extrême ou encore des frappes à plat sans induire la moindre rotation semble indépendantes d'une relation $\{V_{lin};\omega\}$. Cependant ces cas sont trop peu fréquents, voire inexistant dans un réel cas de match tel que nous avons pu l'observer.

Nous concluons en affirmant l'existence d'une relation linéaire entre la vitesse de rotation et la vitesse linéaire dans des cas standard de confrontation entre deux joueurs.

Des conditions plus particulières de jeux conduisent à des frappes ne répondant pas à cette relation existent mais restent marginales.

I.19. Mise en place du protocole expérimental de fatigue

Cette partie est dédiée à la présentation du protocole utilisé pour l'induction de la fatigue chez les joueurs. Dans un premier temps, une vue d'ensemble des différentes conditions de fatigue, des marqueurs associés et une description détaillée des protocoles d'induction seront explicités.

Dans un second temps une analyse statistique des différents marqueurs et indicateurs de performance sera conduite. Enfin une analyse variationnelle clôturera cette partie en venant observer les différents effets de la fatigue sur les indicateurs de performance.

I.19.1. Design expérimental

Le design de cette étude de population a été réalisé en se basant sur les études les plus proches réalisées localement, notamment sur les protocoles de *Y. Le Mansec* [87]. L'objectif de l'étude étant d'observer le comportement des jeunes joueurs en différentes conditions de fatigue. L'expérimentation menée comportera trois conditions de passage :

- Une condition de contrôle (C)
- Une condition de fatigue mentale (FM)
- Une condition de fatigue neuromusculaire ciblée sur le biceps brachial (FP)

Chaque participant, une fois engagé dans le protocole devra réaliser les trois sessions sur trois temps différents espacées d'au minimum 72h. Le déroulé d'une session est décrit sur la Figure 130.

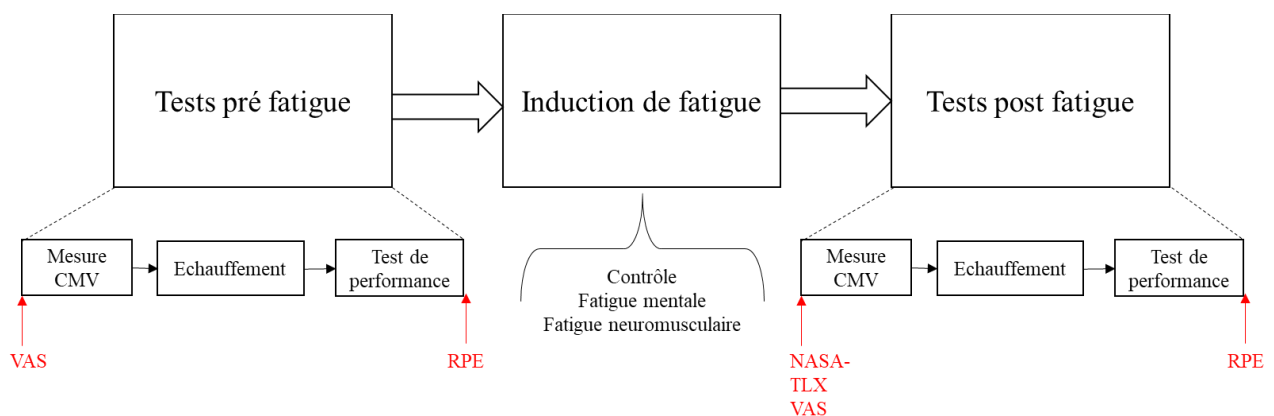


Figure 130-Protocole d'induction de la fatigue

Une session est composée de tests pré-fatigue, une induction de condition de fatigue puis des tests post-fatigue identiques aux tests pré-fatigue. L'ensemble des tests est ponctué de questionnaires indiqués en rouge, afin de mesurer le ressenti des joueurs tout au long de la session.

I.19.2. Marqueurs de fatigue et mesures

Cette partie a pour objectif de présenter exhaustivement les différents moyens de contrôle de l'état du joueur via les marqueurs de fatigue retenus.

Le contrôle du sentiment subjectif de fatigue d'un joueur est réalisé à l'aide d'une échelle visuelle analogique (*Visual Analog Scale* : *VAS*) constituée (format papier) d'une ligne de 10 cm. Le participant est interrogé sur son sentiment de fatigue ressenti et son niveau d'énergie et doit placer une marque sur cette échelle avec « 0 cm = pas du tout fatigué » à « 10 cm = extrêmement épuisé ». Le modèle d'échelle visuelle analogique utilisé est montré en Figure 131. L'indicateur est purement subjectif et propre à chaque joueur. La mesure du marqueur de fatigue est faite dès le début de la session de test (pré et post).

Nom : _____ Prénom : _____

Date & heure : _____ Exercice : _____

Test :

Pré fatigue

Post Fatigue

Echelle visuelle analogique :

0 ————— 10

Figure 131-Echelle visuelle analogique utilisée lors des tests allant de 0 à 10 cm

La mesure de la sensation d'effort perçu (*Ratio of Perceived Exertion* : *RPE*) lors d'un exercice est réalisée via l'échelle de perception de l'effort de Borg [111]. L'échelle de Borg est un outil à plusieurs échelles possibles, dans notre cas l'échelle utilisée sera [0-10] comme le montre la Figure 132.

ÉCHELLE DE CATÉGORIE BORG	
10	MAXIMAL
9	TRÈS, TRÈS DIFFICILE
8	
7	TRÈS DIFFICILE
6	
5	DIFFICILE
4	UN PEU DIFFICILE
3	MOYEN
2	FACILE
1	TRÈS FACILE
0,5	TRÈS, TRÈS FACILE
0	RIEN DU TOUT

Figure 132-Echelle de Borg version CR10 allant de 0 à 10 pour la mesure de l'effort perçu

L'utilisation de ce questionnaire est faite après une activité physique, le participant doit placer son niveau d'effort ressenti vis-à-vis de l'activité proposée. Elle sera utilisée après le test de performance pré et post.

En complément, la mesure de la charge de travail induite par la fatigue sera mesurée via un test *NASA-TLX* (*NASA-Task Load Index*). Initialement développé par la NASA dans les années 1980³, ce questionnaire a pour objectif d'évaluer la charge de travail subjective du participant vis-à-vis d'une tâche précise à réaliser. La charge subjective globale est basée sur une moyenne pondérée de six sous-échelles permettant d'obtenir un profil type de charge de travail pour cette tâche. Les six sous-échelles sont :

- La demande mentale
- La demande physique
- La demande temporelle
- La performance
- L'effort
- La frustration

Le test NASA-TLX se déroule en deux temps, une première étape de pondération entre les six sous-échelles et un second temps de notation des sous-échelles. Le profil type d'une charge de travail permet de déterminer la nature de la tâche à accomplir et comment elle est perçue par le participant. Ce test est réalisé par le participant juste après l'induction de fatigue.

I.19.3. Phase de pré-tests

Cette première phase a pour but d'évaluer l'état de fatigue du participant avant et après les protocoles de « fatigue » (contrôle, mentale ou neuromusculaire), suivi d'une évaluation de sa capacité maximale volontaire (CMV) du fléchisseur du coude (biceps brachial) du bras effecteur. Cette CMV est évaluée en condition isométrique, avec le coude positionné à un angle de 90° entre le bras et l'avant-bras, via un ergomètre permettant la mesure de la force produite par les fléchisseurs du coude (Figure 133).

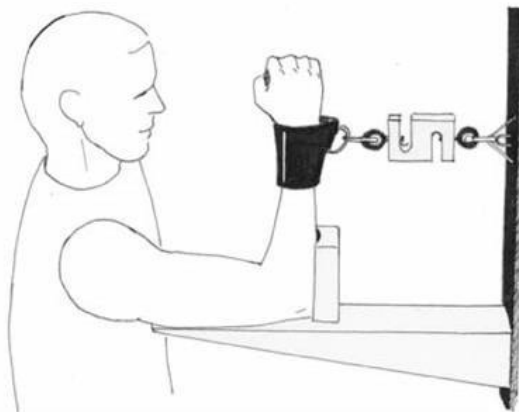


Figure 133-Schéma de principe de la mesure de CMV tiré des travaux de Hug et al [112]

Après une période d'échauffement de 5 minutes constituée de différentes contractions sous-maximales (environ 8 secondes) allant de 20 à 80% de la CMV estimée, chaque participant réalise deux évaluations de CMV d'une durée de 5 secondes, avec 1 minute de récupération entre les deux essais. La meilleure

³ NASA-TLX : <https://humansystems.arc.nasa.gov/groups/tlx/>

CMV sera retenue comme force de référence. Un exemple de mesure de CMV est donné en Figure 134.B.

Ensuite, le participant réalise une phase d'échauffement en tennis de table (5-10 minutes) permettant la familiarisation avec le robot lanceur et les quatre exercices imposés. Suite à cet échauffement, des tests de performance en tennis de table seront réalisés (durée : environ. 5 minutes). Ils consistent à réaliser 4 séries de 30 balles à renvoyer (les balles sont envoyées par le robot lanceur de balles, toujours selon les mêmes caractéristiques), en coup droit lifté, coup droit coupé, revers lifté, revers coupé. Lors de ces séries, le joueur a pour consigne de frapper la balle comme il le ferait en match, tout en visant une zone de précision préalablement définie et matérialisée sur la table par une cible. Suite à ces tests de performance, il sera demandé au participant d'évaluer la sensation d'effort perçu via l'échelle de perception de l'effort de Borg.

I.19.4. Conditions de fatigue

I.19.4.a. Fatigue Neuromusculaire

Lors de la session « *fatigue neuromusculaire* », le participant réalisera plusieurs répétitions de contractions excentriques maximales du biceps brachial du bras effecteur (contractions séparées par 30 secondes de récupération, réalisées à $60^{\circ}.s^{-1}$ de telle sorte à induire une baisse de 15% de sa CMV préalablement déterminée. Pour ce faire, une première série de dix répétitions sera réalisée, suivi d'une évaluation de la CMV pour évaluer son impact sur le pourcentage de diminution de cette CMV. Si les 15% ne sont pas atteints, une seconde série de 5 contractions sera réalisée. Cette cible de 15% de diminution dans la capacité de production de force musculaire, induite selon le même protocole, est basée sur les études précédentes réalisées auprès de pongistes experts [87]. L'induction sera réalisée sur un banc d'induction dédié visible en Figure 134.A.

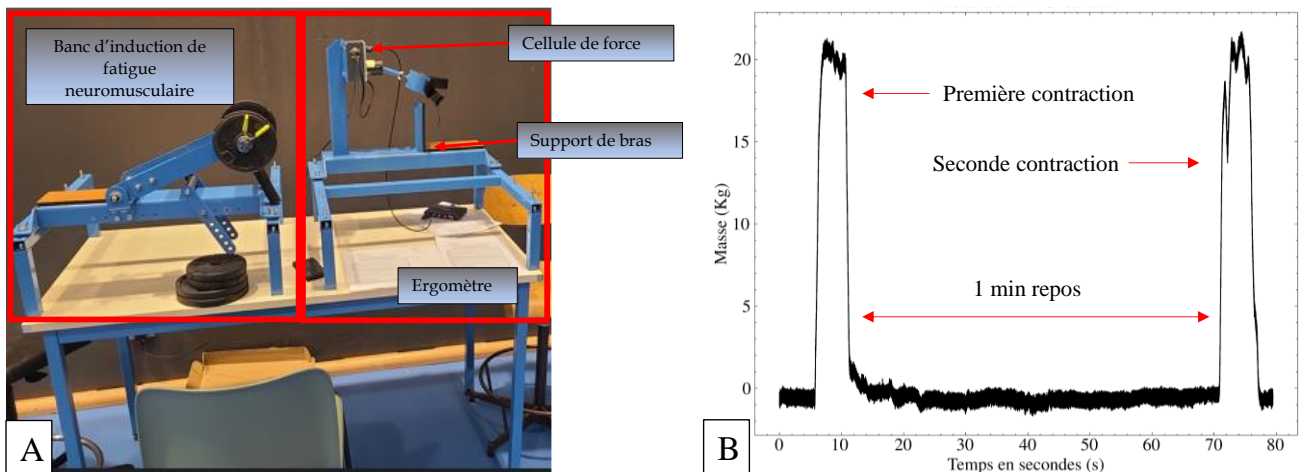


Figure 134-A/Banc expérimental d'induction de fatigue neuromusculaire et ergomètre B/Mesure typique de CMV

Il est à noter qu'une session de détermination de la charge de travail a été réalisée en amont des sessions de fatigue sur le panel de joueurs sélectionnés et présents. La détermination de la charge de répétition maximale pour une répétition (1-RM) a été réalisée selon un protocole similaire dans le même environnement que le lieu d'entraînement. Les participants devaient, à l'aide d'un banc de type *Larry Scott*, réaliser un mouvement de *biceps curl* du bras effecteur en charge. Le joueur devait réaliser une série de 10 répétitions en charge, puis une période de 2 min de repos avant d'augmenter légèrement la charge et ce jusqu'à épuisement.

Afin de préserver l'intégrité physique des jeunes pratiquants qui ne sont pas développés physiquement (pic de croissance non atteint) ni familiarisés avec un exercice musculaire isolé sur le biceps, les tests en charge ont été arrêtés dès l'apparition de signes visibles de difficultés chez les athlètes. Une extrapolation de la 1-RM a été réalisée en complément en utilisant des différentes formules prouvées comme étant fiables dans la littérature selon les travaux de *Wood et al* [113].

Afin d'obtenir une valeur de charge cohérente, nous avons choisi d'utiliser les trois formules de prédiction de 1-RM (« 1-RMP » pour la 1-RM prédite) les plus précises explicitées dans les travaux de *Wood* et d'en faire la moyenne. La charge estimée est donc donnée par l'équation (III-16).

$$\overline{1RMP} = \frac{1}{x} \sum_{i=1}^{n=3} 1RMP_i \quad (\text{III-16})$$

Avec $1RMP_i$, les différentes équations de prédictions retenues et présentées ci-dessous :

- Formule d'*Epley* ([114]) eq (III-17)

$$1RMP = (0,33.R).W + W \quad (\text{III-17})$$

- Formule de *Mayhew* ([115], [116]) eq (III-18)

$$1RMP = \frac{W}{(52,2 + 41,9e^{-0,55.R})/100} \quad (\text{III-18})$$

- Formule de *Wathen* ([117]) eq (III-19)

$$1RMP = \frac{W}{(48,8 + 53,8e^{-0,075.R})/100} \quad (\text{III-19})$$

Avec R le nombre de répétition du mouvement et W la sous charge maximale utilisée (en unité de masse). La charge utilisée sera de l'ordre de 90% de la charge 1-RM déterminée au préalable afin d'éviter les traumatismes musculaires chez les jeunes participants. Cette précaution est prise car les joueurs ne sont pas spécialisés dans la réalisation du mouvement et ce, même en réalisant l'exercice dans un contexte écologique (dans le gymnase dédié à la pratique du tennis de table).

On donne en exemple d'utilisation pour un cas fictif :

Monsieur X décide de déterminer sa 1-RM afin d'adapter ses charges et nombres de répétitions à la salle de manière efficace. Pour cela, monsieur X prend une masse lourde nous dirons 20 kg, qu'il estime suffisant pour lui permettre de ne pas pouvoir assurer 10 répétitions de son mouvement de biceps curl. Monsieur X, réalise alors 3 répétitions avant d'échouer sur la suivante. Monsieur X a alors effectué 3 répétitions ($R=3$) sur une charge de 20 kg ($W=20$), à l'aide des trois formules présentées ci-dessus monsieur X est capable d'établir sa 1RMP. Il obtient les trois charges 1RMP suivantes : 22 kg, 22.8 kg et 21.8 kg correspondant respectivement aux équations de Epley, Mayhew et Wathen. La moyenne des trois valeurs prédites lui donne une 1RMP de 22 kg. Monsieur X peut désormais adapter ses entraînements en connaissance de ses limites.

Il est à noter que le choix d'une tâche de contraction excentrique a été fait afin de limiter un stress métabolique plus important qu'un exercice de contraction concentrique. Le cas d'une tâche de contraction concentrique a tendance à induire plus de stress mécanique aux muscles pouvant être parfois destructeur, risque qui ne sera pas pris en compte au vu de notre population d'étude.

I.19.4.b. Fatigue mentale

La session « *fatigue mentale* » consiste à demander au participant de réaliser le test de performance continue et prolongée *AX-CPT* d'une durée de 90 minutes [118]. Afin de ne pas perturber le déroulé de l'étude, le participant a été placé dans une salle isolée de tout contact extérieur. L'*AX-CPT* est une des versions du test de performance continue dans laquelle on demande au participant, assis devant un écran d'ordinateur, d'appuyer « le plus vite possible sans faire d'erreur » sur la touche espace quand la lettre « X » (signal cible) est présentée à la suite de la lettre « A » (signal valide) et de ne pas répondre pour tous les autres stimuli. Chaque stimulus est présenté pendant 300ms au centre de l'écran. L'intervalle inter-stimuli est fixé à 1200ms. La séquence « A-X » a une fréquence d'apparition de 70% et les autres séquences de 30% (10% séquence « BX », au cours de laquelle un signal non valide (i.e. non- « A ») précède la signal cible (« X ») ; 10% séquence « AY », dans laquelle le signal valide est suivi d'un signal non-cible (non- « X ») ; 10% séquence « BY », dans laquelle le signal valide et signal cible sont incorrects). Ce test est reconnu pour induire une fatigue mentale [80]

I.19.4.c. Contrôle

La condition « *contrôle* » impose au participant de regarder un film pendant 90 minutes (même durée que la tâche d'induction de fatigue mentale), en étant confortablement assis. Le film retenu « *Home* » de *Y. Arthus-Bertrand* est un film cognitivement neutre en termes de fatigue. Cette condition contrôle est classiquement utilisée dans la littérature scientifique pour examiner les effets de la fatigue mentale sur la performance [80], [81], [119], [87]. Tout comme la situation de fatigue mentale, le participant a été placé dans une salle isolée afin d'éviter tout contact extérieur durant la durée du film.

I.19.5. Phase de post-tests :

Suite à ces conditions expérimentales de fatigue (contrôle, fatigue mentale ou fatigue neuromusculaire), une nouvelle évaluation de la CMV du biceps brachial effecteur sera réalisée, suivie des tests de performance en tennis de table identiques à ceux réalisés en pré-tests.

La durée totale des sessions expérimentales « Contrôle » et « fatigue mentale » est de 2h15, celle de la session « fatigue neuromusculaire » est de 45min approximativement.

I.20. Résultats

I.20.1. Analyse statistique

I.20.1.a. Marqueurs de fatigue

Afin d'observer l'effets des protocoles d'induction, nous avons conduit une analyse statistique en utilisant une ANOVA bidirectionnelle à deux facteurs (Condition et Temps), sur les marqueurs de fatigue qui seront les variables dépendantes (RPE, VAS, CMV). Les variables indépendantes sont la condition (FM/FP/C) et le temps (Pré/Post)

Les tests statistiques ont pour but de comparer les effets des protocoles de fatigue sur les marqueurs de fatigue. Si le test statistique est réussi et que la valeur $p < .05$, les tests sont alors suivis d'un test Post-Hoc de *Bonferroni*. Les analyses ont été réalisées avec le logiciel open-source *JASP* (<https://jasp-stats.org/>).

Résultats expérimentaux

Des différences significatives entre les groupes ont été observées sur le facteur temps. Les effets sont rapportés pour chaque variable en Figure 135, Figure 136 et Figure 137. Les marqueurs de fatigue impactés sont les suivants :

- VAS ($p < .01$, $\eta^2 = 0.232$),
- RPE ($p < .01$, $\eta^2 = 0.357$)
- CMV ($p < .01$, $\eta^2 = 0.251$).

Un grand effet de taille est visible sur les trois marqueurs de fatigue ($\eta^2 > 0.14$) signifiant que 23%, 35% et 25% de la variance sont expliquées par le facteur temps.

Les tests post hoc de *Bonferonni* montrent une différence entre groupe pré et post significatives pour la VAS ($p_{bonf} < .01$, Cohen's $d = 0.82$), le RPE ($p_{bonf} < .01$, Cohen's $d = 0.82$) et CMV ($p_{bonf} < .01$, Cohen's $d = 0.33$).

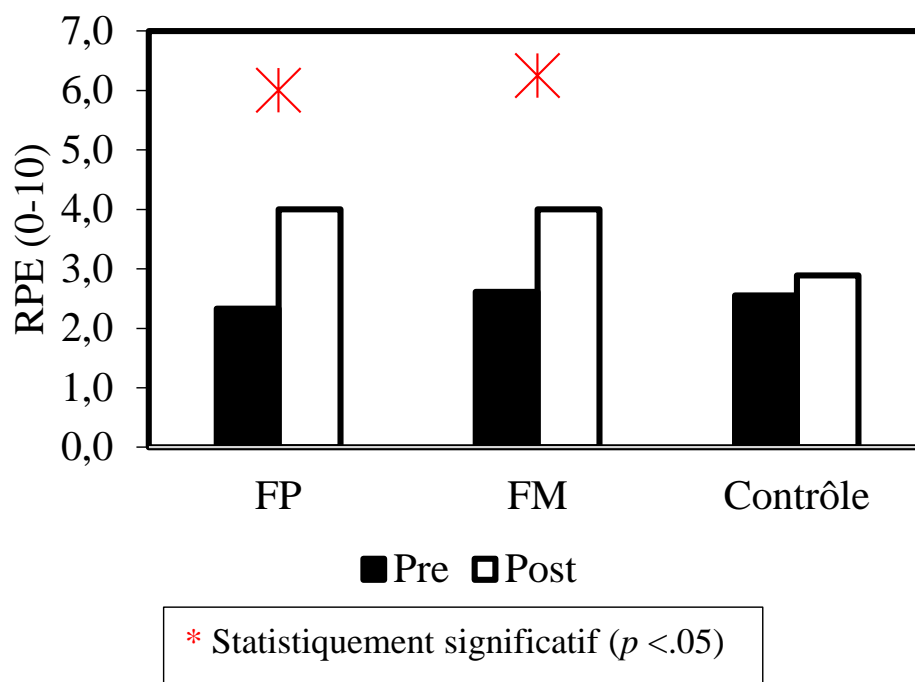


Figure 135-Evolution du RPE

En revanche, l'analyse statistique n'a montré aucune différence significative sur le facteur condition (FM, FP, C).

Enfin, l'analyse statistique des différences significatives entre les marqueurs de fatigue ont été observés dans le cas (Temps x condition). On peut observer les interactions suivantes :

- VAS ($p < .05$, $\eta^2 = 0.146$),
- RPE ($p < .05$, $\eta^2 = 0.092$)
- CMV ($p < .05$, $\eta^2 = 0.167$).

Des effets de taille large et modérés sont observables respectivement pour la VAS, CMV et le RPE ($\eta^2 > 0.14$ large effet et $\eta^2 > 0.06$ effet modéré). Les tests de *Bonferonni* montrent des différences importantes dans les cas de *fatigue physique pré et fatigue physique post* pour la variable CMV ($p_{bonf} < .01$, Cohen's $d = 0.697$), confirmant l'effet de l'induction de la fatigue physique par le protocole.

Une différence significative a été observée sur le RPE pour les conditions *Pré/post Fatigue mentale* ($p_{bonf} < .005$, Cohen's $d= 1.009$) et pour le *Pre/post Fatigue physique* ($p_{bonf} < .001$, Cohen's $d= 1.2$). La mesure de l'effet de taille par le d de Cohen montre un effet large puisque supérieur à 1. Cela signifie que l'effet de la condition est au moins une fois supérieur à l'écart type.

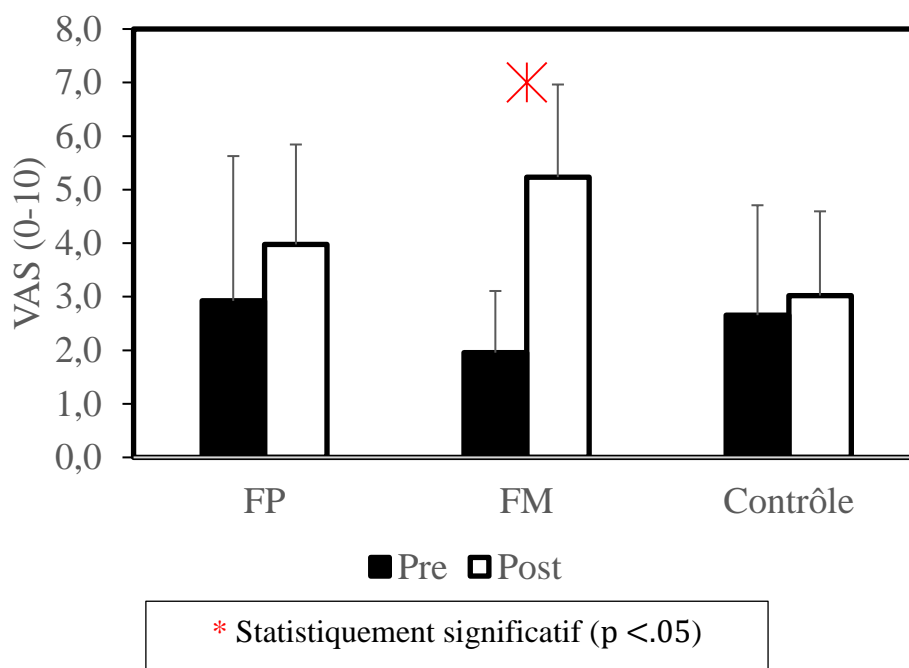


Figure 136-Evolution du sentiment subjectif de fatigue (VAS)

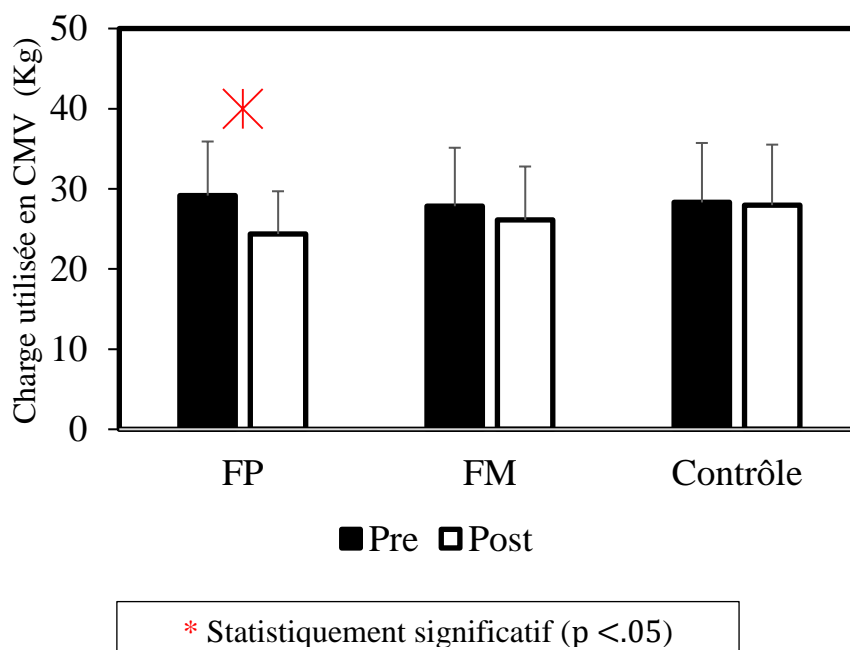


Figure 137-Evolution de la valeur de charge utilisée pour la CMV

Résultats expérimentaux

On retiendra que d'après les analyses statistiques des différents marqueurs de fatigue, des différences fondamentales entre les groupes permettent d'affirmer la réussite de l'induction de fatigue neuromusculaire et mentale.

Pour corroborer l'analyse, un test de *Friedman* a été réalisé sur les valeurs des sous échelles NASA-TLX avec le facteur condition afin de déterminer les effets significatifs observés par condition. Différentes interactions statistiquement significatives ont été observées entre conditions sur les différentes sous échelles dont les résultats sont visibles en Figure 138.

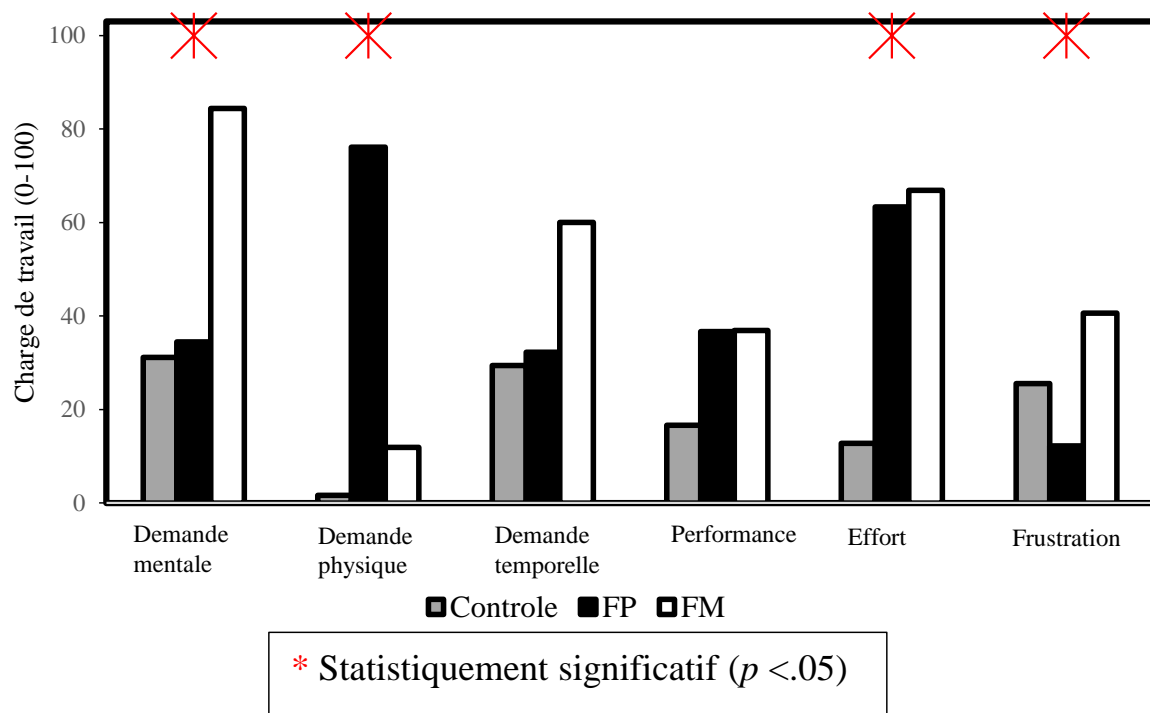


Figure 138-Charge de travail test NASA-TLX

On retiendra alors les principales interactions suivantes :

- Demande mentale : La sollicitation mentale a été perçue réelle pour les tests en conditions de fatigue mentale, montrant une réussite de l'induction. L'analyse statistique sur la sous échelle nous montre une différence significative entre les groupes ($p < .05$, Kendall's $W = 0.44$). Le test post-hoc de *Conover* montre des différences entre les groupes *Fatigue physique-Fatigue mentale* ($p < .01$) et *Contrôle-Fatigue mentale* ($p < .01$).
- Demande physique : La sollicitation physique a été perçue réelle pour les tests en conditions de fatigue physique, montrant une réussite de l'induction. L'analyse statistique sur la sous échelle nous montre une différence significative entre les groupes ($p < .01$, Kendall's $W = 0.75$). Le test post-hoc de *Conover* montre des différences entre les groupes *Contrôle-Fatigue physique* ($p < .01$) et *Fatigue mentale-Fatigue physique* ($p < .01$).
- Effort : La sensation a été perçue réelle pour les tests en conditions de fatigue physique et mentale, montrant une sollicitation dans les deux conditions. L'analyse statistique de la sous échelle nous montre une différence significative entre les groupes ($p < .01$, Kendall's $W = 0.8$). Les tests post-hoc de *Conover* montrent des différences entre les groupes *Contrôle-Fatigue physique* ($p < .01$) et *Contrôle-Fatigue mentale* ($p < .01$).

- **Frustration** : La sensation a été ressentie importante en condition de fatigue mentale. L'analyse statistique de la sous échelle nous montre une différence significative entre les groupes ($p < .01$, Kendall's $W = 0.84$). Le test post-hoc de *Conover* met en évidence des différences entre les groupes *Fatigue mentale-Fatigue physique* ($p < .01$).

Pour conclure, la présence de test statistiques concluants sur ces sous échelles permet de montrer l'efficacité de l'induction de la fatigue chez les pongistes. Cette analyse permet également de confirmer que les différents protocoles utilisés induisent l'état souhaité chez le joueur.

La partie suivante va observer si ces états de fatigue se traduisent sur les mesures directes.

1.20.1.b. Sensibilité statistique des indicateurs de performance

Tout comme pour les marqueurs de fatigue, une ANOVA bidirectionnelle a été utilisée pour déterminer la présence ou non de différences significatives avec plusieurs facteurs sur les valeurs mesurées. Les variables indépendantes restent les mêmes : le temps et la condition. Les variables dépendantes quant à elles correspondent aux indicateurs de performance définis en 1.18.1. On rappelle les différents indicateurs :

- A_r : Accélération Maximale raquette
- CV_{A_r} : Coefficient de variation Accélération Maximale raquette
- V_{balle} : Vitesse balle
- $CV_{V_{balle}}$: Coefficient de variation de la vitesse balle
- ω : Rotation de la balle
- CV_{ω} : Coefficient de variation de la rotation
- F : Pourcentage de balles réussies
- D_{moy} : Distance moyenne au point moyen de la série
- $CV_{D_{moy}}$: Coefficient de variation de la distance moyenne au point moyen de la série

Chaque test statistique a été également réalisé selon le type d'exercice joué (4 possibilités). Différentes interactions significatives ont été observées en fonction des différents facteurs (Temps, Condition & Temps * Condition) et sont présentées dans la Table 13.

Facteur	Exercice	Variable	Effet de taille (η^2)	Post-hoc <i>Bonferonni</i>	Interaction	d de Cohen
Temps	Ex1	A_r	$\eta^2 = 0.279$	$p < .05$	<i>Pré-Post</i>	d= 0.28
	Ex2	F	$\eta^2 = 0.089$	$p < .05$	<i>Pré-Post</i>	d= 0.324
	Ex4	F	$\eta^2 = 0.03$	$p < .05$	<i>Pré-Post</i>	d= 0.216
	Ex4	A_r	$\eta^2 = 0.11$	$p < .05$	<i>Pré-Post</i>	d= 0.42
Condition	Ex1	$CV_{D_{moy}}$	$\eta^2 = 0.104$	$p < .05$	<i>C-FP</i>	d= 0.68
	Ex4	CV_{A_r}	$\eta^2 = 0.112$	$p < .05$	<i>C-FP</i>	d= 0.423
Temps * Condition	Ex1	$CV_{D_{moy}}$	$\eta^2 = 0.104$	$p > .05$		

Table 13-Analyse statistique des indicateurs de performance

Sur l'ensemble des neuf variables observées (mesures et variations), très peu montrent des tests statistiques concluants en observant les résultats. Seulement quatre d'entre elles se montrent sensibles et cinq d'entre elles ne sont pas impactées.

D'après l'analyse statistique effectuée sur l'ensemble des mesures et variations associées, aucune récurrence ne nous indique une prédisposition naturelle des variables dépendantes à une sensibilité particulière à la fatigue. Il est cependant intéressant de noter que les coefficients de variations semblent plus sensibles que la mesure en elle-même de manière générale.

Ce résultat permet de mettre en évidence que les variations des indicateurs semblent aussi importantes voire plus importantes que les mesures directes. En effet, sur les sept interactions statistiques montrées en Table 13, trois d'entre elles sont sur les coefficients de variations. De même certaines variables semblent se répéter dans les analyses statistiques, notamment le $CV_{D_{moy}}$ (indicateur de précision), le pourcentage de balles réussies F (indicateur de fautes) et l'accélération de la raquette A_r (indicateur de la gestuelle).

Malgré les quelques différences entre groupe observées il est complexe d'affirmer que l'ensemble de ces variables soient fortement liées aux facteurs évalués ici, notamment à cause du faible échantillon statistique dont dispose notre étude. Des études plus complètes avec plus de participants spécialisés pourraient être bénéfiques et montrer des résultats statistiquement significatifs répétés sur plus d'un exercice.

En conclusion de cette sous partie, on peut retenir :

- Une induction de fatigue réussie et validée statistiquement
- Une analyse statistique des indicateurs de performance mitigée

Bien que l'analyse statistique conduite sur les indicateurs de fatigue n'a pas montré un grand nombre d'interactions significatives, l'analyse directe des mesures peut cependant être réalisée.

I.20.2. Analyse de la performance brute en variation

Pour un joueur J donné, on définit la variation avant/après la condition de fatigue d'un indicateur tel que donné par l'équation (III-20).

$$\Delta\bar{\epsilon}_{F,E,J} = \frac{\bar{\epsilon}_{F,Post,E,J} - \bar{\epsilon}_{F,Pre,E,J}}{\bar{\epsilon}_{F,Pre,E,J}} \quad (\text{III-20})$$

On peut alors définir une variation moyenne pour l'ensemble des joueurs égale à la moyenne des variations de chacun des joueurs. Soit (III-21).

$$\overline{\Delta\bar{\epsilon}_{F,E}} = \frac{1}{N_j} \sum_{j=1}^{N_j} \bar{\epsilon}_{F,E,J} \quad (\text{III-21})$$

Pour simplifier l'écriture dans la présentation des résultats, on donne l'équation (III-22).

$$\overline{\Delta\bar{\epsilon}_{F,E}} = \Delta\epsilon \quad (\text{III-22})$$

La variable $\overline{\Delta\bar{\epsilon}_{F,E}}$ exprime le sens de variation et l'amplitude des indicateurs de performance du point de vue du groupe. Une variation positive indique que la valeur moyenne de l'indicateur a augmenté en temporalité post-induction. A l'inverse, une variation négative indique que la valeur moyenne de l'indicateur a diminué en temporalité post-induction. Selon les indicateurs une dégradation n'est pas forcément perçue comme ayant un impact négatif sur la performance moyenne.

L'étude statistique a montré que le faible échantillonnage de joueurs nous contraint à rester prudents quant à l'analyse des résultats observés. Dans ce contexte, nous nous intéresserons uniquement aux variations significatives, supérieures à $\pm 5\%$. Cette précaution prise, commençons par l'analyse de la situation de contrôle représentée en Figure 139.

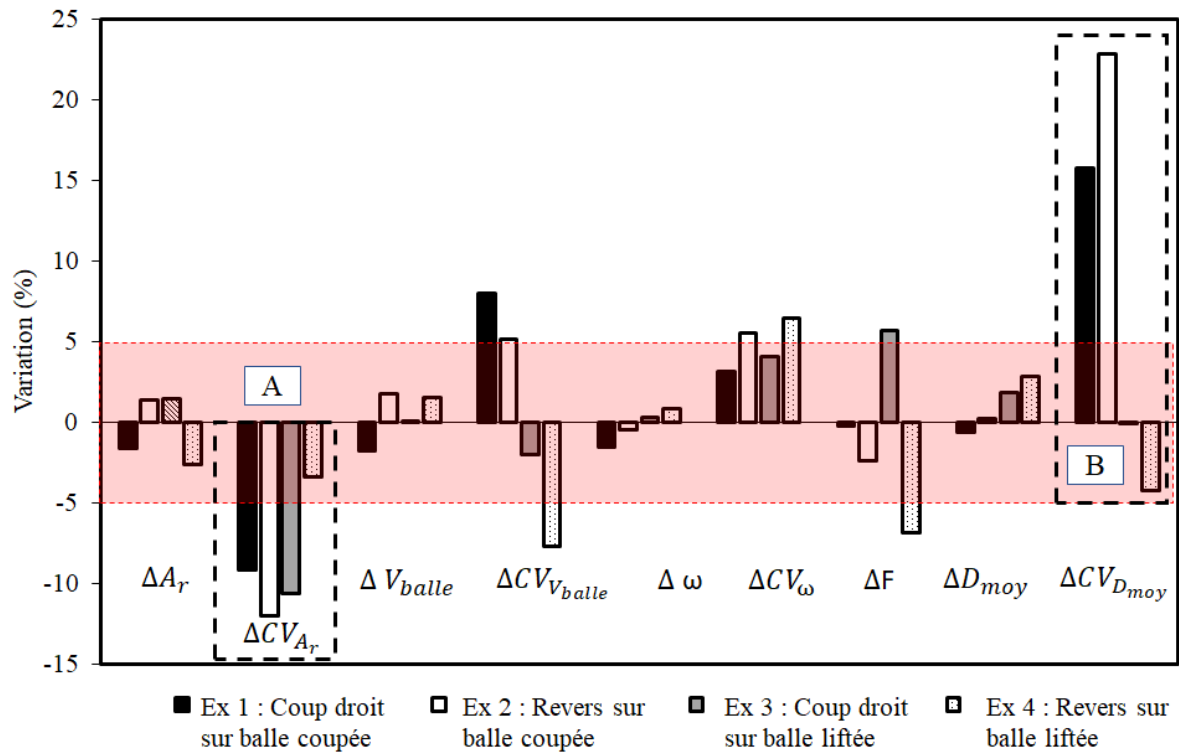


Figure 139-Analyse en variation de la situation de contrôle

La situation de contrôle met en évidence une augmentation notable de l'ordre de 15% à 25% pour les exercices sur balles coupées de $\Delta CV_{D_{moy}}$ en Figure 139.B, ce qui se traduit par une plus grande dispersion dans la précision (impact négatif sur la performance). On observe également une diminution du coefficient de variation de l'accélération ΔCV_{A_r} (Figure 139.A), ce qui signifie que la gestuelle du groupe est plus stable (impact positif sur la performance) de l'ordre de 10% sur l'ensemble des exercices. L'interprétation de ces résultats peut montrer une augmentation du relâchement dans la gestuelle du joueur (moins d'engagement et d'accélération dans le cas des coups droits), ainsi qu'une baisse de la concentration en général (dispersion de la précision). On notera une stabilité, une non perturbation des autres indicateurs.

Les résultats attendus du groupe de la situation de contrôle auraient dû montrer une non variation des paramètres étudiés. La présence de variations importantes telles que celles du $\Delta CV_{D_{moy}}$ indiquent que l'origine de la variation peut être naturelle. Il est également possible que la phase d'échauffement musculaire et physique post-induction n'ait pas été réalisée correctement par le joueur contrairement aux phases pré-tests.

Sur la Figure 140, on montre les résultats obtenus dans la condition de fatigue mentale.

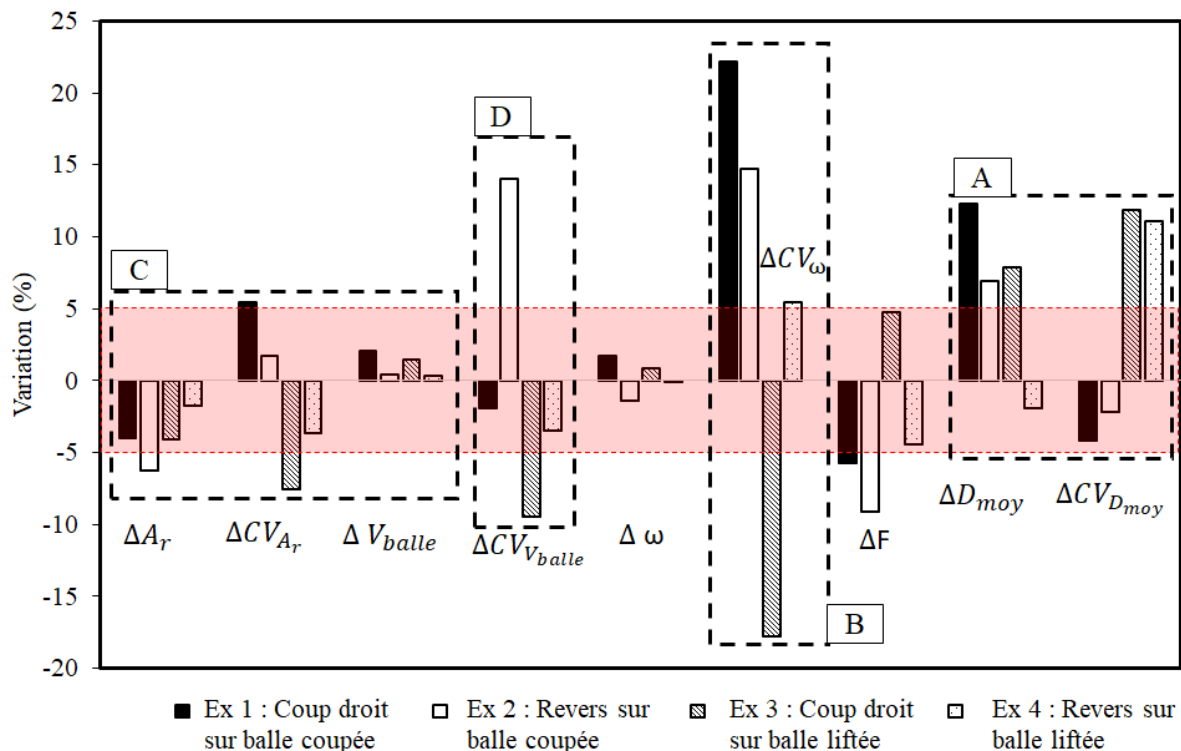


Figure 140-Analyse en variation de la situation de fatigue mentale

Tout d'abord on notera une augmentation marquée sur les indicateurs de précision : ΔD_{moy} et $\Delta CV_{D_{moy}}$ (Figure 140.A) de l'ordre de 10% sur la majorité des exercices traduisant ainsi un effet négatif sur la performance. Une augmentation est également constatée sur ΔCV_{ω} (Figure 140.B) de l'ordre de 10 à 20% (effet négatif sur la performance) avec un cas inversé sur l'exercice 3 (Coup droit sur balle liftée). L'accélération ΔA_r est également impactée de manière négative (Figure 140.C) et sur sa dispersion dans un ordre de grandeur de 5% environ sur l'ensemble des exercices traduisant une gestuelle moins engagée en condition de fatigue mentale.

Il est à noter que la dispersion sur la variation associée ΔCV_{A_r} se dégrade pour les balles coupées (exercices 1 et 2) et s'améliore pour les balles liftées (exercices 3 et 4). Contrairement à ce qui était attendu ; la vitesse n'est pas impactée directement mais ce n'est pas le cas pour sa dispersion $\Delta CV_{V_{balle}}$ (Figure 140.D). Des effets contraires étant perçus, il semble compliqué de conclure sur cet indicateur. Cependant il est intéressant de noter que l'exercice 2 (Revers balle coupée), correspond à un exercice moins bien maîtrisé que les autres pour la majorité des joueurs en condition de fatigue mentale.

Pour résumer sur la fatigue mentale :

- Sensibilité importante des indicateurs
- Les effets sont particulièrement visibles sur les dispersions (variations et écart-types) : précision et vitesses (linéaire et rotation)
- La précision des joueurs est affectée
- Les vitesses linéaires et de rotation ne sont pas affectées par cette condition de fatigue
- Certains exercices semblent plus difficiles à maîtriser pour la population de joueurs sollicités. En particulier ceux sur balles coupées et plus nettement le revers (Exercice 2). Cela produit alors une augmentation du nombre de fautes, une dispersion importante des vitesses ainsi qu'une diminution de l'accélération de la raquette.

Enfin l'analyse en variation de la fatigue physique (Figure 141) permet l'observation de notre dernière condition de test.

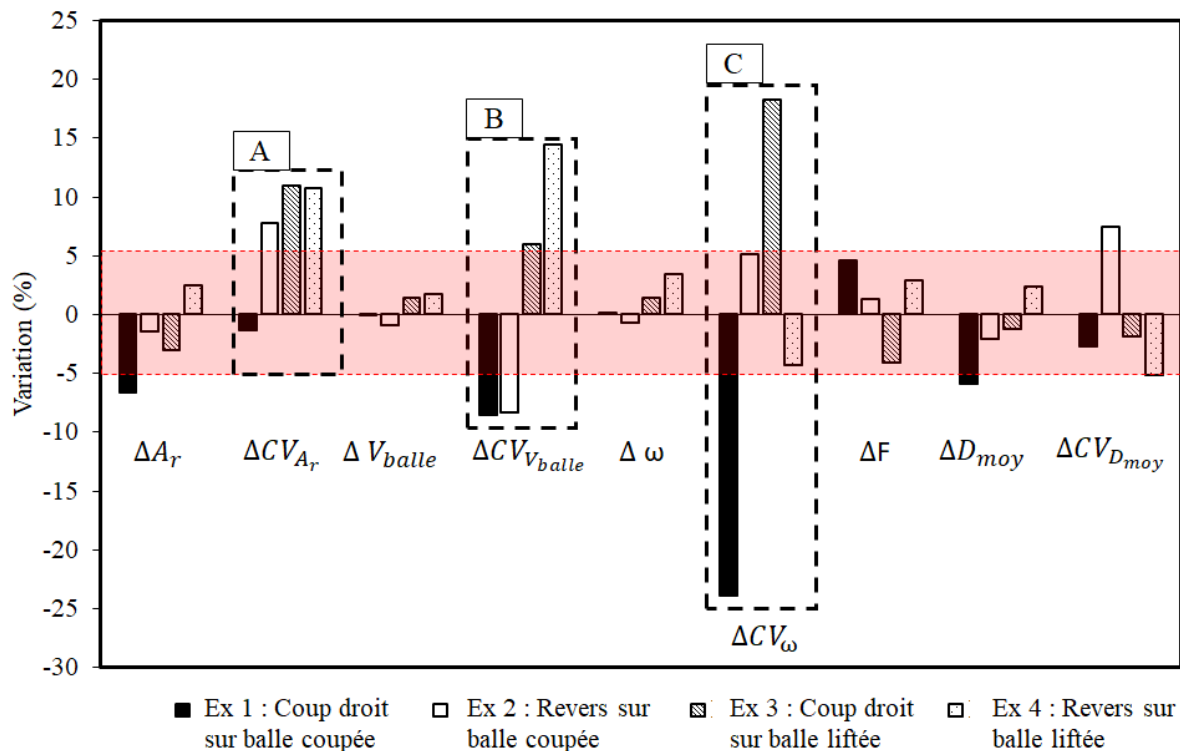


Figure 141-Analyse en variation de la situation de fatigue physique

Cette analyse met en évidence des sensibilités sur la variation des paramètres cinétiques de la balle $\Delta CV_{V_{balle}}$ et ΔCV_{ω} ainsi que ΔCV_{A_r} allant de 10-15% (Figure 141.B. C. A). On notera que la variable $\Delta CV_{V_{balle}}$ (Figure 141.B) se montre sensible selon le type de balle jouée (impact positif pour les balles coupées et négatif pour les balles liftées).

Mais il est intéressant de noter que la fatigue physique générée chez les joueurs n'impacte pas les vitesses ni les précisions, seules les dispersions sur les vitesses sont impactées.

I.20.3. Conclusion sur l'analyse en variation

L'analyse en variation a montré différentes réactions de la population d'étude aux conditions de fatigue, ces interactions peuvent être résumées dans la Table 14, dans lesquelles sont mentionnées la grandeur de la variation :

- « 0 » → Pas d'impact : $< \pm 5\%$ de variation
- « +/- » → Faible impact : ± 5 à 10% de variation
- « ++/-- » → Fort impact: $> \pm 10\%$ de variation

Résultats expérimentaux

<i>Mesure</i>	<i>Contrôle</i>	<i>Fatigue neuromusculaire</i>	<i>Fatigue mentale</i>
A_r	-	-	-
V_{balle}	0	0	0
ω	0	0	0
F	+/-	0	-
D_{moy}	0	-	+
CV_{A_r}	-	+	-/+
$CV_{V_{balle}}$	+/-	++/--	++/--
CV_{ω}	0	++/--	++/--
$CV_{D_{moy}}$	+	+/-	++

Table 14-Récapitulatif des effets de la fatigue observés sur les mesures et les variations

Le choix de ramener l'ensemble des frappes des joueurs à une valeur moyenne permet d'apporter de la fiabilité à la mesure et de définir un niveau de performance moyen par joueur pour une gestuelle donnée. Ainsi, les potentielles balles avec énormément de variations sont lissées dans le profil du joueur. Pour le passage à la performance moyenne du groupe, il est honnête d'admettre que l'échantillon de joueurs d'une taille de 9 participants est un échantillon trop faible d'autant plus qu'à l'intérieur du groupe, bien que très spécialisé, des différences de niveau existent et se traduisent sur des effets inverses en pré/post fatigue.

L'analyse statistique de ces indicateurs de performance n'a pas permis de valider les effets principaux de la fatigue sur une ou plusieurs variables de manière significative. Cependant l'analyse sur la population moyenne elle reste vraie. Le choix d'observer plusieurs exercices indépendants a néanmoins permis d'identifier des comportements parfois différents selon le type d'exercice joué, montrant que cette étude fait sens dans l'optique de comprendre la fatigue dans la performance au tennis de table. Plusieurs contextes de jeux pourraient être testés afin de détecter des situations plus propices à l'apparition de symptômes de fatigue sur la performance.

Malgré les résultats peu flagrants de cette analyse ANOVA bidirectionnelle, certaines variables ont montré une sensibilité plus importante à la fatigue, notamment les coefficients de variation et de précision. Même statistiquement discutables, cette étude permet d'ouvrir la voie à de futures recherches sur certains indicateurs de performance plus en détails. L'analyse en variation a permis l'identification de ces mêmes indicateurs de manière explicative et directe.

I.21. Conclusion

La première partie de ce chapitre a été dédiée à l'analyse directe des données de mesures. Une introduction au concept de « signature technique » a été réalisée à partir des mesures de la raquette instrumentée.

Une seconde partie, a été consacrée à l'analyse des grandes familles d'indicateurs de performance. Nous avons parcouru, les indicateurs de cinétiques de balle ainsi que ceux de la précision, permettant une première vue d'ensemble du panel de joueurs volontaires pour les tests en fatigue.

Une troisième partie présentant les relations entre les différentes mesures et indicateurs de performance nous a montré une relation singulière entre la vitesse linéaire et la vitesse de rotation de balle. La présence d'une telle relation, bien que connue dans la littérature a été observée sur différentes frappes réalisées en conditions de matchs.

Enfin, concernant l'analyse de la fatigue, l'observation des résultats des marqueurs de fatigue a montré que l'induction de la fatigue a été réussie. L'augmentation du RPE et du sentiment subjectif de fatigue nous le prouvent. Dans le cas de la fatigue neuromusculaire situé au niveau du biceps a été confirmée via l'impact significatif observé sur la variable CMV.

L'analyse des indicateurs de performance quant à elle, n'a pas montré de résultats aussi flagrants. D'après l'analyse des indicateurs sur les quatre exercices proposés, peu de redondance a été observée. L'analyse directe de ces indicateurs a cependant permis de confirmer la sensibilité de certains paramètres à la fatigue (précision, accélération, CV...). Le faible échantillon de participants ne permet pas de conclure franchement sur l'ensemble des interactions observées ici. Cependant un certain nombre de tendances se dégagent des résultats.

Des précautions sont cependant à prendre sur les temps d'échauffement physiques (phase d'échauffement physique du protocole) et devraient être ajoutés afin de cibler la préparation musculaire de l'exercice, dans notre cas elle a été laissée libre pour le joueur. En définissant des instructions plus précises durant ce laps de temps, l'analyse et l'interprétation des résultats seraient peut-être facilitées.

L'analyse en variation a également montré que malgré la présence d'un compromis vitesse-précision existant au tennis de table [119], il n'a pas été nécessairement observé ici. Cela peut être dû à la différence entre les populations d'études. Cette étude a également pris le parti de ne prendre une population que masculine et adolescente (pic de croissance pas encore atteint chez certains participants). Bien que la fatigue mesurée sur les indicateurs de performance semble être homogène, des études futures devraient inclure un panel plus large de joueurs (spécialisés, non-spécialistes, H/F, âge ...) afin de déterminer si ces éléments ont ou non un impact sur la performance sportive au tennis de table.

D'un point de vue plus pratique, les implications de la fatigue observées dans cette étude sont les suivantes :

- La fatigue mentale influe de manière importante essentiellement sur les variations de la mesure de l'indicateur de précision ainsi que sa valeur directe. La fatigue mentale a des légers effets sur les variations des autres mesures. Elle perturbe la robustesse du joueur (perte de régularité).
- La fatigue physique agit principalement sur les composantes cinétiques et leurs variations. Pas d'effets particuliers repéré sur les vitesses et vitesses de rotation constaté. La fatigue physique n'affecte que très peu la robustesse du joueur.

IV. Reconnaissance de la gestuelle et de l'état de fatigue : application de l'apprentissage supervisé

Introduction	159
I.22. Introduction aux concepts de machine learning : classification binaire et multi-classes	159
I.22.1. Introduction.....	159
I.22.2. Problème de classification binaire	161
I.22.3. Introduction aux métriques	161
I.22.4. Extension aux problèmes de classification multi-classes	164
I.23. Préparation des données.....	165
I.23.1. Jeu de données	165
I.23.2. Labélisation.....	165
I.23.3. Cross-validation.....	166
I.23.4. Optimisation des hyperparamètres.....	166
I.23.5. Présentation des modèles et hyperparamètres	167
I.24. Reconnaissance du geste.....	169
I.24.1. Objectifs.....	169
I.24.2. Résultats de la prédiction de la gestuelle et de l'effet entrant : données raquette.....	170
I.24.3. Résultats de la prédiction de la gestuelle : jeu de données entier	173
I.25. Reconnaissance de l'état de fatigue	176
I.25.1. Objectifs.....	176
I.25.2. Problème de classification binaire	176
I.25.2.a. Introduction	176
I.25.2.b. Résultats	177
I.25.2.c. Interprétations de la classification binaire de l'état de fatigue	177
I.25.3. Problème de classification multi-classes de l'état du joueur	180
I.25.3.a. Introduction	180
I.25.3.b. Résultats	180
I.25.3.c. Interprétations de la classification de l'état de fatigue multi-classes	181
I.25.3.d. Validation de la détection de fatigue par la raquette seule	183
I.26. Réflexion sur les modèles et les données d'entraînement.....	185
I.27. Conclusion	186
Perspectives	190

Avec y la variable dépendante, x la variable indépendante et les coefficients β_0 et β_1 respectivement l'ordonnée à l'origine (interception) et le coefficient de la variable indépendante, à des modèles plus complexes polynomiaux par exemple.

Les tâches de classification quant à elles vont s'apparenter à des problèmes de décision où le modèle devra prédire la probabilité qu'une variable indépendante x soit associée à une classe de sortie y . Cette classe de sortie sera préalablement définie dans le cas de l'apprentissage supervisé, ou non dans le cas de l'apprentissage non-supervisé.

Le cycle de développement d'un projet utilisant de tels algorithmes peut se définir de comme montré sur la Figure 143.

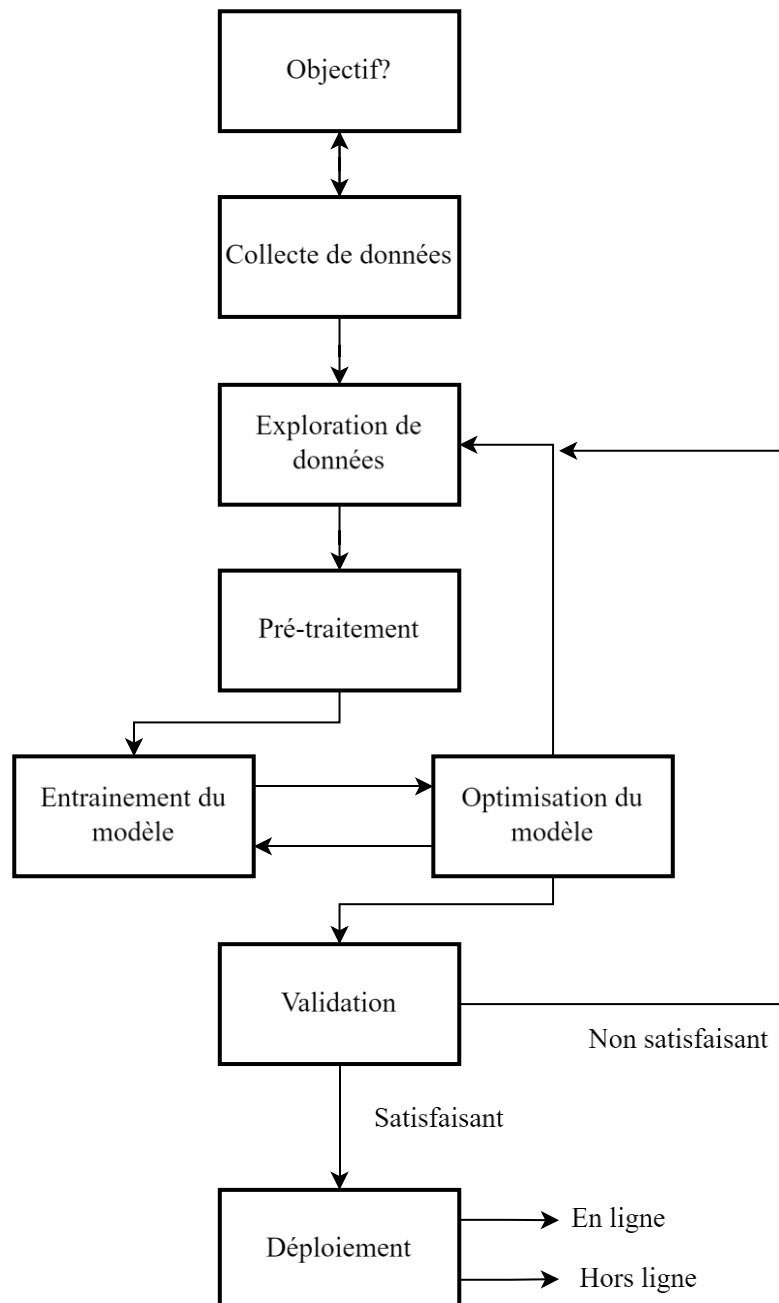


Figure 143-Cycle de vie des algorithmes de Machine Learning

Le déploiement d'un algorithme d'apprentissage supervisé peut se faire de deux façons en ligne et hors ligne. L'utilisation de modèle en ligne est réalisée lorsque les données d'entrées sont un flux constant (discrétisé) de valeurs numériques, l'utilisation hors ligne quant à elle permet d'appliquer les modèles à

partir de fichiers de mesure a posteriori. Dans le cas de notre étude les modèles ont été conçus pour des tâches de classification hors-ligne. En terme de littérature, nous ne nous attarderons pas dessus au vu du très large panel de publications et d'ouvrages existants, nous pouvons néanmoins évoquer un des premiers ouvrages complets du domaine sur lequel se basera les introductions suivantes, l'ouvrage de Bishop [120].

I.22.2. Problème de classification binaire

Les concepts introduits dans cette partie serviront de base pour la compréhension et l'appréciation des problèmes de classifications, et plus précisément les problèmes de classifications multiples. De nos jours, il est de plus en plus commun d'avoir recours à des algorithmes et modèles de classifications automatiques, cette partie est une introduction à l'utilisation et la compréhension des différents outils nécessaires à l'évaluation de tels modèles.

Un problème de classification binaire est défini par le besoin de prédire un attribut qualitatif pour un problème donné dans le cas où l'attribut ne peut avoir que deux états. L'attribut qualitatif sera appelé *classe* (E.g. dans notre étude, les classes observées seront l'état du joueur, ou encore le type de gestuelle réalisé).

A partir d'un jeu de données x , un modèle de classification va prédire la probabilité que des données x puissent prédire un état y . Dès alors, il va être possible de définir des cas typiques de classification. Ces cas sont présentés dans un outil nommé *Matrice de confusion* qui permet de confronter la prédiction d'un modèle avec la classe réelle associée. La Table 15 décrit une matrice de confusion dans le cas d'une classification binaire où les 2 classes possibles seront $\{0 ; 1\}$:

CLASSE REELLE	CLASSE PREDITE	
	1	0*
1	Vrai positif (Vp)	Faux négatif (Fn)
0	Faux positif (Fp)	Vrai négatif (Vn)

Table 15-Exemple de matrice de confusion dans un cas de classification binaire

Pour un problème de classification binaire, il y aura alors $2^2=4$ solutions possibles, elles seront toutes identifiées et définies telles qu'une prédiction peut être :

- *Un vrai positif*, la classe prédite et la classe réelle sont identiques et positives.
- *Un vrai négatif*, la classe prédite et la classe réelle sont identiques et négatives.
- *Un faux positif*, la classe prédite et la classe réelle sont différentes, le modèle prédit une classe positive, alors que la classe réelle est négative.
- *Un faux négatif*, la classe prédite et la classe réelle sont différentes, le modèle prédit une classe négative, alors que la classe réelle est positive.

I.22.3. Introduction aux métriques

A partir de cette matrice de confusion, il est possible de déterminer un certain nombre de métriques afin de caractériser la performance de notre classifieur. Il est d'abord possible de déterminer une métrique globale qui caractérise le modèle, *l'exactitude*.

L'exactitude est la métrique la plus abordable lors de la comparaison entre modèles et analyse de performance de ces derniers. L'exactitude est définie comme étant la probabilité d'être bien classé par le modèle. Plus l'exactitude est élevée plus le modèle est performant.

L'exactitude est définie par l'équation (IV-2).

$$Ex = \frac{Vp + Vn}{Vp + Vn + Fp + Fn} \quad (IV-2)$$

Cependant cette métrique reste parfois un peu trop générique et non sensible aux déséquilibres entre les classes (*class imbalance problem*) lorsque les jeux de données ne sont pas équitablement répartis. Il est possible et recommandé d'utiliser des métriques complémentaires qui ne seront pas globales aux modèles, mais plutôt ciblées sur les différentes classes. Toutes les métriques suivantes sont exprimées en pourcentage :

- *Précision*, il s'agit de la probabilité d'être bien classé si on est classifié positif par le modèle. Dans ce manuscrit elle sera notée *Pr* (IV-3).

$$Pr = \frac{Vp}{Vp + Fp} \quad (IV-3)$$

- *Sensibilité ou Rappel (Recall en anglais)*, elle définit la probabilité d'être bien classé si on est positif. On peut l'assimiler au taux de vrais positifs (*TPR : True Positive Rate*) et est définie par l'équation (IV-4).

$$TPR = \frac{Vp}{Vp + Fn} \quad (IV-4)$$

- *Spécificité*, elle correspond à la probabilité d'être bien classé si on est négatif. Elle peut être donc définie comme le taux de vrais négatifs (*TNR : True Negative Rate*). La métrique décrit la capacité du modèle à ne pas prédire une classe positive à la place d'une négative. Dans ce manuscrit elle sera notée *Sp*.

$$Sp = \frac{Vn}{Vn + Fp} \quad (IV-5)$$

On peut définir le taux de faux positifs (*FPR : False Positive Rate*) via la spécificité comme dans l'équation (IV-6).

$$FPR = 1 - Sp \quad (IV-6)$$

- *Score F1*, donné en équation (IV-7) correspond à la moyenne harmonique de la précision et de la sensibilité. Il est utilisé dans le cas où le nombre d'échantillons par classe est déséquilibré et permet d'assurer un équilibre précision/sensibilité.

$$F1 = 2 * \frac{Pr * TPR}{Pr + TPR} \quad (IV-7)$$

Ces différentes métriques sont donc utilisées pour définir la performance d'un modèle sous différents aspects. Il est également possible d'utiliser des représentations graphiques de ces outils afin d'évaluer la performance des modèles. On peut alors utiliser la courbe ROC (de l'anglais *Receiver Operating Characteristic*). Cette dernière permet la représentation graphique d'un modèle pour tous les seuils possibles. La courbe ROC est tracée en utilisant le TPR et le FPR d'un modèle.

Un modèle de classification parfait pour un seuil de classification fixé est donné par un taux de Vp égal à 1 et un taux de F_n égal à 0. L'aire sous la courbe (*Area Under the Curve* : AUC en anglais) sera utilisée pour qualifier la performance du modèle. Un exemple explicite de courbes ROC est montré en Figure 144, on peut y voir différents classifieurs avec des AUC différents.

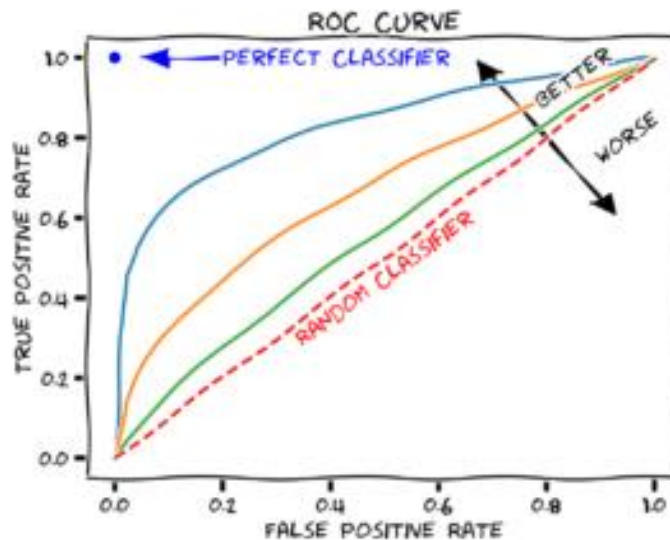


Figure 144-Présentation d'une courbe ROC, montrant l'évolution du taux de vrais positifs en fonction du taux de faux positifs

Un classifieur avec une AUC de 0.5 sera qualifié d'aléatoire (aussi performant que le hasard car la probabilité de prédire une classe est de 50%), une AUC de 1 correspond à un classifieur parfait. Une $AUC \leq 0.5$ montrera que le modèle est moins performant que le hasard et sera donc très discutable.

Cependant la courbe ROC peut induire une mauvaise idée de la performance d'un modèle car elle ne prend pas en compte le déséquilibre potentiel des classes. En complément à cette représentation graphique, il est couramment utilisé une courbe représentant le compromis *Précision-Rappel* pour pallier à ce manque. Cette représentation met en évidence la relation entre les métriques pour différents seuils de décision, le meilleur compromis pour un modèle est d'avoir une précision égale à 1 lorsque le rappel est également égal à 1 (maximisation des deux métriques). Un exemple est donné en Figure 145.

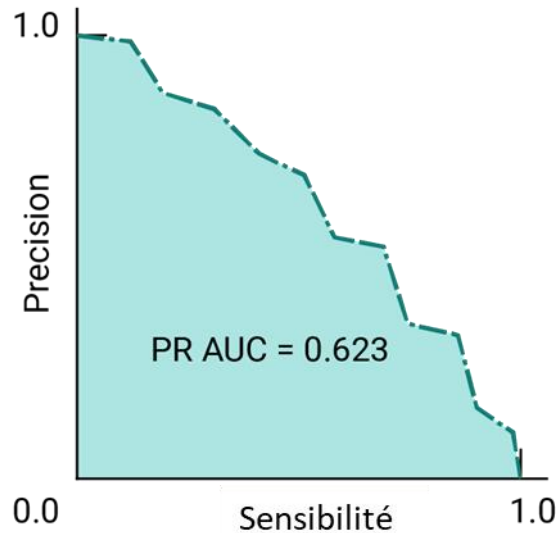


Figure 145-Courbe Precision/sensibilité (Precision/recall en anglais) tirée des cours de Google Developers

Comme pour la courbe ROC, l'AUC sera utilisé pour caractériser la performance d'un modèle à prédire la classe attendue sans biais lié à la répartition des données dans le jeu de données d'entrée. Un modèle parfait aura un $AUC = 1$ signifiant que le modèle est précis, mais également sensible dans sa prédiction.

I.22.4. Extension aux problèmes de classification multi-classes

Le problème de classification binaire peut être étendu sur des cas plus complexes présentant non plus deux choix de classes, mais N choix avec $N > 2$. On parlera alors de problème de classification multi-classes. Par nature, les modèles de classification binaire sont également utilisables sur des problèmes de classification multi-classes.

Une stratégie de gestion sera alors à définir afin de traiter les problèmes multi-classes de la même façon qu'un problème de classification binaire. Il est possible d'utiliser une stratégie « un contre le reste » aussi appelée « *One Versus the Rest* » (*OVR*) en anglais, qui consiste à prendre une classe et l'opposer à l'ensemble des autres classes. Il est également possible d'utiliser une stratégie « Un contre un » appelée « *One Versus One* » (*OVO*) dans la littérature anglophone, qui permet comme son nom l'indique de comparer les classes une à une.

Ces deux méthodes permettent d'obtenir les performances des modèles tel que présenté dans les cas d'une classification binaire. On pourra noter que deux nouveaux indicateurs de performance du modèle sont utilisables :

- La micro-précision, définie comme la moyenne des précisions propres à chaque classe, ainsi chaque classe impacte également la micro-précision, elle est donnée par l'équation (IV-8).

$$\mu Pr = \frac{Vp_1 + Vp_2 + \dots + Vp_n}{Vp_1 + Fp_1 + Vp_2 + Fp_2 + \dots + Vp_n + Fp_n} \quad (IV-8)$$

- La macro précision, définie comme la précision moyenne de chaque classe (IV-9), cette métrique permet de prendre en compte les déséquilibres présents dans les jeux de données.

$$MPr = \frac{Précision_1 + Précision_2 + \dots + Précision_n}{n} \quad (IV-9)$$

I.23. Préparation des données

I.23.1. Jeu de données

Le jeu de données qui sera utilisé pour les tâches d'apprentissage supervisé vient directement des mesures réalisées lors des campagnes expérimentales. On retrouvera les mesures venant de l'instrumentation de la raquette, les paramètres cinématiques de la balle et les indicateurs de précision. Un résumé des paramètres et de leur représentation est donné en Table 16.

Paramètres		Format	Représentation
Raquette			
	Profil d'accélération (g)	Vecteur	[0, ..., N]
	Accélération maximale (g)	Float	Ex :8,7
	Profil de pression manche 1 (V)	Vecteur	[0, ..., N]
	Profil de pression manche 2 (V)	Vecteur	[0, ..., N]
	Profil de pression pince 1 (V)	Vecteur	[0, ..., N]
	Profil de pression pince 2 (V)	Vecteur	[0, ..., N]
Cinétique de balle			
	Vitesse de balle (m.s ⁻¹)	Float	Ex :10,2
	Rotation de la balle (Rps)	Entier	Ex :95
Précision			
	Distance à la cible (m)	Float	Ex :0,25

Table 16-Jeu de données utilisées pour l'apprentissage supervisé

Les profils d'accélération et de pressions utilisées en tant que données d'entrées, correspondent aux signatures techniques d'un joueur pour une balle donnée.

I.23.2. Labélisation

Le nombre de données totales est de **6630 données annotées et corrélées**. Les données avec valeur aberrantes et fautes ont été retirées (~1900), ainsi le jeu de données final utilisé contient **4724 points**. Les données retirées correspondent soit à des balles fautes (impact hors de la table, non passage du filet, loupé joueur) ; soit à des balles contenant des signaux rendant illisibles certains paramètres de balles (rotation, impact de balle). La répartition des différentes classes est donnée dans les Table 17 et Table 18.

Type de coup	Nombre
Coup droit sur balle coupée	1253
Revers sur balle coupée	1180
Coup droit sur balle liftée	1198
Revers sur balle liftée	1093

Table 17-Répartition des classes pour le type d'exercice joué

Etat	Nombre
Contrôle	775
Fatigue mentale	890
Fatigue physique	694

Table 18-Répartition des classes pour l'état du joueur

On notera une répartition presque équilibrée pour chacune des classes. Afin d'éviter un biais d'interprétation de nos données, nous avons choisi de retirer les données labélisées pré-induction. Ce choix s'explique par le fait que l'état du joueur n'est pas défini en pré-induction, contrairement à la post-induction où l'état du joueur est connu et déterminé par la nature du protocole. De fait, nous retirons un biais de classification possible pour l'état des joueurs et privilégions une qualité de données à la quantité.

I.23.3. Cross-validation

Une cross validation des différents modèles a été réalisée en utilisant la technique du *K-fold*. Cette technique de validation consiste à évaluer un modèle en sous divisant l'ensemble du jeu de données en lots distincts de test et d'apprentissage puis de les faire varier à chaque *fold*. Le nombre de fold représente le nombre de lots, ici $K = 5$ (courant dans la littérature). La Figure 146 ci-dessous nous donne une explication graphique de la méthode⁴

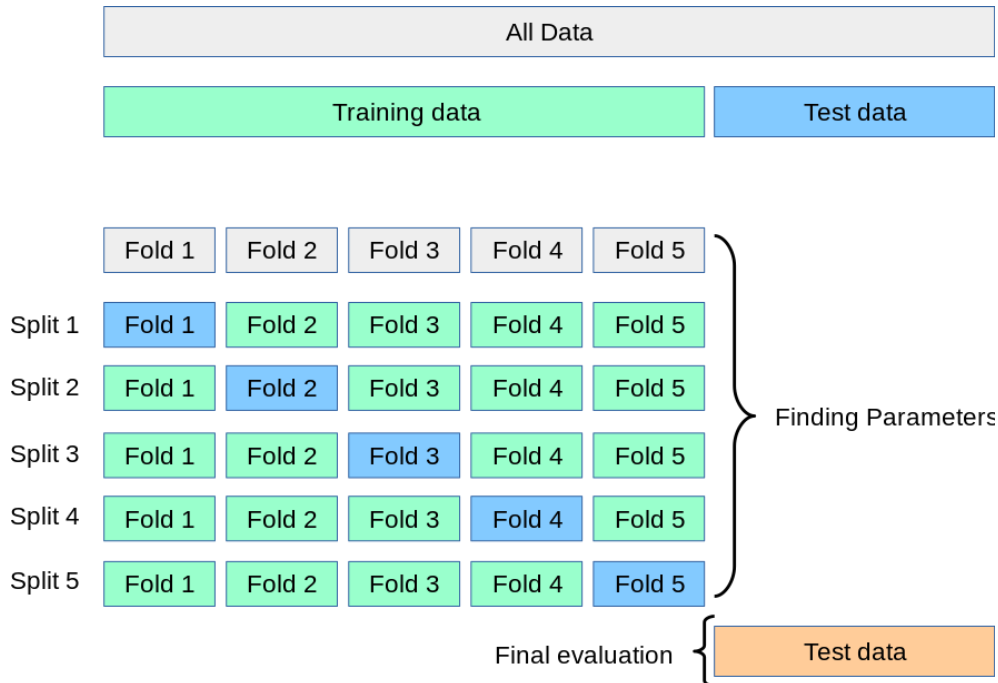


Figure 146-Principe du K-fold tiré de la documentation python de la librairie Scikit-learn

L'utilisation du K-fold, permet également d'obtenir une valeur moyenne des différentes métriques d'évaluation sur les modèles testés. L'avantage majeur réside dans les différents cycles d'apprentissage-test utilisant chaque point de donnée à la fois pour l'entraînement mais également pour le test.

I.23.4. Optimisation des hyperparamètres

Afin d'obtenir les meilleurs modèles possibles, les modèles cross validés passent par une étape d'optimisation des hyperparamètres nommée *Gridsearch*. Tout d'abord qu'est-ce qu'un hyperparamètre ? Un hyperparamètre est un paramètre propre au type de modèle de classification, chaque modèle possédant un à plusieurs hyperparamètres.

L'objectif du *Gridsearch* est de trouver la combinaison optimale des hyperparamètres d'un modèle pour obtenir le score le plus élevé selon une métrique de référence (généralement l'exactitude). Pour ce faire, l'utilisateur doit définir le domaine de définition de chaque hyperparamètre, l'ensemble des combinaisons possibles sera réalisé et testé sur le modèle en question. C'est une étape pouvant être contraignante et longue en fonction de la complexité des modèles et de la gamme de définition de chaque hyperparamètre.

Cette optimisation, va permettre d'obtenir des modèles plus robustes et adaptés aux données d'entrées. De même, lors de cette étape de test de chacune des combinaisons des hyperparamètres, une cross validation K-fold est réalisée, testant ainsi la robustesse de chaque itération du modèle. Le modèle ayant le meilleur score selon la métrique de référence sera gardé, considéré comme étant le modèle le plus efficace pour la tâche demandée. Les gammes d'optimisation des hyperparamètres seront données dans la partie suivante pour chaque modèle testé.

⁴ Scikit learn API : https://scikit-learn.org/stable/modules/cross_validation.html

I.23.5. Présentation des modèles et hyperparamètres

Avant d'entraîner nos modèles et d'optimiser leurs paramètres, il convient de les présenter succinctement. La liste des modèles d'apprentissage supervisés que nous utiliserons seront les plus répandus dans la littérature scientifique. La liste des hyperparamètres associés à ces modèles sera donnée avec une brève explication de leur utilité pour le modèle. La liste des différents modèles est donnée ci-dessous.

Modèle K-Nearest Neighbors (KNN)

Le KNN est un des modèles de classification les plus simples à appréhender, il permet la classification d'un nouveau point de donnée en fonction des classes majoritaires des voisins les plus proches de ce nouveau point. L'hyperparamètre à optimiser dans ce modèle est *le nombre k*, représentant le nombre de voisin à considérer pour affecter une classe à une nouvelle donnée. Il définit la sensibilité de la classification à réaliser. Une démonstration de l'effet du nombre *k* est montrée en Figure 147. On peut y voir un nouveau point de donné en bleu, ainsi que son nombre de voisins proches classe par classe, il sera classé « vert » dû au poids de ces voisins.

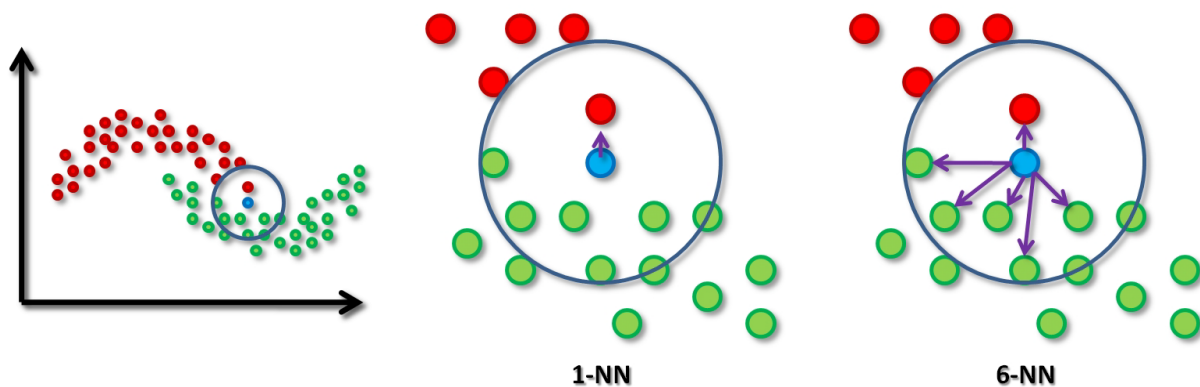


Figure 147-Influence du nombre de voisins K sur la classification d'un point de donné. Ici le point à classifier possède 1 voisin rouge et 6 voisins vert, il devrait donc être vert.⁵

Arbre de décision (Decision Tree)

Les arbres de décision sont des modèles se représentant sous la forme d'un arbre composé de nœuds. A chaque nœud, le modèle applique un critère arbitraire permettant de sous diviser l'ensemble des données. Ce modèle peut donc être optimisé en jouant sur la longueur de l'arbre, que l'on appellera *profondeur maximale*. Cette dernière définit la limite maximale de nœuds à parcourir pour un point de donnée. Un deuxième paramètre est également optimisable : *le critère de décision*, qui détermine la manière de diviser les nœuds. On retrouvera deux critères courants : *Gini* et *Entropie* qui mesurent respectivement l'impureté et l'information contenue dans les séparations réalisées.

Un exemple d'arbre de décision est montré en Figure 148.A, sur l'exemple *du jeu de données IRIS* représentatif des caractéristiques de la fleur. L'arbre de décision montre deux nœuds successifs sous divisant le jeu de données. Une représentation graphique de ces décisions est donnée en Figure 148.B, montrant la classification des espèces d'iris.

⁵ Figure tirée du cours APSTA de l'ECN

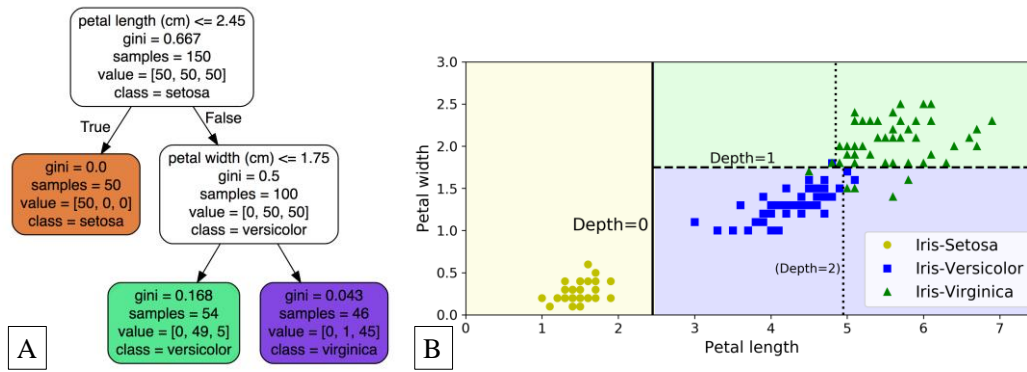


Figure 148-Présentation des arbres de décision
 A/Critères de décision de profondeur maximale égale à 2 B/Représentation graphique des frontières de décision

Forêt aléatoire (Random Forest)

Le modèle de forêt aléatoire est une évolution des arbres de décision. Il s'agit d'un modèle utilisant plusieurs arbres de décision pour réaliser une classification, permettant d'éviter les potentielles erreurs de classification et de sur-apprentissage. Tout comme les arbres de décision on retrouve les hyperparamètres *profondeur maximale* et *critère de décision*. On retrouvera deux autres critères, *le nombre de caractéristiques* correspondant au nombre de variables aléatoires choisies dans les données d'entrées ainsi que *le nombre d'estimateurs n* correspondant aux nombres d'arbres total à agréger. Le nombre de caractéristiques peut également être défini par une fonction du nombre total de caractéristiques, telles que la racine carrée ou encore le logarithme en base 2. La racine carrée permet un bon compromis entre la précision et le nombre de caractéristiques sélectionnées. La fonction log base 2 est plus restrictive que la racine carrée, permettant une plus grande diversité dans les arbres et d'éviter les corrélations entre arbres.

La Figure 149 montre l'agrégation de trois arbres de décision afin de déterminer la classe d'un nouveau point de données.

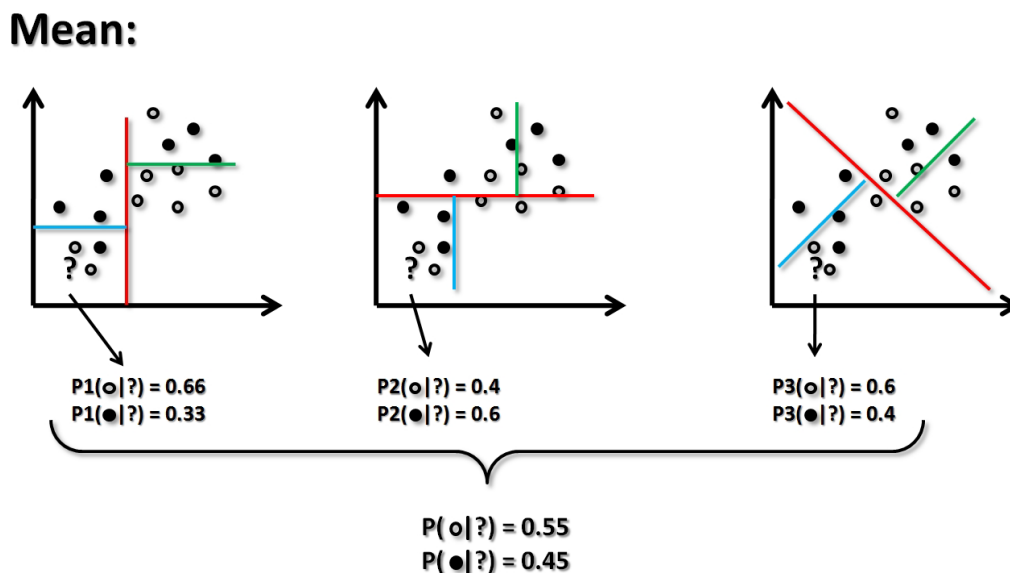


Figure 149-Modèle random forest composé de trois arbres de décision différents. Le choix de la nouvelle valeur "?" est déterminée par la probabilité moyenne des arbres.

Les séparateurs à vastes charge (Support Vector Machine)

Les SVM sont des modèles dont l'objectif est d'optimiser la séparation des données par des hyperplans. Ils sont efficaces pour des grands ensembles de données. De par leur nature, ils sont également flexibles et utilisent des noyaux afin de gérer les frontières complexes. Dans notre cas nous nous limiterons aux noyaux *linéaires (LIN)* et *radiaux (RBF)*. Un second paramètre commun entre ces deux variantes est *le coût de pénalisation noté C*. Cet hyperparamètre permet d'ajuster la marge donnée aux hyperplans afin de rendre le modèle soit plus précis (C élevé) ou rendre le modèle plus généralisable (C faible). Enfin, l'hyperparamètre γ est utilisé pour les SVM à noyau radial, son rôle est de déterminer l'influence d'un point d'entraînement. Un γ élevé influence fortement les décisions proches alors qu'un γ faible l'étendra à une plus large région

Un exemple de l'application de ces paramètres est donné en Figure 150, montrant le cas d'une classification par un SVM à noyau radial.

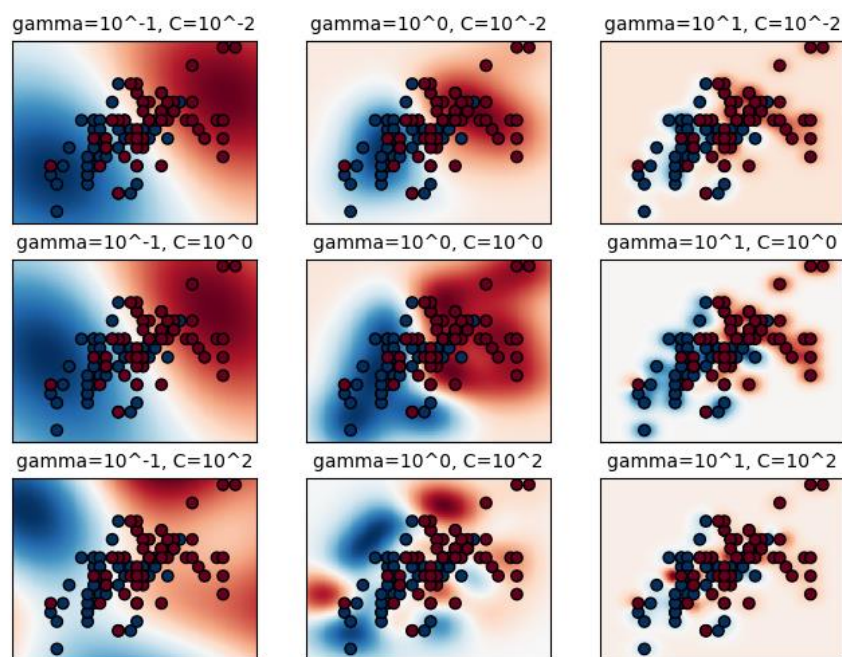


Figure 150-Influence des paramètres C et γ dans le cas d'un SVM à noyau radial (RBF). La figure est tirée de la documentation du package Scikit Learn

I.24. Reconnaissance du geste

Tous les travaux et résultats présentés ont été réalisés à l'aide de la librairie *Scikit Learn* en utilisant *Python V3.8.13*.

I.24.1. Objectifs

L'objectif ici est de démontrer que la reconnaissance de la gestuelle est possible et réalisable même avec des légères variations sur les coups frappés. Bien que déjà réalisés par de nombreux chercheurs auparavant comme présenté dans l'état de l'art (Cf. Etat de l'art), il semblait intéressant de s'essayer à l'exercice avec nos propres données. Dans un premier temps, nous utiliserons un jeu de données associé à la raquette seule pour la détection des coups et effets incidents de balles. Enfin, nous utiliserons l'ensemble des données possibles (raquette + cinétique de balle + précision) afin de déterminer le coup et l'effet incident. Un détail de la répartition des classes est donné en Table 19.

<i>Exercice</i>	<i>Jeu d'entraînement</i>	<i>Jeu de test</i>	<i>Total</i>
<i>Coup droit sur balle coupée</i>	470	126	596
<i>Revers sur balle coupée</i>	440	105	545
<i>Coup droit sur balle liftée</i>	516	128	644
<i>Revers sur balle liftée</i>	461	113	574
Total	1887	472	2359

Table 19-Répartition du jeu de données pour la reconnaissance du geste

D'après les travaux de *Blank et al* [14], [21], trois modèles se dégagent principalement dans le cas d'un apprentissage supervisé multi classes : les *SVM (Support Vector Machine)* de *noyau linéaire* et *noyau radial (RBF : Radial Basis Function)*, les *Random Forest (RF)* et les *KNN (K-nearest neighbors)* pouvant atteindre des exactitudes de 95%. Des modèles de types *bayésiens naïfs* ont également été explorés dans les travaux de *Connaghan et al* [22], mais nous nous limiterons aux 3 modèles utilisés par *Blank* à des fins comparatives.

I.24.2. Résultats de la prédiction de la gestuelle et de l'effet entrant : données raquette

Ce dataset contient uniquement les signaux associés à la mesure de la raquette, soit le profil d'accélération normé et les multiples profils de pressions. Après une phase de gridsearch et de cross validation K-fold comme réalisé précédemment, nous obtenons les performances suivantes pour nos différents modèles.

N°	Classifieur	Exactitude	Precision	Rappel	F1-Score
1	KNN	88%	89%	89%	89%
2	Random forest	87%	88%	87%	87%
3	SVM linear	85%	86%	86%	86%
4	Decision tree	72%	73%	73%	73%
5	SVM RBF	31%	82%	30%	30%

Table 20-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état du joueur à partir des données de la raquette uniquement

Le meilleur modèle optimisé pour le jeu de données de la raquette seule est le modèle *KNN* avec une **exactitude de 88%**. L'étape de gridsearch a donné des résultats différents de ceux observés pour ce modèle, en ayant pour paramétrage optimal *un nombre de voisin proches égal à 3*. On peut observer les performances du modèle dans la matrice de confusion en Figure 151.

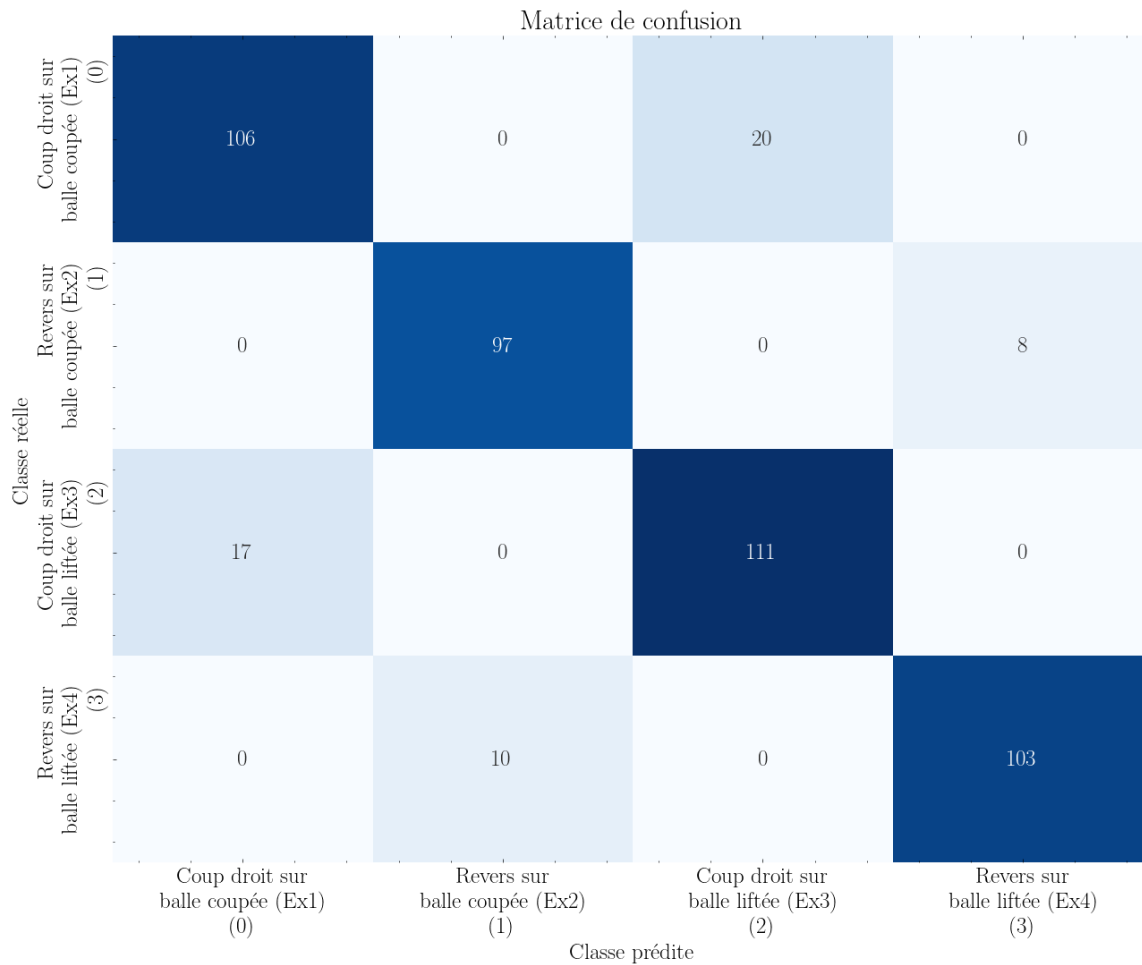


Figure 151-Matrice de confusion du modèle KNN pour la reconnaissance de la gestuelle

La matrice de confusion présente les quatre différentes gestuelles observées. L’observation individuelle de chaque classe nous montre de très bonnes prédictions de la part du classifieur. On remarque que les éléments mal classifiés sont des inversions entre les exercices de même nature :

- Coup droit : balle coupée/liftée (Ex 1/3)
- Revers : balle coupée/liftée (Ex 2/4)

Cependant le taux de mauvaises prédictions reste relativement faible ramené au jeu de données. Afin de quantifier ce taux de mauvaises prédictions, nous pouvons utiliser les métriques présentées en début de chapitre. La Table 21 présente les différentes métriques associées à une classe unique.

Classe	Précision	Rappel	Score-F1
Coup droit sur balle coupée	86%	84%	85%
Revers sur balle coupée	91%	92%	92%
Coup droit sur balle liftée	85%	87%	86%
Revers sur balle liftée	93%	91%	92%

Table 21-Métrique de performance des classes observées

L'analyse des métriques montre de très bons résultats sur l'ensemble des métriques de chaque classe (>80%). On peut également discerner deux lots sur ces quatre classes : un premier composé des revers montrant des taux légèrement supérieurs à 90% ainsi qu'un second composé des coup droits qui semblent avoir un peu plus de peine à se distinguer. Nous pouvons confirmer ces tendances à l'aide des courbes ROC et Précision/Rappel (Figure 152 et Figure 153) pour observer graphiquement la performance du modèle.

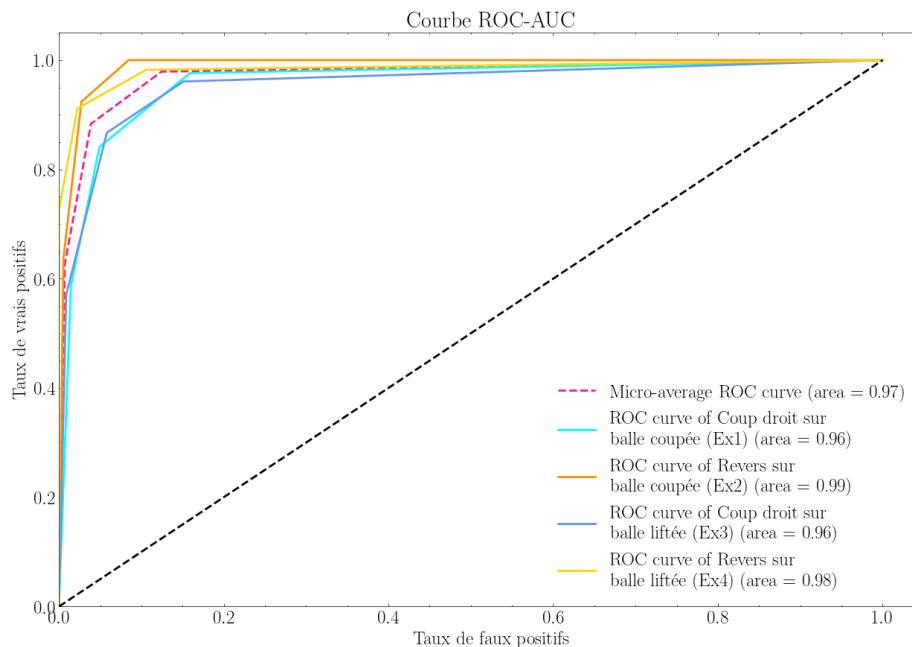


Figure 152-Courbe ROC montrant la performance du modèle

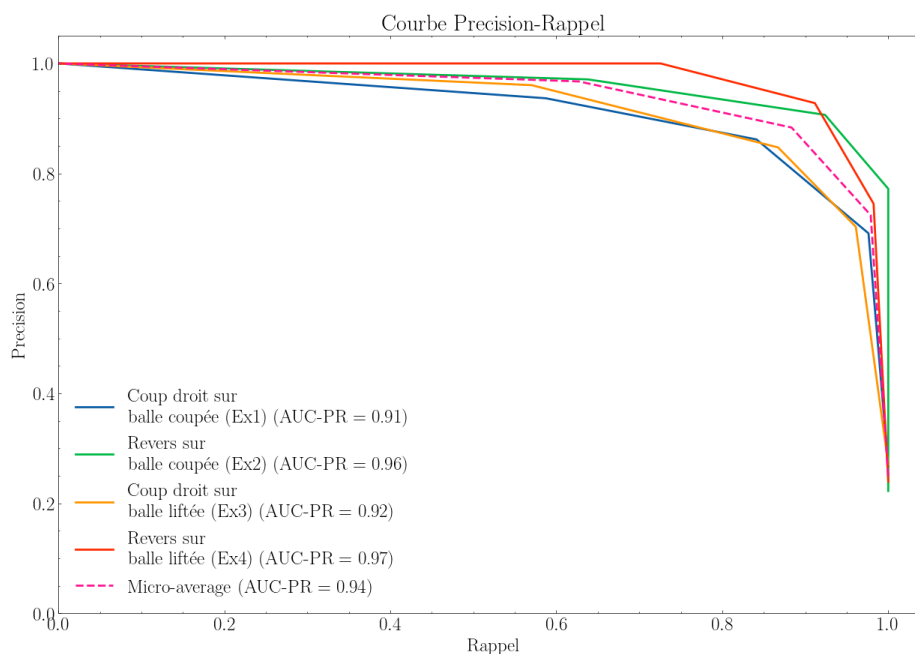


Figure 153-Courbe Précision/Rappel montrant la performance du modèle

On retrouve sur nos courbes ROC et Précision/Rappel la même séparation des coups droit et des revers ; les revers présentant, dans les deux cas une AUC plus importante que les coups droits. Cette différence, certes minime permet de s'interroger sur la nature des données utilisées. Les données de la raquette semblent être plus sensibles à la gestuelle développée particulièrement dans le cas des revers.

Dans la partie suivante, nous ajouterons des données contenant des informations supplémentaires tels que les paramètres cinétiques de la balle (vitesse, rotation), ainsi qu'un indicateur de précision (distance à la cible). Ainsi, nous verrons si le modèle devient meilleur à la reconnaissance des coups droits.

I.24.3. Résultats de la prédiction de la gestuelle : jeu de données entier

Dans cette partie, le jeu de données utilisées est complet (données raquette, cinétique de balle et précision). Nous testerons à nouveau les différents modèles précédemment utilisés. On donne pour chaque modèle, l'ensemble des hyperparamètres ainsi que leur gamme d'optimisation par modèles en Table 22. On observe que certains modèles n'ont que très peu d'hyperparamètres qui les caractérisent.

Modèle	Hyperparamètre	Gamme de recherche	Meilleure combinaison
KNN	Nombre de voisins les plus proches K	K : [1, ..., 10]	K=5
Decision tree	Profondeur maximale	[4, ..., 8]	5
	Critère de décision	[gini, entropie]	gini
Random forest	Nombre d'estimateurs n	n : [200,500]	200
	Profondeur maximale	[4, ..., 8]	8
	Critère de décision	[gini, entropie]	Entropie
	Nombre de caractéristiques	['auto', 'sqrt', 'log2'],]	Auto
SVM-RBF	C	C : [0.1,1,10,100,1000]	C = 0.1
	Gamma	γ = [1,0.1,0.01,0.001,0.0001]	γ = 0.001
SVM-Linéaire	C	C : [0.1,1,10,100,1000]	C = 0.1

Table 22-Optimisation des hyperparamètres pour la reconnaissance de la gestuelle

Après la phase d'optimisation et de cross-validation, les modèles sont évalués une dernière fois sur les données de test jamais apprises ou vue par le modèle. L'ensemble des performances des modèles cross validés et optimisés est donné en Table 23.

Rang°	Classifieur	Exactitude	Précision	Rappel	Score-F1
1	SVM linear	93%	93%	93%	93%
2	KNN	90%	91%	91%	91%
3	Decision tree	88%	88%	88%	88%
3	Random forest	88%	89%	88%	89%
4	SVM RBF	35%	82%	35%	27%

Table 23-Performance des modèles sur la reconnaissance du geste

On constate dans les résultats que le modèle le plus performant est le *SVM à noyau linéaire* avec **une exactitude de 93%**. Cela signifie que le modèle a bien catégorisé nos différents exercices comme attendu, on peut observer la matrice de confusion de ce modèle en Figure 154.

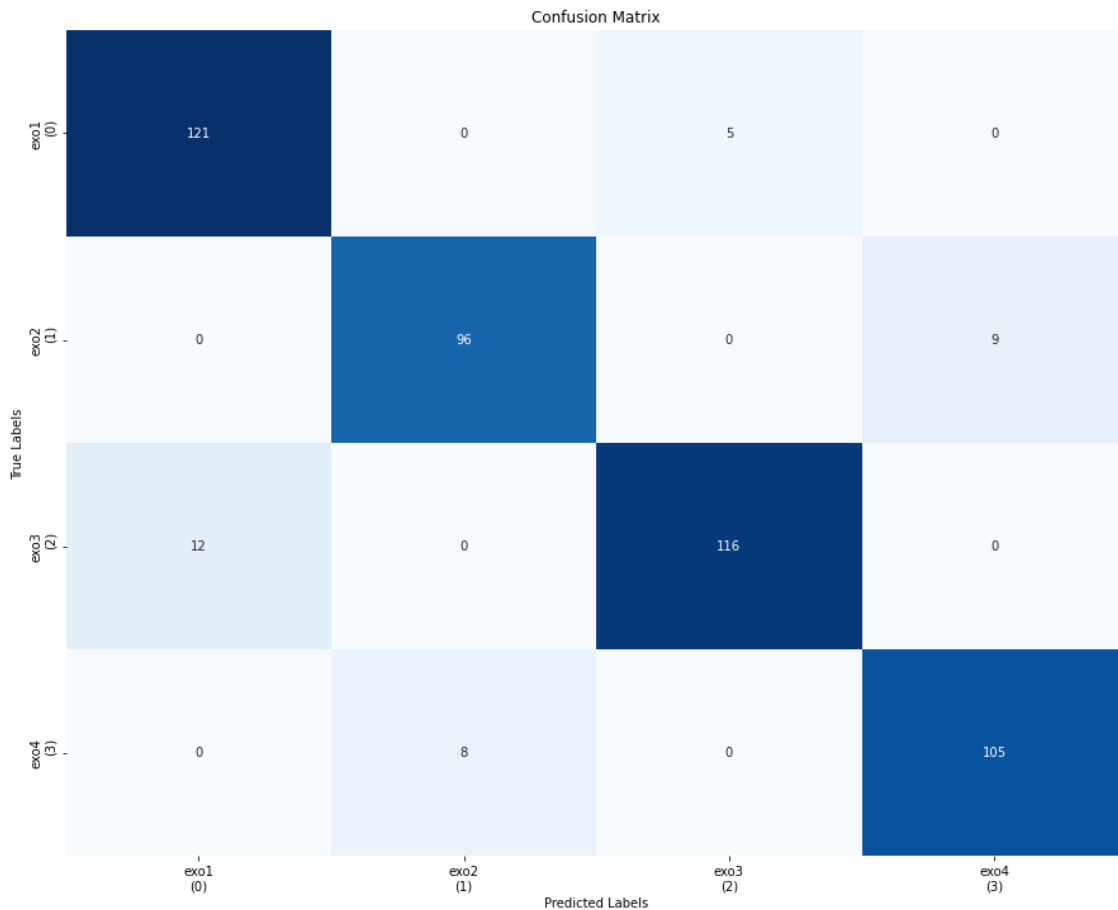


Figure 154-Matrice de confusion du modèle SVM à noyau linéaire pour la reconnaissance de la gestuelle

La matrice de confusion montre une très bonne classification des différentes gestuelles, avec des reconnaissances légèrement plus précises que les classifieurs utilisés pour la reconnaissance à partir de la raquette seule.

Le détail des métriques associé à ce classifieur pour chaque classe selon une stratégie de gestion « *One Versus the Rest* » (OVR), est donné par la Table 24.

Classe	Précision	Rappel	Score-F1
Coup droit sur balle coupée	93%	95%	94%
Revers sur balle coupée	92%	91%	92%
Coup droit sur balle liftée	95%	93%	94%
Revers sur balle liftée	92%	93%	93%

Table 24-Détail des performances du modèle SVM à noyau linéaire

On constate que l'ensemble des différents coups du jeu de tests ont été classifiés de la bonne manière. On observe également des *score-F1* élevés (**93% en moyenne**), ce qui signifie que le modèle dans sa globalité est performant pour la reconnaissance des 4 mouvements. Afin d'approfondir l'analyse observons les courbes *ROC* et *Précision-Rappel* introduites précédemment (Cf Introduction aux métriques). La courbe *ROC* du modèle est visible en Figure 155.

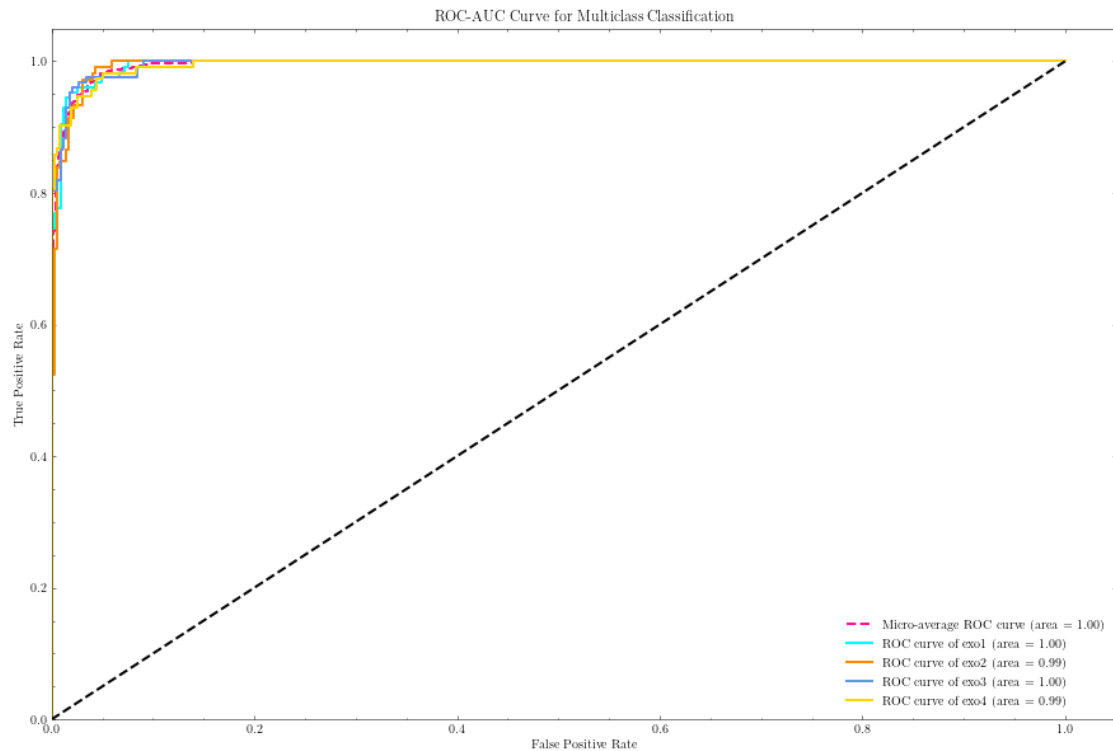


Figure 155-Courbe ROC du modèle SVM à noyau linéaire

L'AUC micro-moyenné est ≈ 1 pour chacune des classes montrant la très bonne reconnaissance des gestes et une performance quasi parfaite du classifieur.

Pour compléter l'analyse de la courbe ROC, nous allons observer la courbe Précision-Rappel visible en Figure 156.

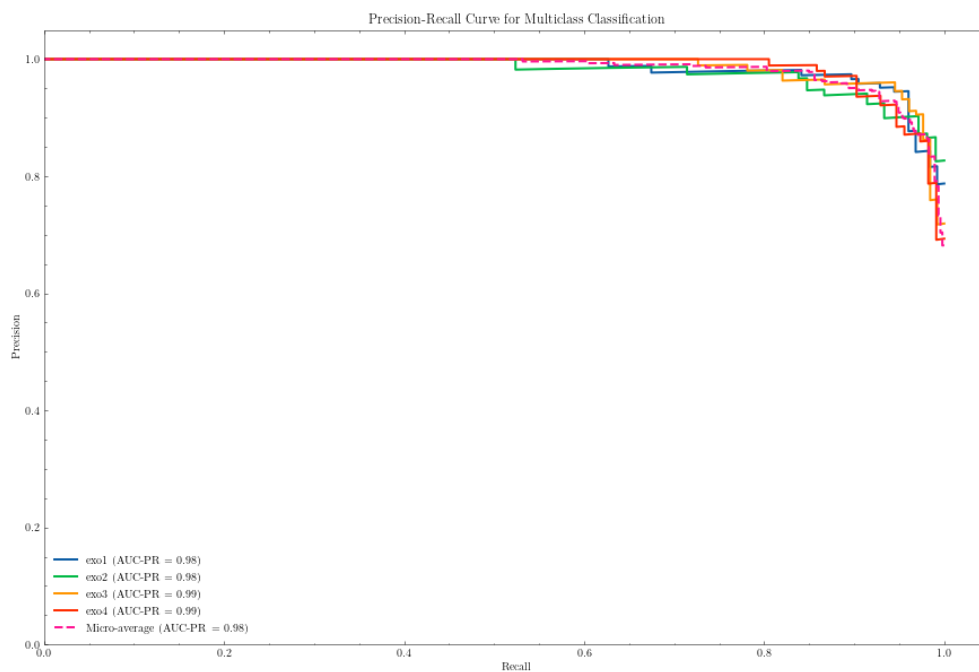


Figure 156-Courbe Précision-rappel du modèle SVM à noyau linéaire

L'AUC micro-moyenné est ≈ 1 pour chacune des classes encore une fois soulignant un classifieur très performant voire parfait maximisant la précision et le rappel.

La comparaison des meilleurs modèles après utilisation du jeu de données complet montre une amélioration des performances sur la reconnaissance de la gestuelle de *l'ordre de 5%*. Les informations apportées par les paramètres telles que la vitesse de balle et la rotation permettent bien d'aider le modèle à reconnaître avec plus de précision les coups droits. En revanche, aucune amélioration n'a été notée sur le taux de reconnaissance des revers.

Pour conclure sur la reconnaissance de la gestuelle et de l'effet de balle incidente, il semble que les données de la raquette seule (accélération et pressions) soient suffisantes pour obtenir de très bon taux de reconnaissance de la gestuelle et de l'état de balle, avec une légère faiblesse sur la détection des coups droits. En ajoutant des données liées à la cinétique de la balle et la précision de celle-ci, il est possible de combler ces lacunes et d'améliorer le taux de reconnaissance global des modèles. Il serait intéressant d'utiliser ces modèles sur le cas de données réelles de matchs.

I.25. Reconnaissance de l'état de fatigue

I.25.1. Objectifs

Cette partie a pour objectif la détection de l'état de fatigue d'un joueur à partir des mesures réalisées. Une partie sera dédiée à la reconnaissance de la fatigue selon une approche de classification binaire soit deux classes possibles (Fatigue/Non-Fatigue) à l'aide de l'ensemble des données disponibles (raquette + cinétique de balle + précision). Dans un second temps, nous étendrons le problème de classification binaire à un problème multi classes afin d'observer si la détection des états est possible avec un niveau de détails plus important avec trois classes (Fatigue mentale/Fatigue neuromusculaire/Non-fatigue). Enfin nous essayerons de prédire l'état d'un joueur avec les données liées à la raquette uniquement.

I.25.2. Problème de classification binaire

I.25.2.a. Introduction

Le premier cas d'étude sera une classification binaire de l'état de fatigue, en considérant que les données labélisées *FM* et *FP* seront traitées comme des anomalies vis-à-vis de la classe *Contrôle*. En plus des algorithmes déjà cités précédemment, un certain nombre d'algorithmes de détection d'anomalies sont utilisés dans la littérature scientifique ; pour une tâche de classification nous utiliserons un algorithme supplémentaire dédié : *L'isolation Forest*. Ce modèle de la famille des arbres de décision est couramment utilisé pour de la classification et détection d'anomalies pour des problèmes binaires. Les variables utilisées dans le jeu de données sont les profils d'accélération normés, les quatre profils de pressions, la vitesse linéaire et de rotation de la balle ainsi que la distance entre l'impact de balle et la cible.

Le jeu de données se voit redistribuer de telle sorte que les deux conditions de fatigue (mentale et physique) soient rassemblées dans la même classe. La classification binaire des états de fatigue est alors répartie comme suivant la Table 25. On rappelle que l'ensemble des données utilisées pour le jeu d'apprentissage et de test ne contient que des situations post-induction afin d'assurer la véracité de l'état du joueur.

<i>Etat</i>	<i>Jeu d'entraînement</i>	<i>Jeu de test</i>	<i>Total</i>
<i>Contrôle</i>	618	157	775
<i>Fatigue (FM+FP)</i>	1269	315	1584
<i>Total</i>	1887	472	2359

Table 25-Répartition des labels pour l'état du joueur binaire

La fusion des deux conditions de fatigue en une seule classe *Fatigue* vient induire un déséquilibre entre les classes.

I.25.2.b. Résultats

On donne pour chaque modèle, l'ensemble des hyperparamètres ainsi que leur gamme d'optimisation recherchée par modèle, ainsi que la meilleure combinaison trouvée après cross-validation en Table 26.

Modèle	Hyperparamètre	Gamme de recherche	Meilleure combinaison
KNN	Nombre de voisins les plus proches K	K : [1, ..., 10]	K=7
Decision tree	Profondeur maximale	[4, ..., 8]	7
	Critère de décision	[gini, entropie]	Entropie
Random forest	Nombre d'estimateurs n	n : [200,500]	200
	Profondeur maximale	[4, ..., 8]	8
	Critère de décision	[gini, entropie]	Gini
	Nombre de caractéristiques	['auto', 'sqrt', 'log2'],]	auto
SVM-RBF	C	C : [0.1,1,10,100,1000]	C =10
	Gamma	γ =[1,0.1,0.01,0.001,0.0001]	γ =0.001
SVM-Linéaire	C	C : [0.1,1,10,100,1000]	C =0.1
Isolation Forest	Taux de contamination	[0.01, 0.05, 0.1, 0.2, 0.5]	0.01
	Nombre d'estimateurs n	[200,500]	N=200

Table 26-Optimisation des hyperparamètres pour la reconnaissance de l'état

On obtient après la phase d'optimisation des hyperparamètres, la meilleure version du modèle possible la gamme donnée. La phase de test sur le jeu de données masqué pour les modèles nous donne les résultats de la Table 27.

N°	Classifieur	Exactitude	Precision	Rappel	F1-Score
1	Random forest	82%	82%	82%	82%
2	KNN	77 %	77 %	76 %	76 %
3	SVM linear	76 % ±0.2	73%	72%	73%
4	SVM RBF	67%	84%	51%	43%
5	Isolation Forest	67%	59%	51%	43%
6	Decision tree	65%	59%	59%	59%

Table 27-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état binaire

I.25.2.c. Interprétations de la classification binaire de l'état de fatigue

On constate dans les résultats que le modèle le plus performant est le **Random Forest** avec une exactitude de **82%**. Cela signifie que le modèle a bien catégorisé nos différents états comme attendu, on peut observer la matrice de confusion de ce modèle en Figure 157.

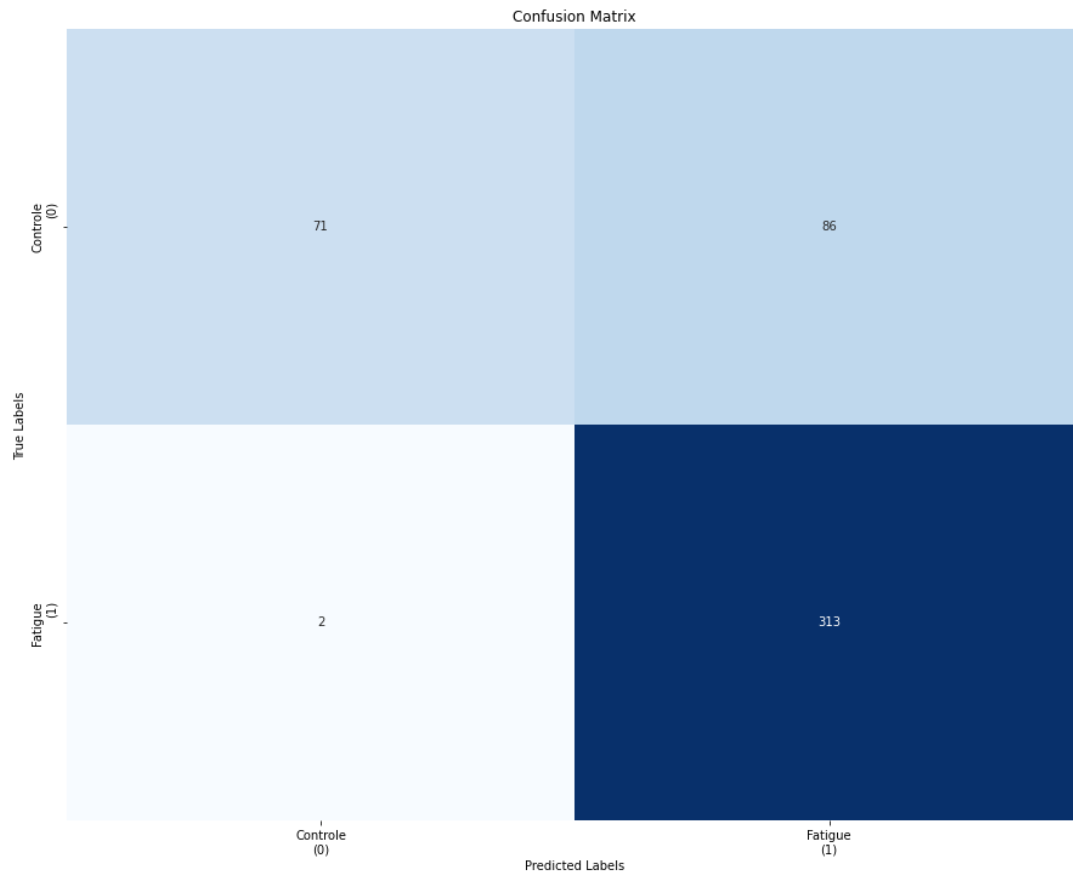


Figure 157- Matrice de confusion du modèle Random forest pour la reconnaissance de l'état

La matrice de confusion nous montre les prédictions réalisées par le modèle sur l'état du joueur. Premièrement, on notera une très bonne détection de l'état de fatigue (313 prédictions de l'état de fatigue vraie et seulement 2 fausses). Deuxièmement, l'état de contrôle semble avoir des difficultés avec moins de 50% de bonnes prédictions (71 bonnes pour 86 mauvaises).

On observe cependant des *score-F1* élevés (**75% en macro moyenne**), ce qui signifie que le modèle dans sa globalité est performant pour la distinction des deux états. Afin d'approfondir l'analyse observons les courbes *ROC* et *Précision-Rappel* introduites précédemment (Cf Introduction aux métriques). Elles sont visibles en Figure 158 et Figure 159.

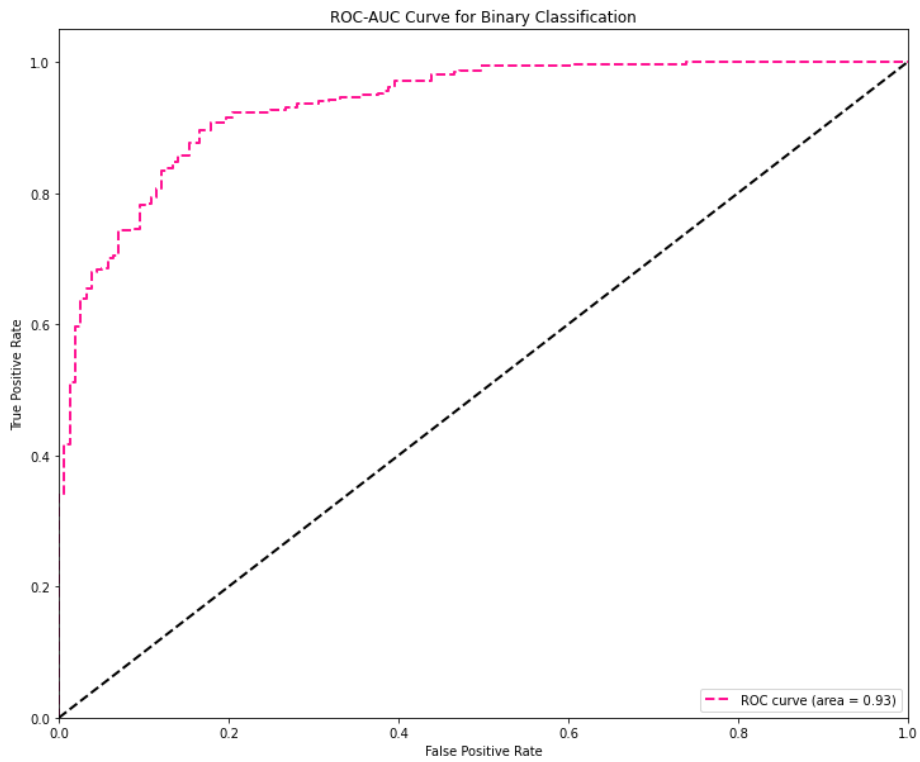


Figure 158-Courbe ROC du modèle Random forest

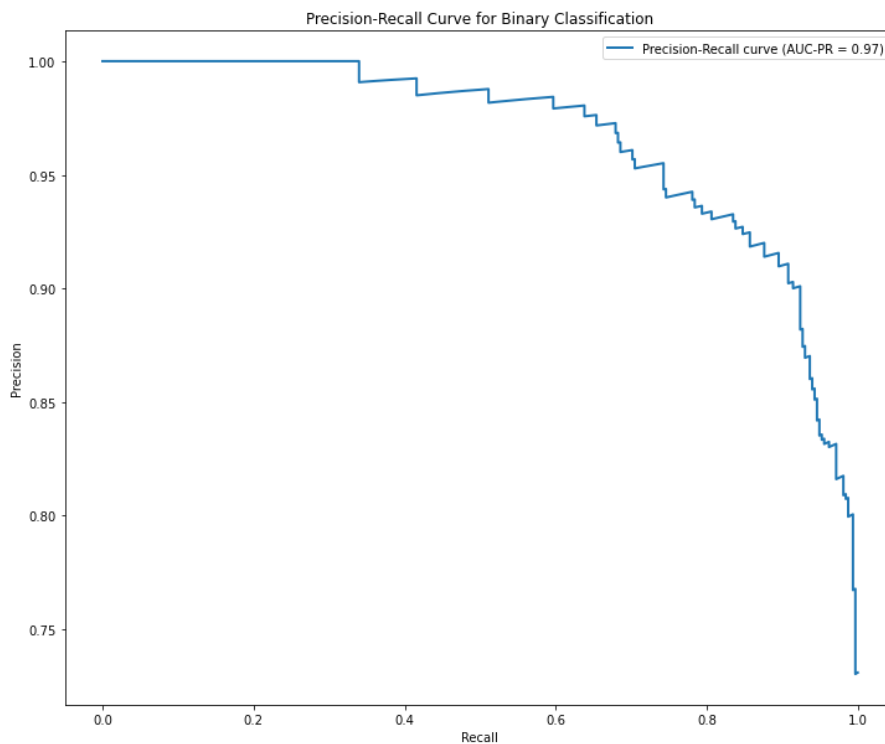


Figure 159-Courbe Précision-rappel du modèle Random forest

La courbe ROC montre un AUC de 0.93 ce qui s'avère un très bon score, tout comme l'AUC de la courbe Précision-rappel qui est de 0.97 et ce malgré un déséquilibre de classe important.

I.25.3. Problème de classification multi-classes de l'état du joueur

I.25.3.a. Introduction

En extension de la classification binaire montrant de bons résultats, nous allons nous intéresser à la classification de l'état réel induit par nos conditions de tests sur les participants de l'étude. La Table 28 nous montre la répartition du jeu de données utilisé pour réaliser cette expérience.

<i>Etat</i>	<i>Jeu d'entraînement</i>	<i>Jeu de test</i>	<i>Total</i>
<i>Contrôle (C)</i>	618	157	775
<i>Fatigue mentale (FM)</i>	706	184	890
<i>Fatigue physique (FP)</i>	563	131	694
Total	1887	472	2359

Table 28-Répartition des labels pour l'état du joueur multi-classes

On notera une répartition quasiment équivalente de chacune des classes contrairement au cas de classification binaire réalisé précédemment. Les variables utilisées dans le jeu de données sont les profils d'accélération normés, les quatre profils de pressions, la vitesse linéaire et de rotation de la balle ainsi que la distance entre l'impact de balle et la cible.

I.25.3.b. Résultats

On donne pour chaque modèle, l'ensemble des hyperparamètres ainsi que leur gamme d'optimisation recherchée, ainsi que la meilleure combinaison trouvée après cross-validation en Table 29.

Modèle	Hyperparamètre	Gamme de recherche	Meilleure combinaison
KNN	Nombre de voisins les plus proches K	K : [1, ..., 10]	K=7
Decision tree	Profondeur maximale	[4, ..., 8]	8
	Critère de décision	[gini, entropie]	Gini
Random forest	Nombre d'estimateurs n	n : [200,500]	500
	Profondeur maximale	[4, ..., 8]	8
	Critère de décision	[gini, entropie]	entropie
	Nombre de caractéristiques	['auto', 'sqrt', 'log2',]	Auto
SVM-RBF	C	C : [0.1,1,10,100,1000]	C =10
	Gamma	γ = [1,0.1,0.01,0.001,0.0001]	γ =0.001
SVM-Linéaire	C	C : [0.1,1,10,100,1000]	C = 0.1

Table 29-Optimisation des hyperparamètres pour la reconnaissance de l'état

On obtient après la phase d'optimisation des hyperparamètres, la meilleure version du modèle possible la gamme donnée. La phase de test sur le jeu de données masquées pour les modèles nous donne les résultats suivants dans la Table 30.

N°	Classifieur	Exactitude	Precision	Rappel	F1-Score
1	Random forest	82%	82%	82%	82%
2	KNN	77 %	77 %	76 %	76 %
3	SVM linear	62%	62%	62%	62%
4	Decision tree	55%	56%	55%	55%
5	SVM RBF	42%	80%	37%	26%

Table 30-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état du joueur

I.25.3.c. Interprétations de la classification de l'état de fatigue multi-classes

On constate dans les résultats que le modèle le plus performant est le **Random forest** avec une exactitude de **82%**. Cela signifie que le modèle a bien catégorisé nos différents exercices comme attendu, on peut observer la matrice de confusion de ce modèle en Figure 160.

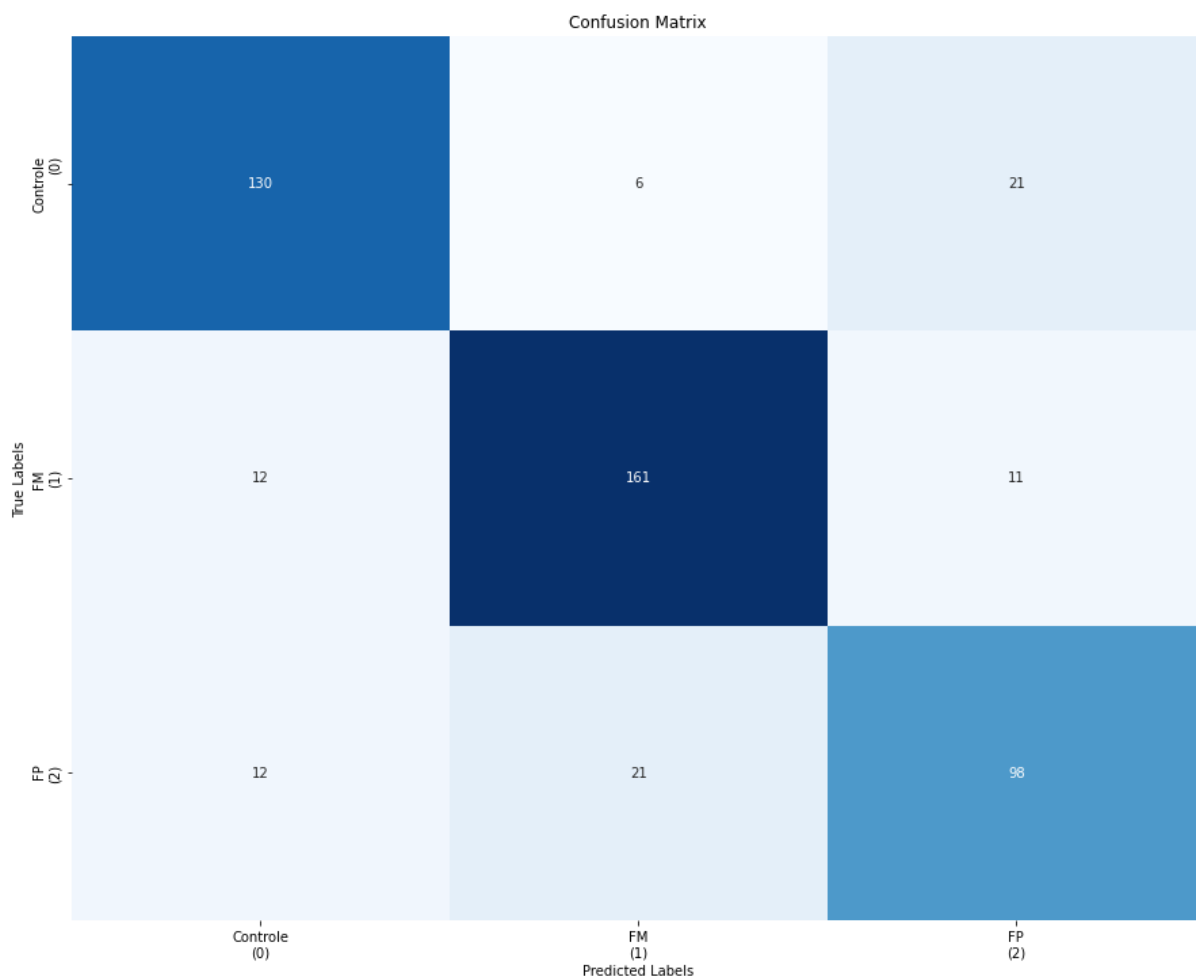


Figure 160-Matrice de confusion du modèle Random Forest pour la reconnaissance de l'état de fatigue

L'observation de la matrice de confusion montre que les différents états de fatigue ont été bien classifiés de manière générale. On observe également des *score-F1* élevés (**82% en moyenne**), ce qui signifie que le modèle dans sa globalité est performant pour la reconnaissance des trois états de fatigue. Afin d'approfondir l'analyse, observons les courbes *ROC* et *Précision-Rappel* introduites précédemment (Cf Introduction aux métriques). Elles sont visibles en Figure 161 et Figure 162.

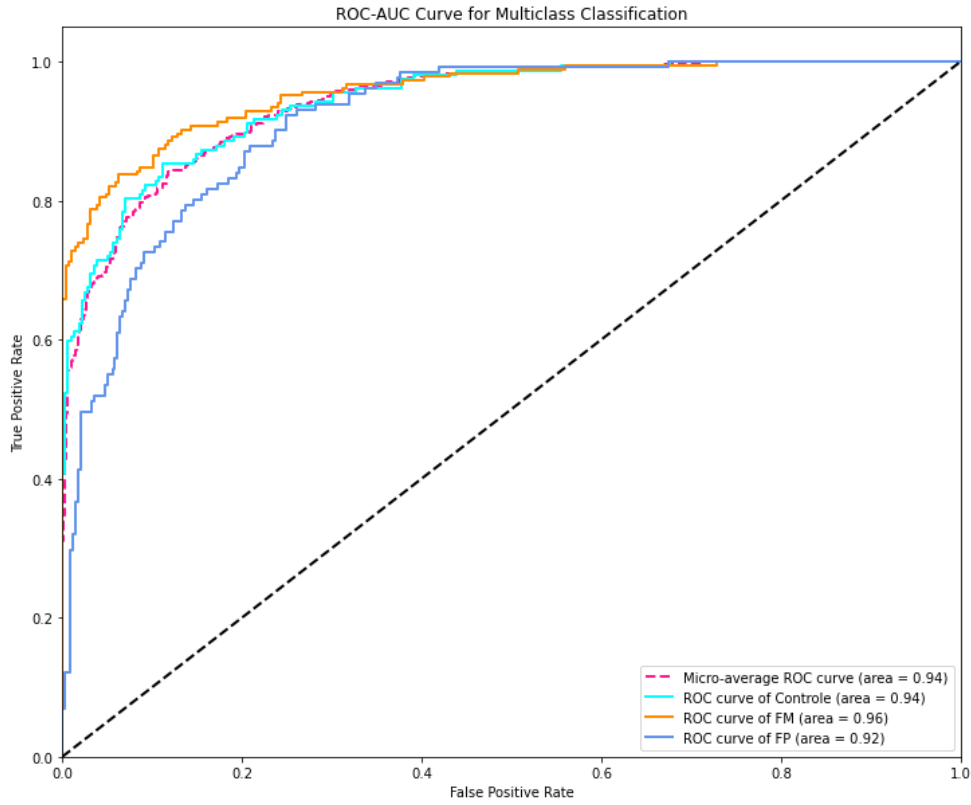


Figure 161-Courbe ROC du modèle Random Forest

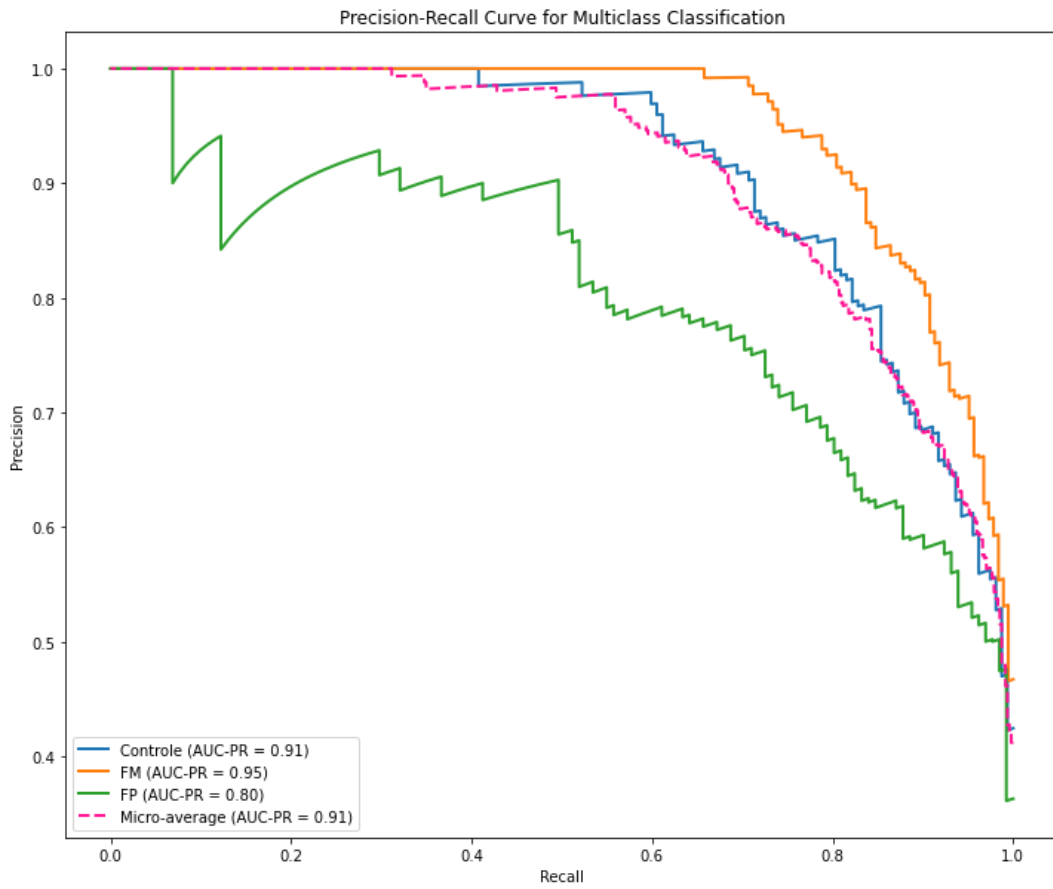


Figure 162-Courbe Précision-rappel du modèle Random Forest

Les courbes ROC des différentes classes montrent un AUC de d'environ 0.94 ce qui est un score quasi parfait. L'AUC de la courbe Précision-rappel lui se révèle légèrement plus faible avec 0.91, on notera des difficultés du classifieur pour la reconnaissance de la classe de fatigue physique.

On peut directement faire un lien avec l'analyse effectuée sur les indicateurs de performance en partie I.20.2 qui a montré que la fatigue mentale était plus facilement discernable sur l'ensemble des variables que la fatigue physique.

I.25.3.d. Validation de la détection de fatigue par la raquette seule

Afin de répondre à l'un des enjeux de la thèse, à savoir si l'instrumentation de la raquette à elle seule pouvait suffire à détecter la fatigue, nous avons entraîné à nouveau les modèles présentés mais sur un jeu de données différent. Le nouveau jeu de données utilisé excluant désormais les informations cinétiques de la balle (rotation et vitesse linéaire) ainsi que la précision de celle-ci (distance à la cible). Ce dataset contient uniquement les signaux associés à la mesure de la raquette, soit le profil d'accélération normé et les multiples profils de pressions. Après une phase de gridsearch et de cross validation K-fold comme réalisé précédemment, nous obtenons les performances suivantes pour nos différents modèles.

N°	Classifieur	Exactitude	Precision	Rappel	F1-Score
1	KNN	88%	89%	89%	89%
2	Random forest	87%	88%	87%	87%
3	SVM linear	62%	62%	62%	62%
4	Decision tree	53%	54%	53%	53%
5	SVM RBF	44%	80%	39%	30%

Table 31-Performance des modèles sur la reconnaissance de l'état du joueur à partir des données de la raquette uniquement

Le meilleur modèle optimisé pour le jeu de données de la raquette seule est le modèle **KNN**. L'étape de gridsearch a donné des résultats différents de ceux observés pour ce modèle, en ayant pour paramétrage optimal un nombre de voisin proches égal à k=3. On peut observer les performances du modèle dans la matrice de confusion en Figure 163.

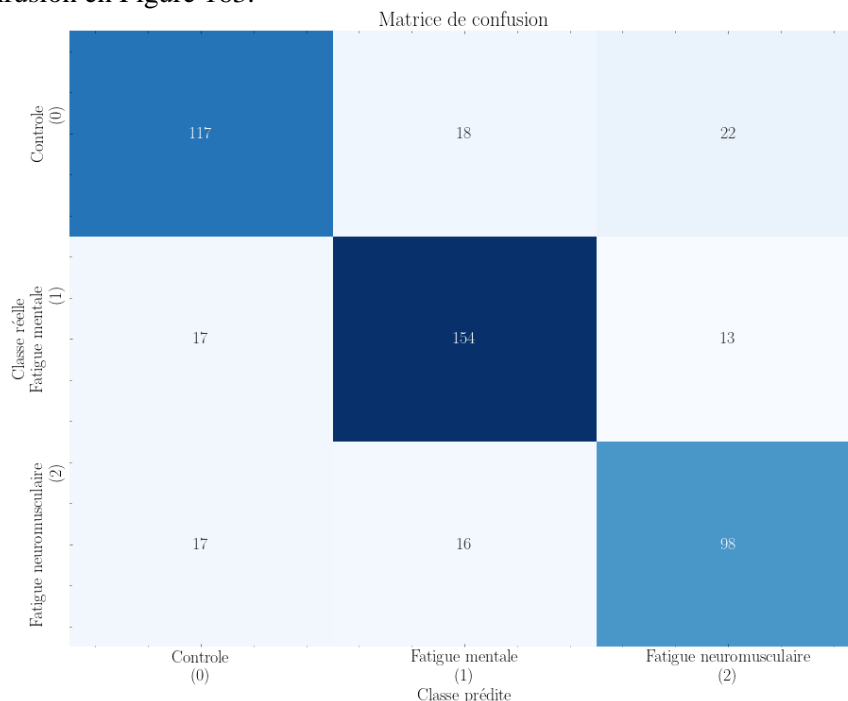


Figure 163-Matrice de confusion de la classification de l'état basé sur la raquette

La matrice de confusion nous montre les mêmes tendances que les essais précédents, une très bonne reconnaissance de l'état de fatigue mentale, ainsi qu'un peu plus de difficultés pour la distinction de fatigue physique et de l'état de contrôle. Le détail des métriques pour la reconnaissance de chaque classe unique nous donne la Table 32.

<i>Classe</i>	<i>Précision</i>	<i>Rappel</i>	<i>Score-F1</i>
<i>Contrôle</i>	77%	75%	76%
<i>Fatigue mentale</i>	82%	84%	83%
<i>Fatigue neuromusculaire</i>	74%	75%	74%

Table 32-Performance de la reconnaissance de chaque classe du modèle KNN optimisé

La fatigue mentale apparaît comme la classe la plus performante et la plus distinguable des trois. Nous pouvons vérifier si cette tendance se confirme sur les courbes ROC et Précision/Rappel visibles en Figure 164 et Figure 165.

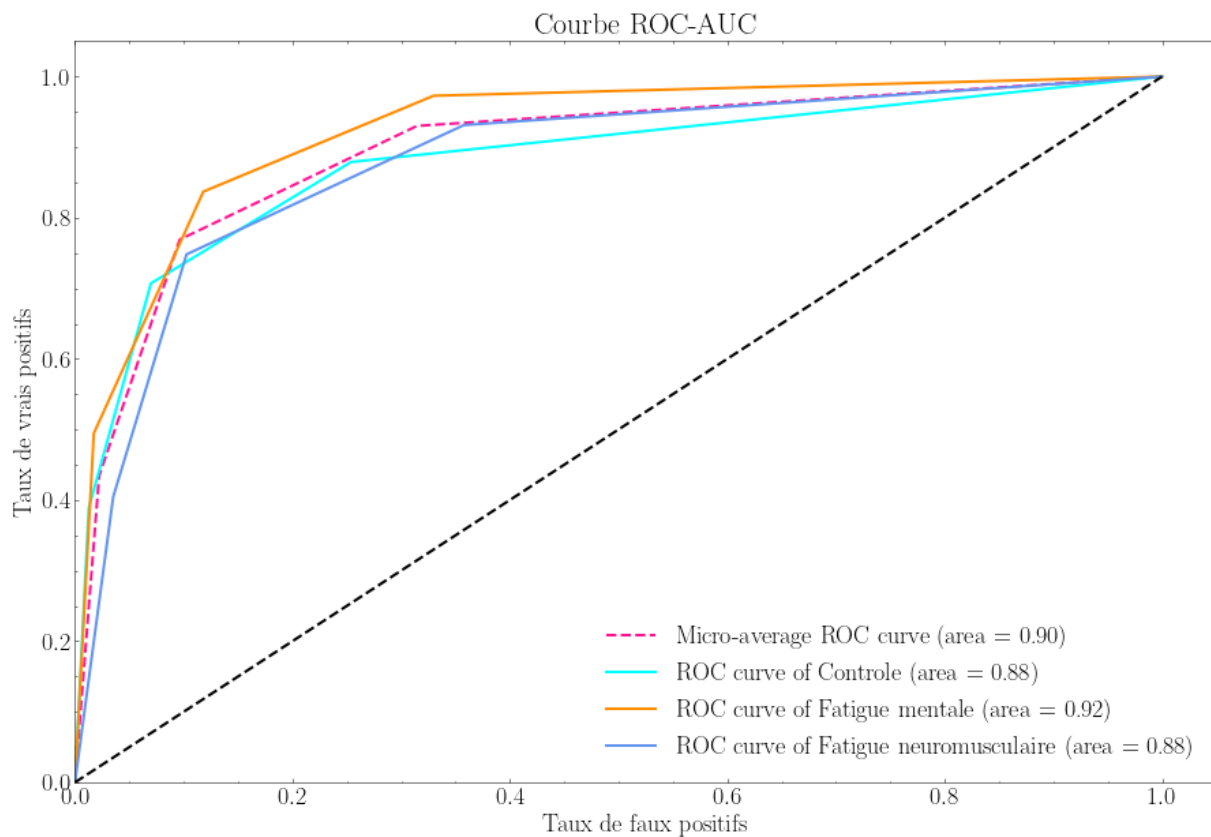


Figure 164-Courbe ROC du modèle KNN pour la reconnaissance de l'état de fatigue

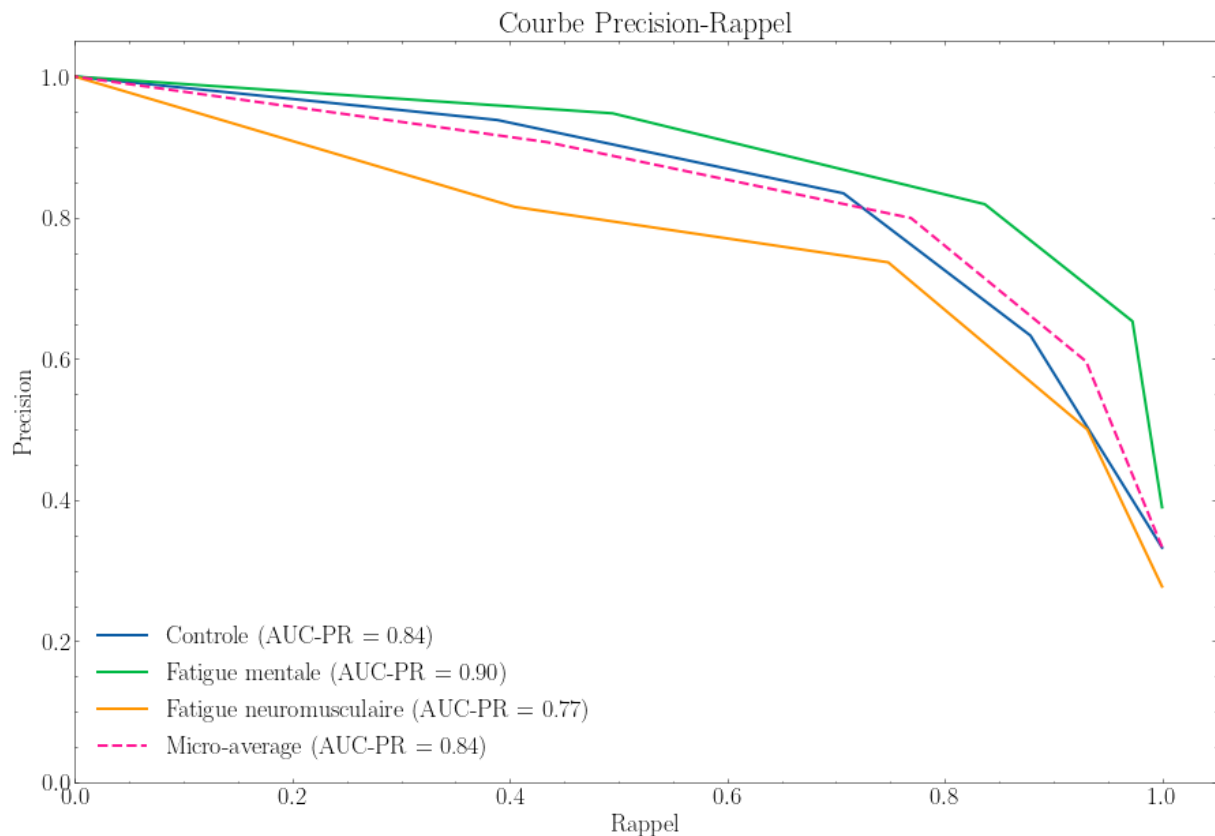


Figure 165-Courbe Précision/Rappel du modèle KNN pour la reconnaissance de l'état de fatigue

Les résultats obtenus avec le jeu de données de la raquette seule nous montrent des tendances similaires au cas de la classification avec le jeu de données complet. L'AUC de la classe fatigue mentale se distingue des autres comme dans le cas du jeu de données entier. On notera une amélioration notable des performances des modèles en limitant le jeu de données à la raquette notamment pour le modèle KNN passant de 77% d'exactitude à 88%.

I.26. Réflexion sur les modèles et les données d'entraînement

Les modèles utilisés que ce soit pour la reconnaissance de gestes ou la reconnaissance de l'état du joueur ont montré des taux de reconnaissance élevés (> 75% d'exactitude) et peuvent être qualifiés de « bons modèles ».

Tout comme l'analyse directe des mesures, les algorithmes de reconnaissances automatiques montrent de sévères difficultés à faire la distinction entre la condition de contrôle et de fatigue neuromusculaire induite dans le biceps des joueurs. Cette difficulté des algorithmes est caractéristique de données peu sensibles au phénomène de fatigue neuromusculaires liées au biceps. Des paramètres supplémentaires plus sensibles pourraient être déterminés et mesurés pour combler cette faiblesse, afin de rendre les modèles plus performants sur ce point précis. Un point important à souligner dans cette étude comparative des modèles sur la reconnaissance de l'état est la performance maximale atteinte par le modèle. Que ce soit dans le cas de classification binaire ou multi-classes, une exactitude de 82% a été observée. L'intérêt de venir détecter un simple état de fatigue plutôt que le type de fatigue est donc discutable. D'autant plus que dans un cas réel d'application comme un match, des phénomènes de couplages (fatigue mentale-neuromusculaire) peuvent apparaître et la distinction du type de fatigue pourrait être faussé. Un travail supplémentaire sur ce couplage pourrait être conduit afin de mieux comprendre ces phénomènes.

L'utilisation de données issues de la raquette seule donnant des résultats plus que convenable sur la reconnaissance de l'état et de la gestuelle permet de valider un des objectifs initiaux de la thèse. L'ajout de données complémentaires telles que la rotation, la vitesse et la précision permettent selon le cas, d'améliorer la précision des modèles. Dans une optique d'intégration des modèles minimalistes, les simples données de la raquette suffiraient à obtenir de très bons résultats. Le déploiement en ligne de ces algorithmes sera une étape supplémentaire importante dans leur démocratisation.

Néanmoins, dans le but d'une application à la performance individuelle au tennis de table, le travail présenté peut être amélioré afin d'apporter plus de cohérence. Notamment quant au choix des données d'apprentissage, où nous nous sommes contentés d'utiliser l'ensemble des données disponibles pour créer un modèle très généraliste capable de déceler les états de fatigue sur un panel de joueurs différents. Dans une optique idéale, il conviendrait d'utiliser des modèles personnels et propres à chaque joueur afin d'obtenir des algorithmes sensibles aux particularités des styles de jeu de chacun. Cependant, cela nécessiterait une quantité de données beaucoup plus importante pour chaque joueur, ce qui est impossible d'un point de vue logistique pour ce travail de thèse. Une étape intermédiaire réalisable serait d'utiliser uniquement les données d'un joueur soit dans les données d'apprentissage soit de test, de cette façon aucun biais ne serait inclus dans les données. L'ensemble de la plateforme expérimentale développée et présentée dans ces travaux prendrait alors tout son sens. Il semble essentiel de souligner que la performance sportive n'étant pas linéaire, des apprentissages réguliers seront nécessaires afin de garder des modèles « à jour ». De cette façon, ils seront conformes à la progression d'un joueur, ce qui est d'autant plus intéressant pour les pôles de formation qui voient certains athlètes émerger à maturité physique.

I.27. Conclusion

L'utilisation d'algorithmes d'apprentissage supervisés a été appliquée avec deux objectifs distincts :

- Détection de la gestuelle (type de coups)
- Détection de l'état de fatigue

Si la détection de la gestuelle ne laissait présager aucune difficulté, la détection de l'état de fatigue quant à elle, était encore très peu explorée. L'utilisation d'une approche de labélisation de données par induction pratique de la fatigue semble être une approche produisant des données de qualité. Le choix de se séparer de la moitié des données non labélisées strictement « fatigue » est un compromis à accepter. Cependant cela permet d'obtenir des taux de reconnaissances (>75%) très satisfaisants sur différents modèles distincts pour la reconnaissance de l'état du joueur :

Cette détection de l'état de fatigue couplée avec la plateforme de mesure expérimentale est une nouveauté intéressante qui pourrait permettre d'assister les centres de formations. A partir d'une base de données fiable, image des performances du joueur en condition de fatigue, il est possible pour les entraîneurs de détecter les périodes où l'athlète est fatigué. L'incorporation de ces outils et nouvelles données dans le planning de préparation physique et technique peuvent permettre un gain de performance chez l'athlète.

V. Conclusion générale et perspectives

En introduction de ce travail de thèse différents objectifs ont été présentés, comme des étapes importantes du travail de recherche. On les rappelle ici :

- La mesure de paramètres de performance au tennis de table
- L'observation en état de fatigue de ces paramètres
- La détection de l'état de fatigue du joueur basée sur les mesures de la raquette instrumentée

L'ensemble de ces trois grands objectifs a été réalisé durant la durée allouée à cette thèse, on peut faire un bilan sur les réalisations et suites envisageables d'un point de vue scientifique et applicatif.

Revenons sur chacune des grandes parties de cette thèse pour en faire le bilan et évoquer les différentes perspectives scientifiques et techniques possibles.

La mesure de paramètres de performance au tennis de table

La première partie de cette thèse a été le développement d'une chaîne de mesure allant du capteur à l'état de fatigue du joueur. La réalisation de l'instrumentation personnalisée dédiée à l'activité tennis de table et l'extraction de grandeurs caractéristiques liées à la performance sont des points clés qui ont menés à la réussite de nos objectifs. La mesure des paramètres cinétique de la balle (vitesse linéaire et de rotation) a permis l'observation d'une dépendance entre les deux grandeurs. Cette mesure peut donc avoir une application réelle pour les entraîneurs et joueurs. Le développement d'une méthode acoustique de reconstitution de la position de l'impact de balle a également été une étape importante dans l'analyse de la précision des joueurs. L'étude réalisée sur les relations entre mesures et variations permet de mieux cerner différents aspects de la performance au tennis de table.

Une partie de nos travaux dédiés à l'analyse de la gestuelle du joueur, ont permis de la caractériser par l'observation de signaux d'accélération et de pressions exercées sur la raquette par le joueur. La décomposition de la gestuelle du joueur, notamment au niveau des pressions est intéressante car elle traduit « formellement » le mouvement des joueurs. Cette description du mouvement, les joueurs peuvent se la réapproprier afin de mieux se connaître et trouver des points d'améliorations propres à leurs « signature techniques ».

Le développement de la plateforme expérimentale de mesure comprenant les différents appareils de mesure dont la raquette instrumentée permet d'effectuer un suivi de performance ponctuellement pour les joueurs. La valorisation de cette plateforme serait possible en continuant le développement des systèmes de mesure afin d'obtenir une version plus aboutie qui permettrait sa démocratisation dans les pôles de formation ou clubs volontaires. En complément de la plateforme, nous avons commencé le développement de prototypes de raquettes encore plus poussés, permettant d'obtenir la position d'impact balle-raquette de manière analogique. De tels développements techniques pourraient contribuer à une meilleure compréhension de mécanismes encore peu explorés dans la littérature scientifique : l'analyse de la tenue de la raquette. Si nous l'avons évoqué dans la description de la gestuelle, la modélisation des mécanismes de serrage de la main sur la raquette restent à ce jour peu explorés.

L'observation en fatigue de ces paramètres

La seconde partie de ce travail de thèse a été les expérimentations sur le terrain au contact des joueurs qui ont été primordiales afin de mener à bien la campagne d'induction de fatigue. L'utilisation et l'adaptation de protocoles existants dans la littérature scientifique ont été également nécessaires pour parvenir à nos objectifs. Ces séances de test réalisées en conditions contrôlées uniquement ont permis de conforter les effets négatifs de la fatigue mentale sur la performance au tennis de table et plus particulièrement sur la variabilité. La condition de fatigue physique a montré une sensibilité dans la variation des paramètres liés à la cinétique de balle (vitesse et rotation) ainsi que l'accélération maximale

de la raquette. La fatigue mentale quant à elle, a montré une sensibilité aux variations des variables liés à la cinétique de balles ainsi qu'à la précision.

Bien que réalisés en conditions écologiques (environnement de pratique du joueur), ces tests n'en restent pas moins très simples et cadrés, ce travail de thèse montre certaines limites à ce niveau. Des travaux plus spécifiques dédiés à l'étude d'un paramètre ou d'une condition de fatigue seule, pourraient être conduits, de préférence en incluant des situations les plus proches possibles de la réalité sportive et de la haute performance. Les études suivantes devraient porter sur l'élaboration de situation d'évaluation plus poussées.

Un grand travail sur la distinction des contributions de la fatigue physique et mentale serait intéressant car en conditions réelles ces phénomènes sont parfois couplés. La mise au point de protocoles physiologiques pourrait permettre la validation de mesures indirectes de la fatigue réalisée via les indicateurs de performance.

L'analyse de la performance brute, telle que réalisée dans nos travaux a été conduite sur une population d'étude bien particulière : des jeunes garçons de très bon niveau. Cette population d'étude, bien que très réduite (9 joueurs pour rappel), ne couvre pas un spectre suffisamment large en termes de niveau de jeu pour déceler des tendances généralisables. Malgré un panel de joueurs aux profils similaires, les indicateurs de performances permettent d'identifier les faiblesses et forces des jeunes garçons. La reproduction de cette étude sur des sujets féminins serait complémentaire, mais également difficile à mettre en place car les joueuses sont moins nombreuses dans les pôles de formation. La comparaison des signatures techniques de population similaires H/F en termes de classement et d'âge serait très intéressant scientifiquement pour évaluer les différences dans la performance des pratiquants.

Cependant, au sein même de notre population d'étude retenue, l'âge peut créer des « décalages » dans la performance. De récents travaux sur la remédiation de l'effet de l'âge sur les performances font apparaître de nombreuses méthodes pour palier à ce facteur qui, à l'âge adolescent peut créer des grands écarts entre les joueurs. Une extension de nos travaux en appliquant des correctifs similaires pourrait faire apparaître de nouvelles tendances et fournir des analyses plus justes.

La détection de l'état de fatigue du joueur basé sur les mesures

Enfin, le travail de détection de la fatigue, bien que présenté comme objectif final a pu être réalisé une fois l'ensemble des données labélisées « *fatigue* » obtenues. Ces travaux montrent que la mesure de signaux intrinsèques et propres à la gestuelle sont empreints de la fatigue humaine. Le résultat notable de ce travail est la possibilité d'utiliser les signaux de la raquette pour obtenir l'état de fatigue d'un joueur. Ce qui n'était pas le cas jusqu'à maintenant dans la littérature scientifique.

Une amélioration des modèles est également possible, notamment par une optimisation des hyperparamètres plus poussée que celle réalisée ici (couteuse en temps). Un travail non négligeable sur une méthodologie de détermination de l'influence de fatigue mentale et ou neuromusculaire lors des phases de jeu semble crucial pour le futur. Une identification mesurée des phénomènes perturbateurs prépondérants est capitale pour travailler les forces et faiblesses d'un joueur pour permettre la personnalisation des entraînements. A ce niveau-là, un verrou scientifique est à faire sauter.

Un des freins techniques à l'emploi de tels modèles est l'implémentation dans des systèmes embarqués de manière peu gourmande en ressources (mémoire, temps de calcul et énergie). Même s'il est à noter que de nombreux support hardware (carte de développement style *Arduino*© notamment) commencent à fleurir pour des utilisation grand public.

Le déploiement des algorithmes de suivi de l'état du joueur devrait être testés en ligne afin de donner des informations aux coachs au cours d'une session de jeu. Ces modèles ne sont en aucun cas décisionnaires, ils doivent être considérés comme des ressources sur lesquelles les coachs peuvent s'appuyer afin de mener leurs joueurs à la victoire. Une appréhension des coachs est à surmonter afin de démocratiser ces outils et les améliorer.

D'une manière générale, cette détection de la fatigue par nos outils à vocation de susciter la curiosité du joueur et le questionner sur son ressenti notamment lors de la réalisation de sa gestuelle. La prise de conscience du joueur par lui-même qu'il est en état de fatigue (physique ou mentale) est un premier pas vers l'amélioration de la robustesse du joueur. Cette robustesse pourrait se développer en développant une boucle de rétroaction venant compenser les effets de la fatigue chez un individu. De nombreuses techniques et pratiques pourraient être utilisées et sont encore à définir.

Perspectives

Les perspectives qu'ouvrent ses travaux sont multiples dans le domaine sportif comme en dehors. Naturellement, une transposition des modèles à différents sports de raquette tels que le tennis, badminton, squash ou padel est envisageable. Cela nécessiterait un nouveau travail d'identification des paramètres de performance mais également de l'instrumentation associée. Un tel travail devrait être mené conjointement avec le coaching staff des sportifs en question. Ces derniers, de par leurs expériences pourraient souligner la sensibilité de certains paramètres de jeu dans ces sports.

Bien plus éloigné des gymnases, une transposition de nos travaux semble possible au milieu industriel, non plus pour la caractérisation de la performance mais celui du rendement. Dans la conception de l'usine du futur (usine 4.0 pour reprendre les termes en vogue) le monitoring des flux et de données est réalisé en continu afin de pouvoir suivre l'état d'un site de production à l'instant T.

Une instrumentation de divers instruments et outils utilisés par les ouvriers pourrait, comme dans notre cas permettre d'établir une gestuelle de référence. A partir de celle-ci, une détection de l'état de fatigue, ou anomalie pourrait être réalisée et préserver la santé du personnel en cas de fatigue avérée. Dans une optique d'adaptation de la charge de travail, un changement de poste moins sollicitant pourrait être envisagé. Toujours dans un autre domaine, des applications liées à la défense pourraient être envisageable.

VI. Annexes

I.28. Chapitre 1 : Calibration des capteurs de pression

Le montage de ces capteurs résistifs est simple à mettre en œuvre, puisqu'une fois placés dans un montage dit « pont diviseur de tension » (visible en Figure 166), il est possible d'avoir une mesure directe sur une plage connue en fonction de la tension d'alimentation V_{dd} et de la valeur de la résistance R_1 .

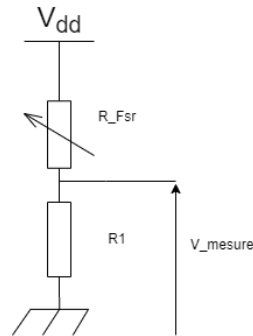


Figure 166-Montage des capteurs FSR

La tension mesurée est alors donnée par l'équation suivante :

$$V_{mesure} = V_{dd} * \frac{R_1}{R_1 + R_{FSR}}$$

Avec V_{dd} la tension d'alimentation du circuit en volts (V), R_{FSR} la résistance équivalente du circuit en ohm (Ω)

Un dispositif expérimental a été développé afin de faciliter l'étape de calibration pour chaque capteur présent dans la raquette (quatre au total). Les capteurs à calibrer sont ceux présents sur le manche et sur le bois au niveau de la pince du joueur, la raquette est symétrique. Le dispositif expérimental (Figure 167 et Figure 168), est une plaque qui, une fois superposée sur la raquette est alignée sur les capteurs de pressions en différents points de mesure. Ces derniers seront nommés de la manière suivante :

- $H_x \rightarrow$ Capteur horizontal
- $V_x \rightarrow$ Capteur vertical

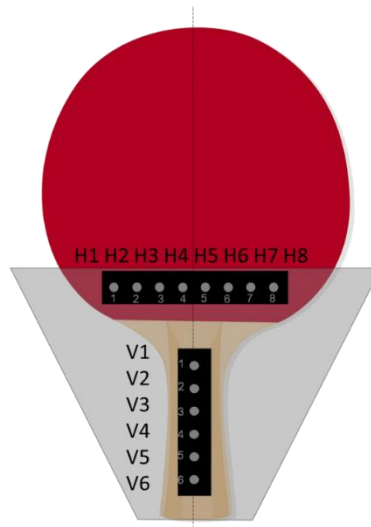


Figure 167-Dispositif de calibration des capteurs

La méthodologie utilisée consiste à venir appliquer différentes masses en différents points (H_x, V_x) tout le long d'un capteur, et de le faire pour les quatre. De cette façon, il est possible d'estimer la pression appliquée sur le capteur.

Soit F , la force appliquée en Newton (N), m la masse du poids en kilogrammes (kg) et g l'accélération de la pesanteur en $m.s^{-2}$ avec $g=9.81 m.s^{-2}$. La pression appliquée s'écrit alors :

$$P = \frac{F}{S} = \frac{mg}{S} = \frac{ma}{\pi r^2}$$

Avec P la pression en bar (bar), S la section d'appui circulaire (m^2) et r le rayon de la surface d'appui (m).

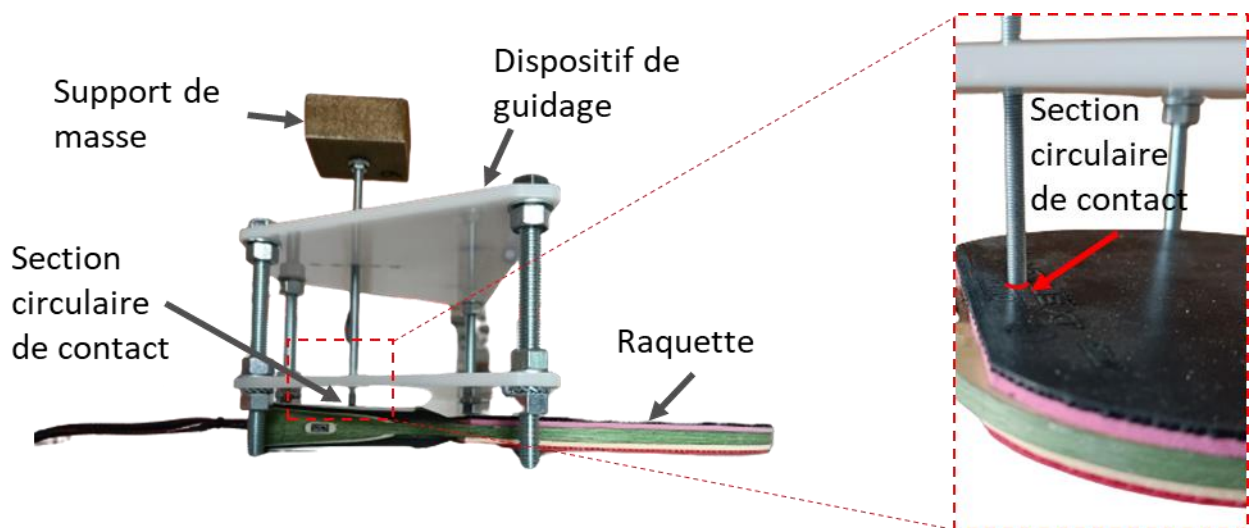


Figure 168-Vue de coupe de l'étalonnage

Cette étude nous permet également de valider le comportement du capteur et de déterminer des zones sensibles sur la longueur du capteur. Le comportement mesuré pour un capteur est visible en Figure 169.

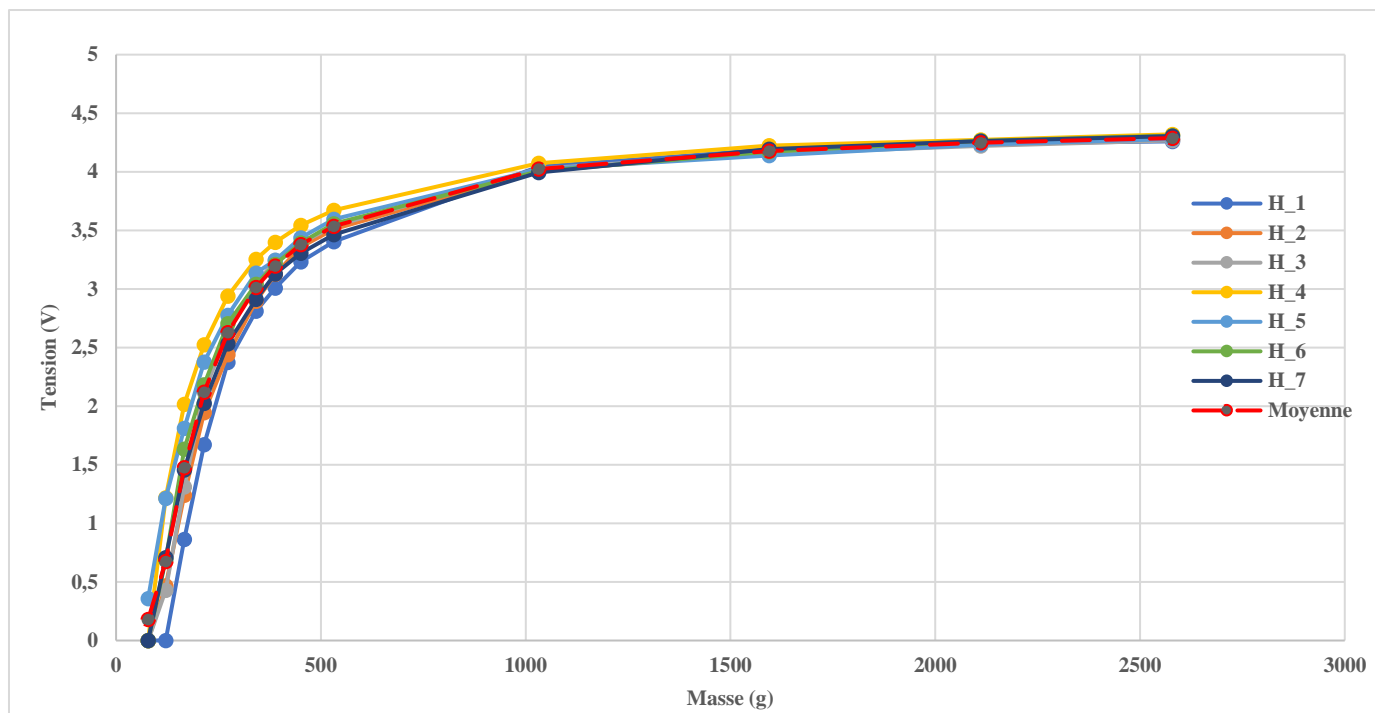


Figure 169-Relation masse-tension $U(m)$ sur un capteur de pince

On note un comportement fortement non linéaire avec saturation des capteurs en fonction de la masse appliquée. Afin d'obtenir une courbe étalon similaire aux données mesurées, on décide de modéliser le comportement d'un capteur par l'équation suivante :

$$U(m) = K2 \left(1 - \exp\left(-\frac{m}{K1}\right) \right)$$

Avec m la masse appliquée et $K1$, $K2$ des constantes. Dans le but de recalibrer la courbe et la faire passer par l'origine, les constantes $K1$ et $K2$ ont été optimisées à l'aide d'un solveur. L'objectif était de minimiser un critère $J(K1, K2)$, en considérant les valeurs de $K1$ et $K2$ dans la plage $[0 ; +\infty]$.

Les courbes recalibrées sont visible en Figure 170. Après optimisation, les modèles sont mieux adaptés aux données et retranscrivent la même dynamique que les mesures, tout en étant recalé sur le point $\{0,0\}$.

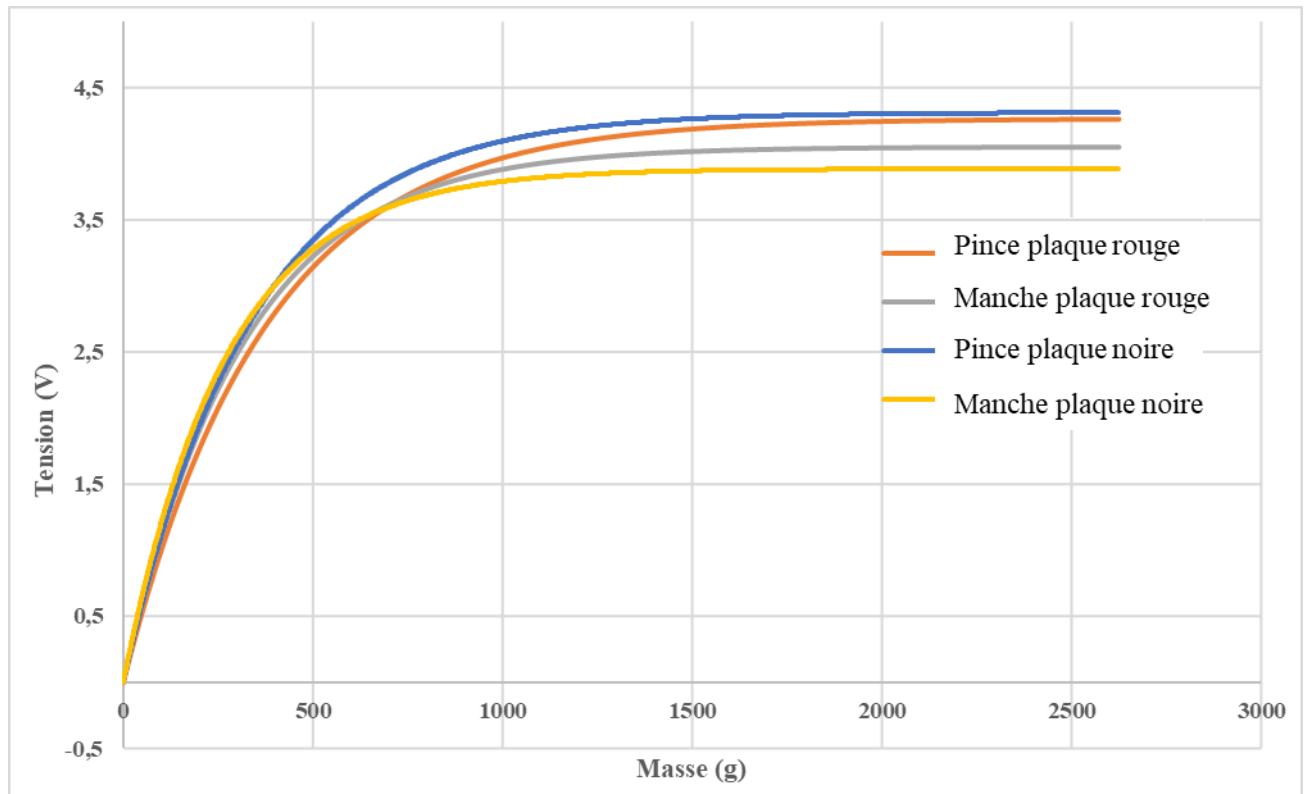


Figure 170-Modèles recalibrés $U(m)$ pour les quatre capteurs de pression

Dans le cas pratique de nos mesures, une tension sera mesurée. Le modèle proposé sera donc fonction de cette mesure directe tension vers une valeur de pression. Elle sera exprimée comme présentée ci-dessous.

$$P(V) = -K1 \ln\left(\left(-\frac{V}{K2}\right) + 1\right)$$

La Table 33 permet de résumer les valeurs des constantes obtenues par le solveur après optimisation. La Figure 171 montre le modèle final et la relation $U(p)$.

Mesure	$K1$	$K2$
Capteur manche plaque rouge	314.88	4.05
Capteur manche plaque noir	269.03	3.88
Capteur pince plaque noir	333.90	4.31
Capteur pince plaque rouge	374.88	4.26

Table 33-Valeurs des constantes $K1$ et $K2$ pour l'étalonnage des capteurs

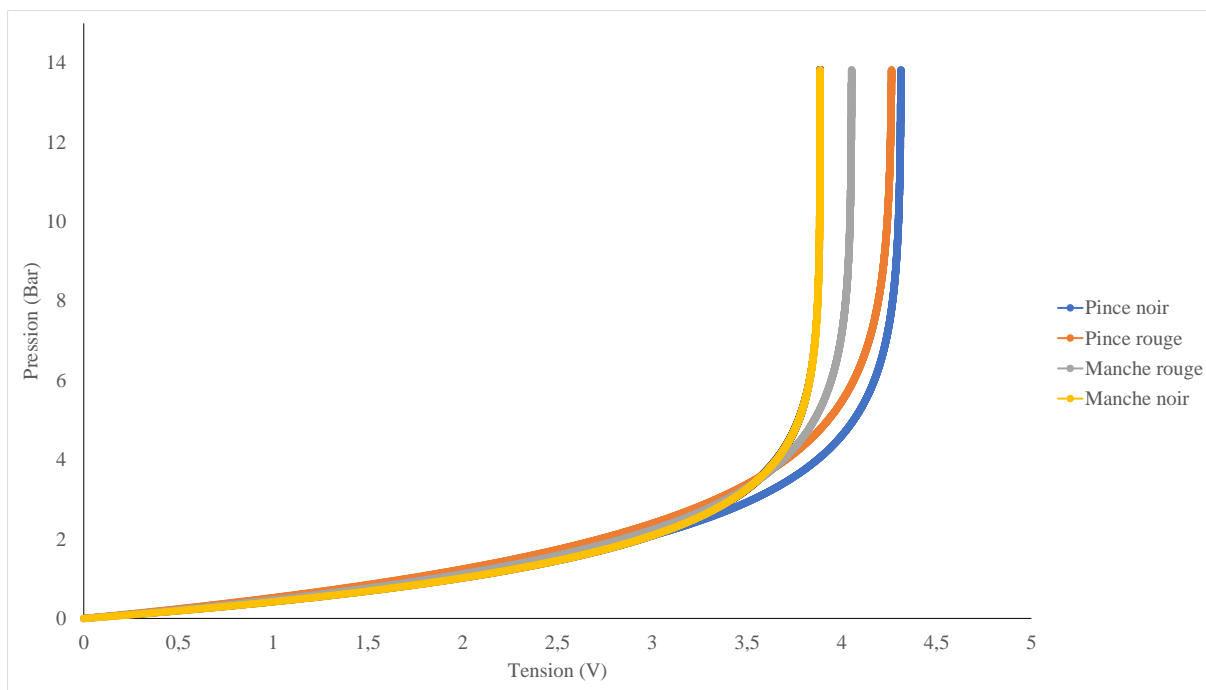
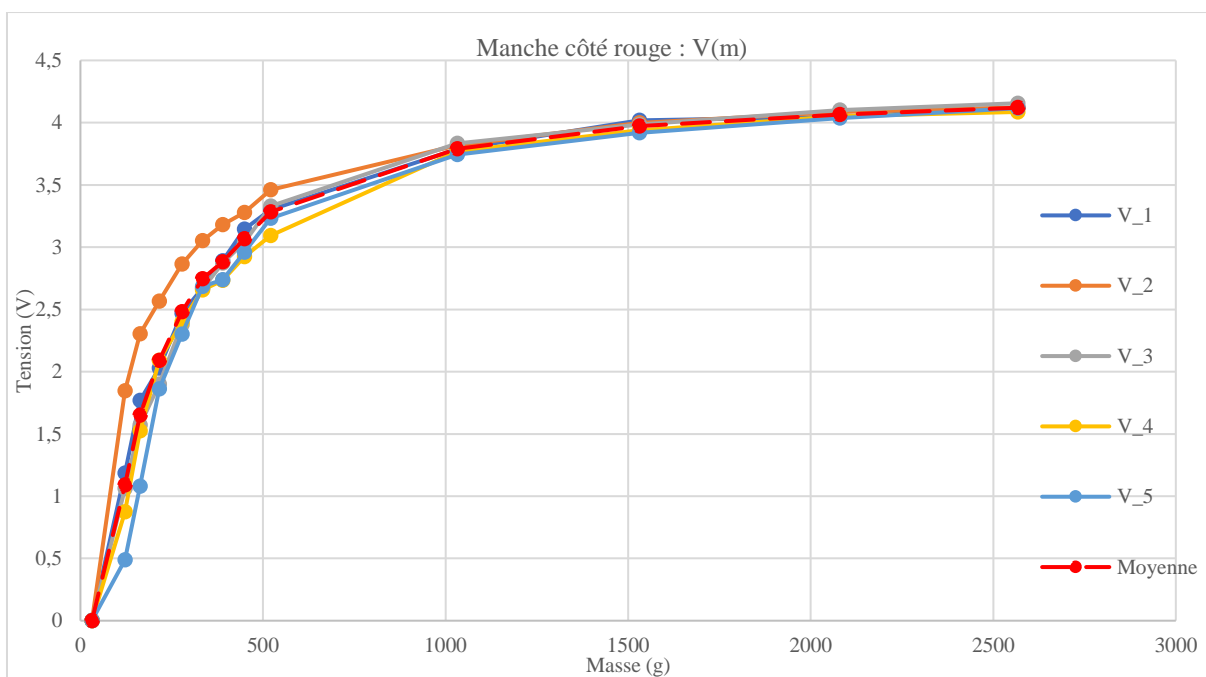
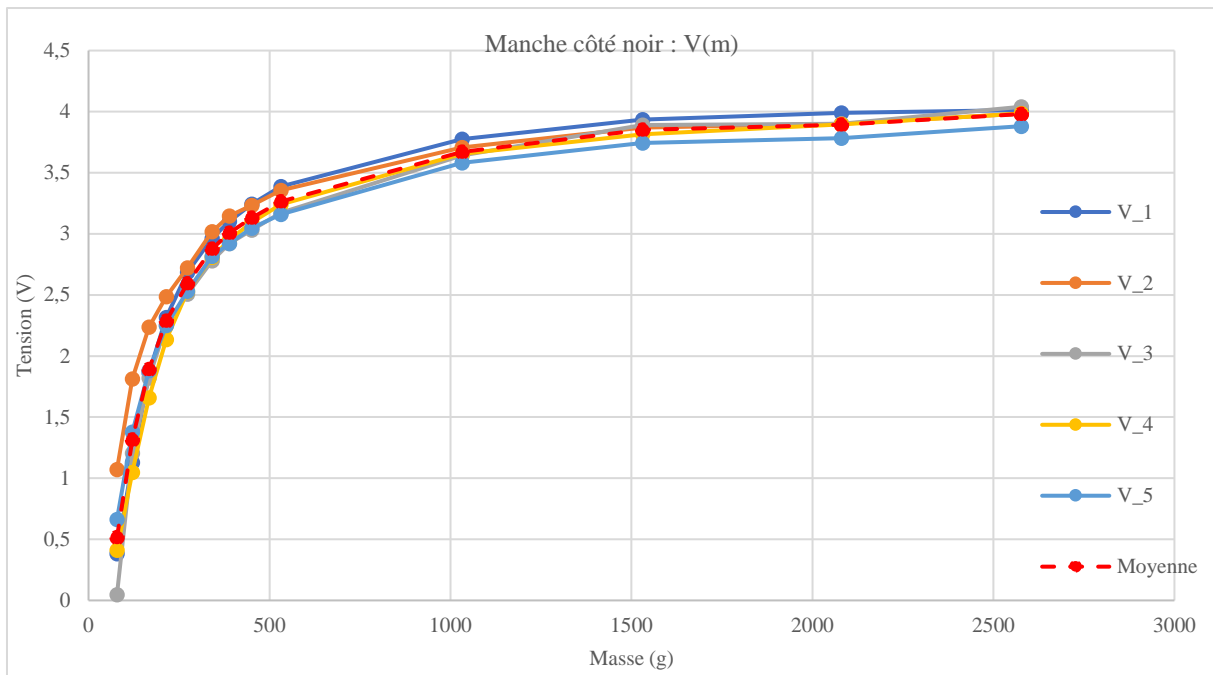


Figure 171-Etalonnage $P(U)$ pour les quatre capteurs





I.29. Chapitre 1 : Détail du calcul de trilatération

On pose $M_1 = r_a - r_b = v. [t_a - t_b]$ et $M_2 = r_c - r_a = v. [t_c - t_a]$, on a alors :

$$r_b = r_a - M_1$$

$$r_c = M_2 - r_a$$

Equation de sphères :

Avec les équations de sphères, le système suivant peut être posé :

$$\begin{aligned} r_a^2 &= (x - x_a)^2 + (y - y_a)^2 + (z - z_a)^2 \\ (r_a - M_1)^2 &= (x - x_b)^2 + (y - y_b)^2 + (z - z_b)^2 \\ (M_2 - r_a)^2 &= (x - x_c)^2 + (y - y_c)^2 + (z - z_c)^2 \end{aligned}$$

Et en définissant le référentiel tel que sa base se situe sur la surface de la table, on décide alors que $z = 0$, il reste donc les trois inconnues r_a , x et y . Il s'agit alors d'un système homogène.

	$r_a^2 = x^2 + y^2 - 2xx_a - 2yy_a + x_a^2 + y_a^2 + z_a^2$	(III-4)
	$(r_a - M_1)^2 = x^2 + y^2 - 2xx_b - 2yy_b + x_b^2 + y_b^2 + z_b^2$	(III-5)
	$(M_2 - r_a)^2 = x^2 + y^2 - 2xx_c - 2yy_c + x_c^2 + y_c^2 + z_c^2$	(III-6)

On définit la notation :

$$A = x_a^2 + y_a^2 + z_a^2$$

$$B = x_b^2 + y_b^2 + z_b^2$$

$$C = x_c^2 + y_c^2 + z_c^2$$

La soustraction de l'équation III.4 par III.5 et respectivement III.5 par III.6 mène à :

$$\begin{aligned} r_a^2 - (r_a - M_1)^2 &= -2x(x_a - x_b) - 2y(y_a - y_b) + A - B \\ (r_a - M_1)^2 - (M_2 - r_a)^2 &= -2x(x_b - x_c) - 2y(y_b - y_c) + B - C \end{aligned}$$

On note alors :

$$\alpha = 2(x_b - x_a)$$

$$\beta = 2(y_b - y_a)$$

$$\delta = 2(x_c - x_b)$$

$$\epsilon = 2(y_c - y_b)$$

$$\gamma = 2r_a M_1 - M_1^2 + B - A$$

$$\rho = M_1^2 - M_2^2 - 2r_a(M_1 + M_2) + C - B$$

On peut alors réécrire les équations avec ces nouvelles notations :

$$\alpha x + \beta y = \gamma$$

$$\delta x + \epsilon y = \rho$$

D'où :

$$x = \frac{\gamma}{\alpha} - \frac{\beta}{\alpha} y$$

$$y = \frac{\alpha\rho - \gamma\delta}{\alpha\epsilon - \beta\delta}$$

Avec γ et ρ en fonction de r_a en introduisant les notations :

$$C_1 = \frac{1}{\alpha} + \frac{\beta\delta}{\alpha(\alpha\epsilon - \beta\delta)}$$

$$C_2 = -\frac{\beta}{\alpha\epsilon - \beta\delta}$$

$$C_3 = -x_a$$

$$C_4 = -\frac{\delta}{\alpha\epsilon - \beta\delta}$$

$$C_5 = -\frac{\alpha}{\alpha\epsilon - \beta\delta}$$

$$C_6 = -y_a$$

On peut écrire :

$$x - x_a = \gamma C_1 + \rho C_2 + C_3$$

$$y - y_a = \gamma C_4 + \rho C_5 + C_6$$

De plus en notant :

$$K_1 = 2M_1 C_1 - 2(M_1 + M_2) C_2$$

$$K_2 = (B - A - M_1^2) C_1 + (C - B + M_1^2 - M_2^2) C_2 + C_3$$

$$K_3 = 2M_1 C_4 - 2(M_1 + M_2) C_5$$

$$K_4 = (B - A - M_1^2) C_4 + (C - B + M_1^2 - M_2^2) C_5 + C_6$$

Le système peut s'écrire :

$$x - x_a = r_a K_1 + K_2$$

$$y - y_a = r_a K_3 + K_4$$

Enfin, avec la notation on pose :

$$D = 1 - K_1^2 - K_3$$

$$E = -2(K_1K_2 - K_3K_4)$$

$$F = -K_2^2 - K_4^2 - z_a^2$$

On retrouve alors une équation du second degré qui mène à une solution unique :

$$Dr_a^2 + Er_a + F = 0 \Leftrightarrow r_a = \frac{-E + \sqrt{E^2 - 4DF}}{2D}$$

Ainsi à partir de r_a , il est possible de déduire les constantes ρ et γ . Il est alors possible de retrouver la position (x_i, y_i) du point d'impact pour un jeu de triplet de microphone.

I.30. Chapitre 3 : Mesures des joueurs

Cette partie contient les mesures :

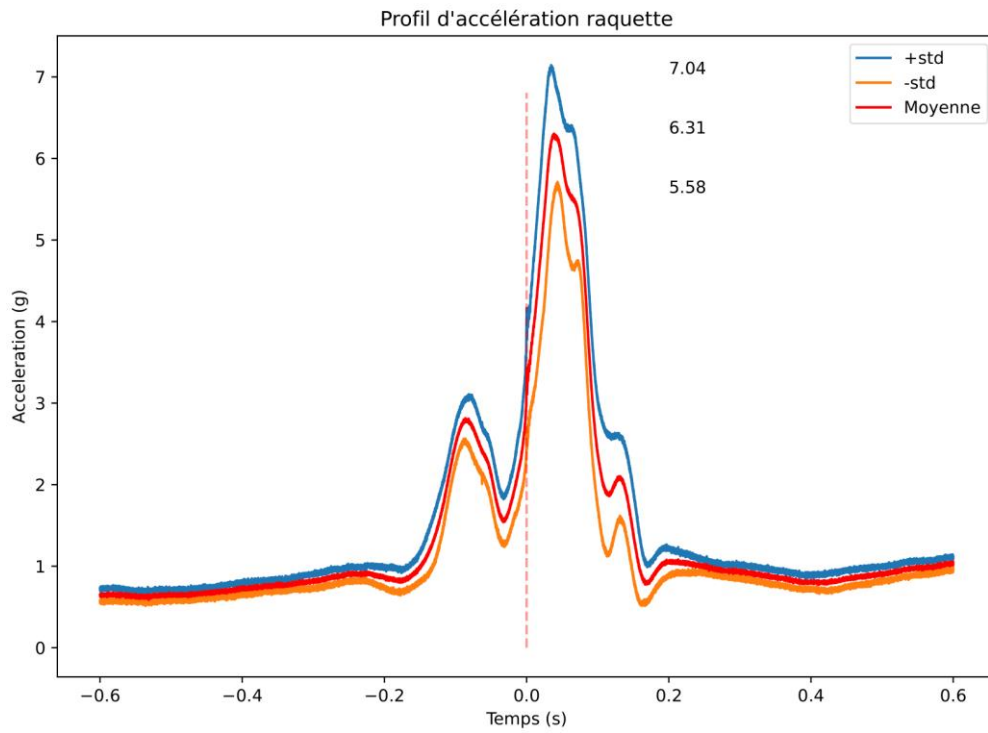
- Des exercices 3 & 4 du joueur n°5
- Des exercices 1,2,3 & 4 du joueur n°8

Les mesures des différents joueurs issus des campagnes de mesures sont disponibles sur demande en matériel supplémentaire.

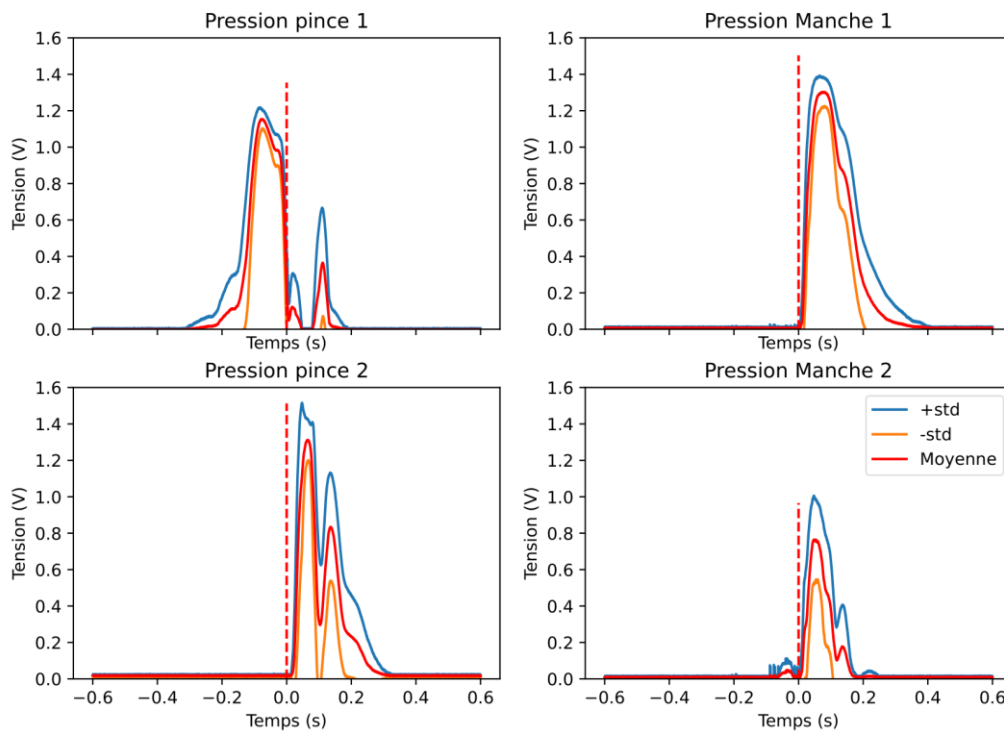
Rapport d'analyse : Joueur n° 5
exo4
Controle pre.



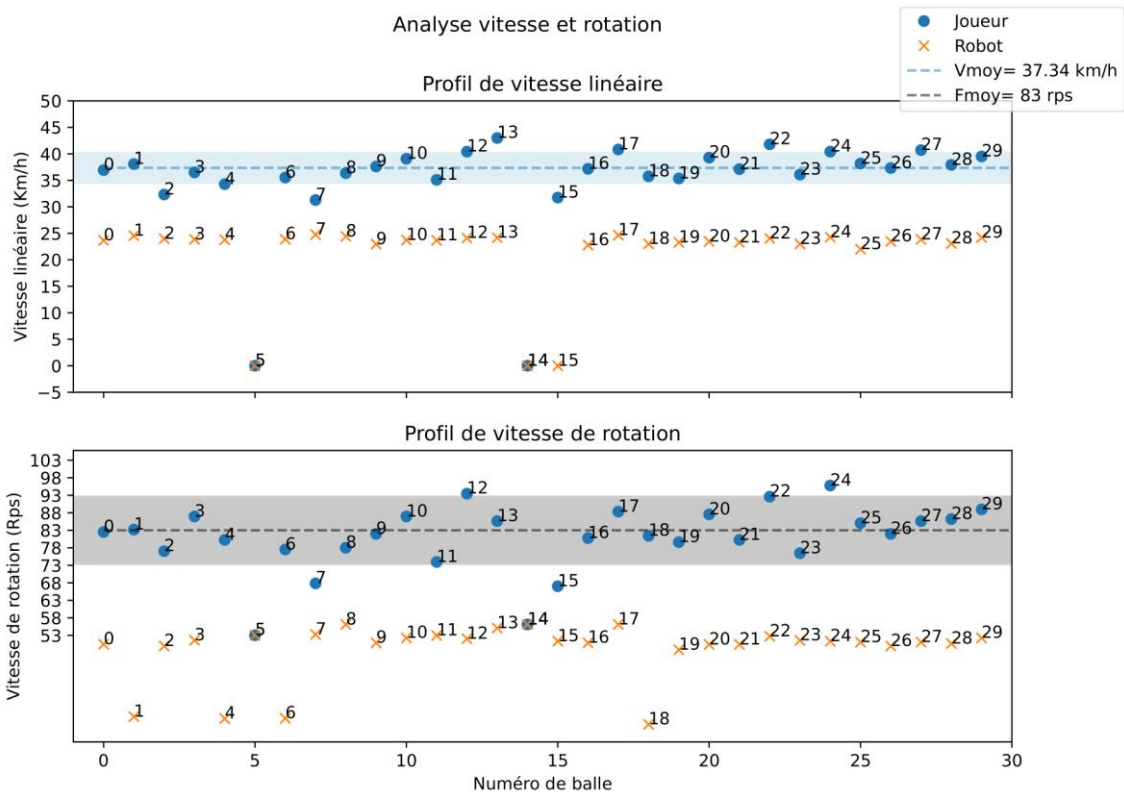
GEPEA
UMR CNRS 6144

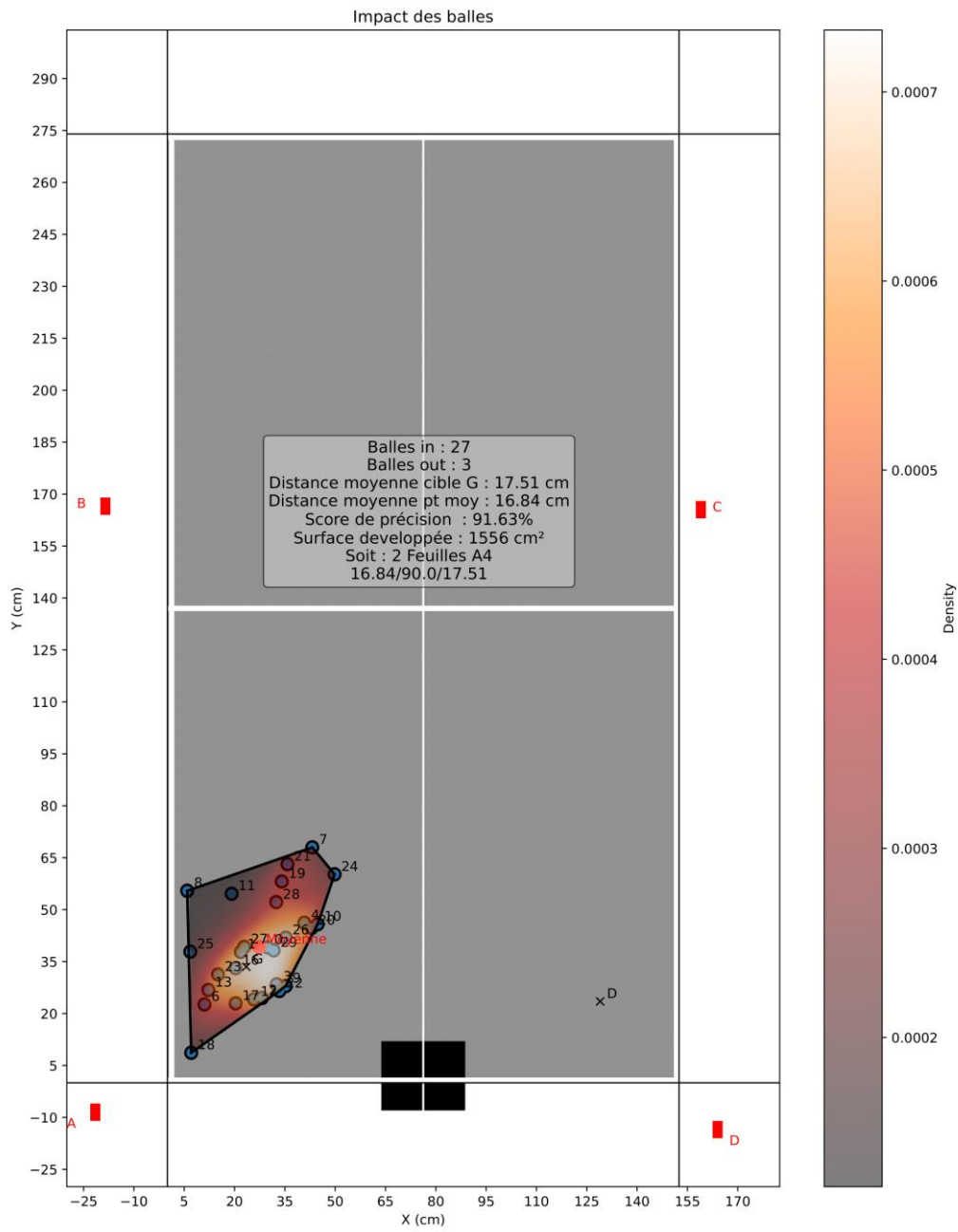


Profil en pression



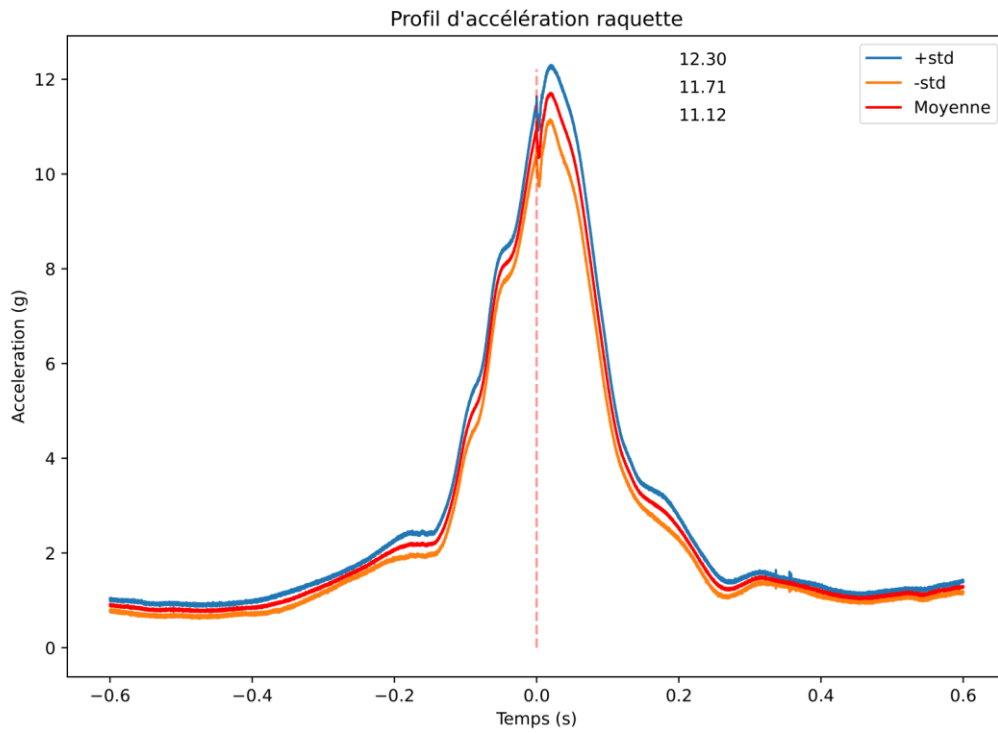
Analyse vitesse et rotation



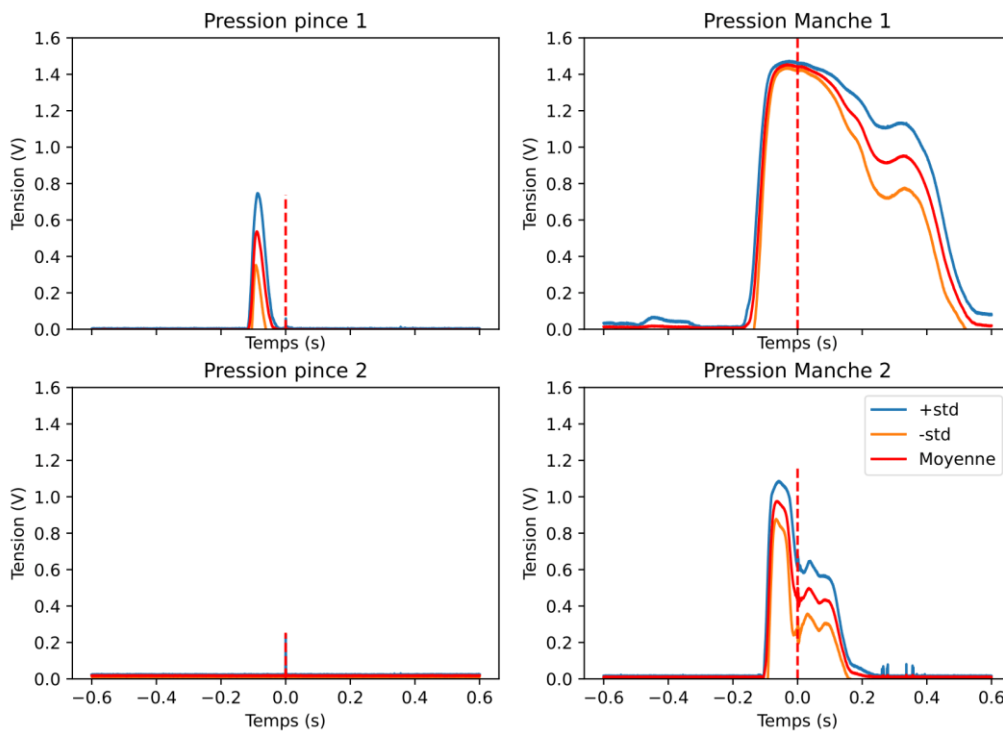


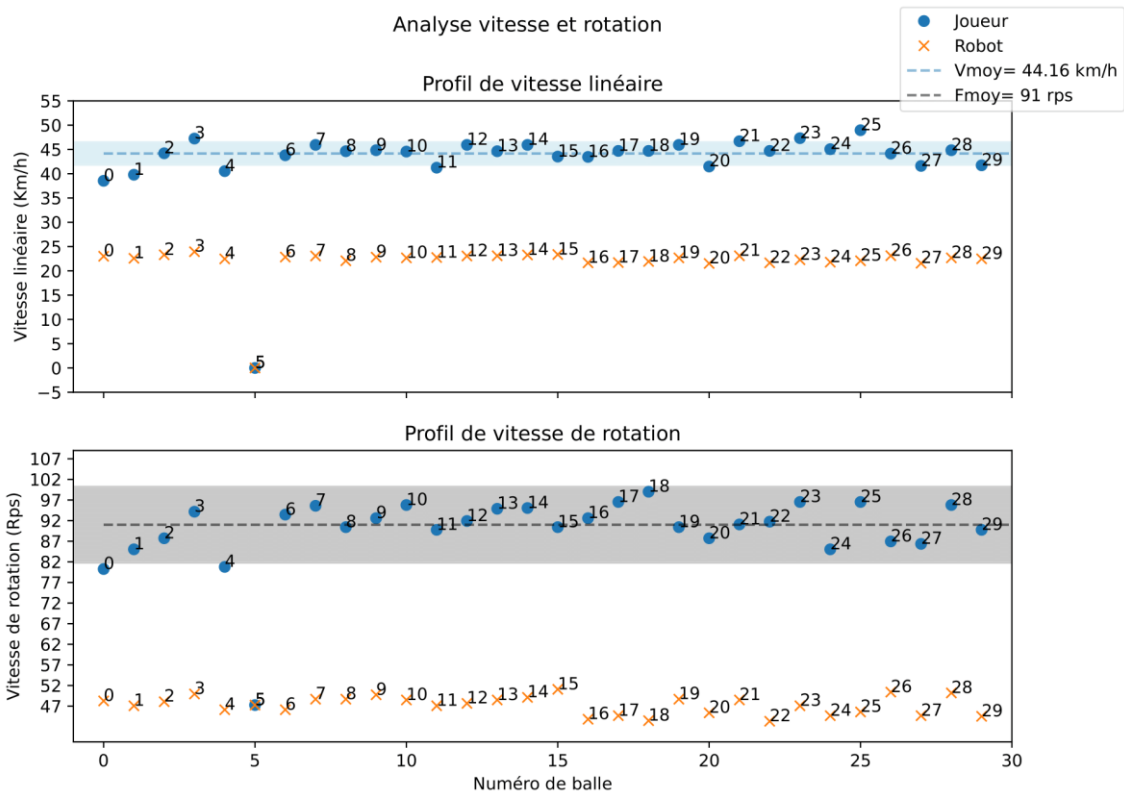
Rapport d'analyse : Joueur n° 5
exo3
Contrôle pre.

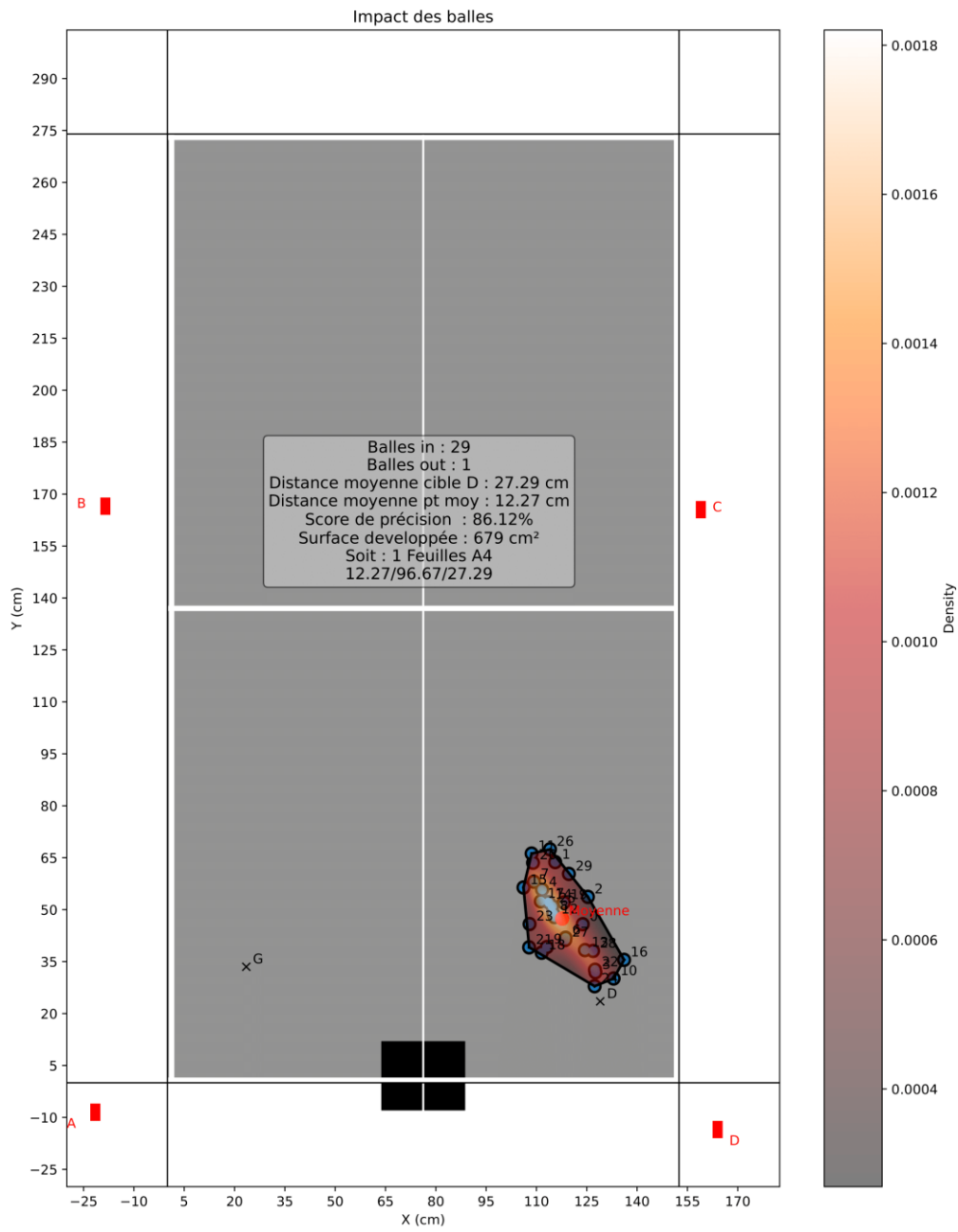




Profil en pression

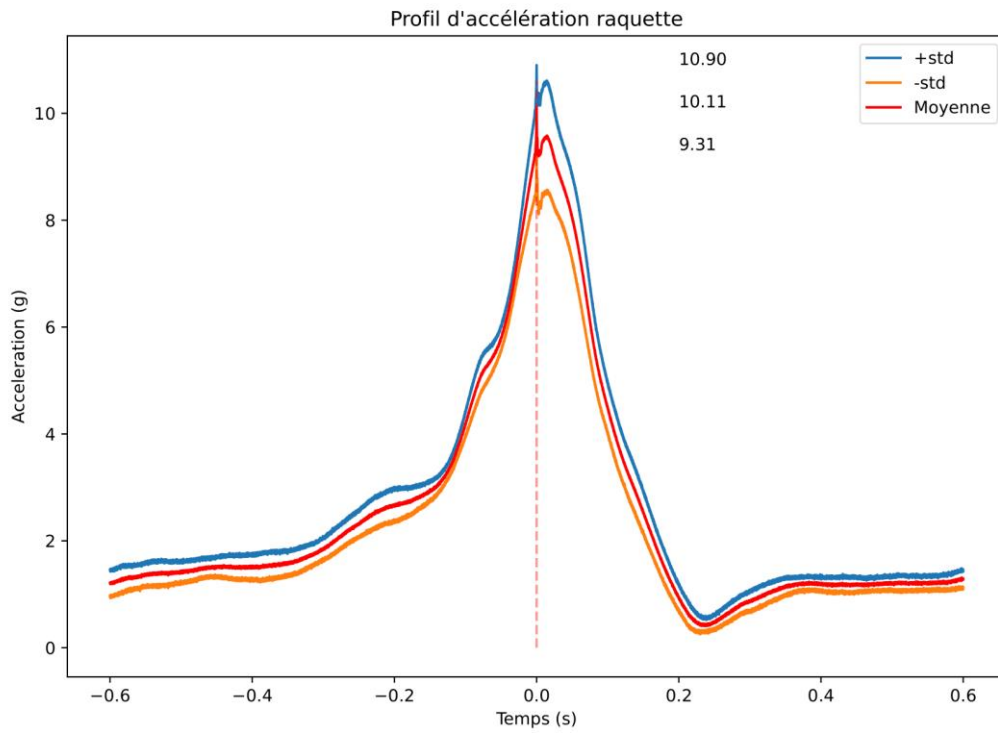




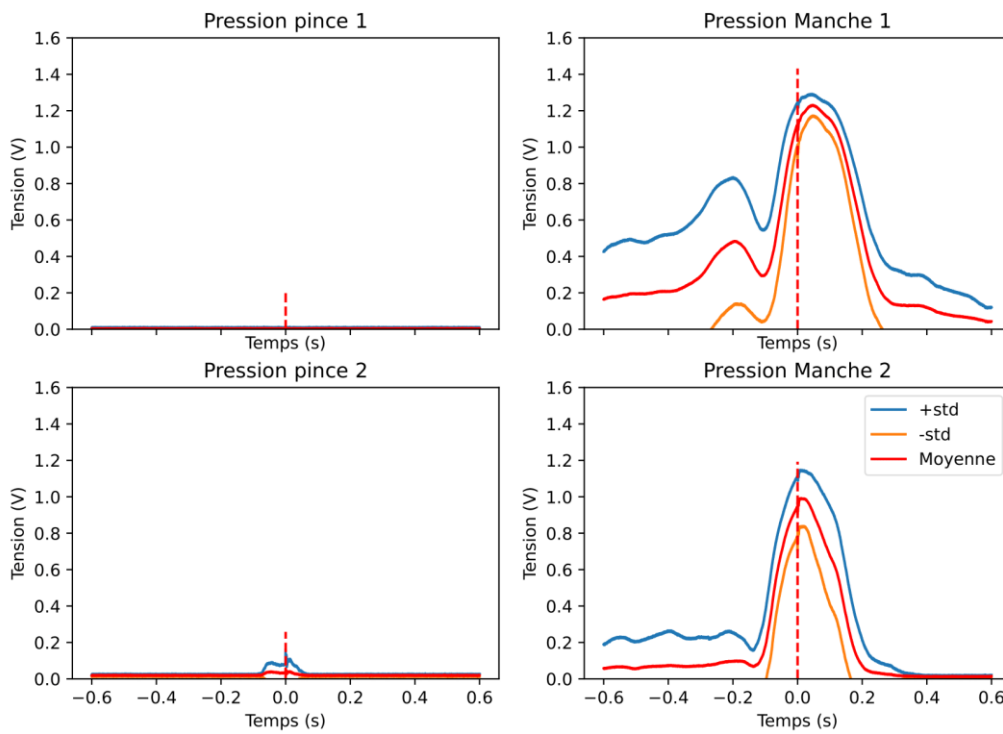


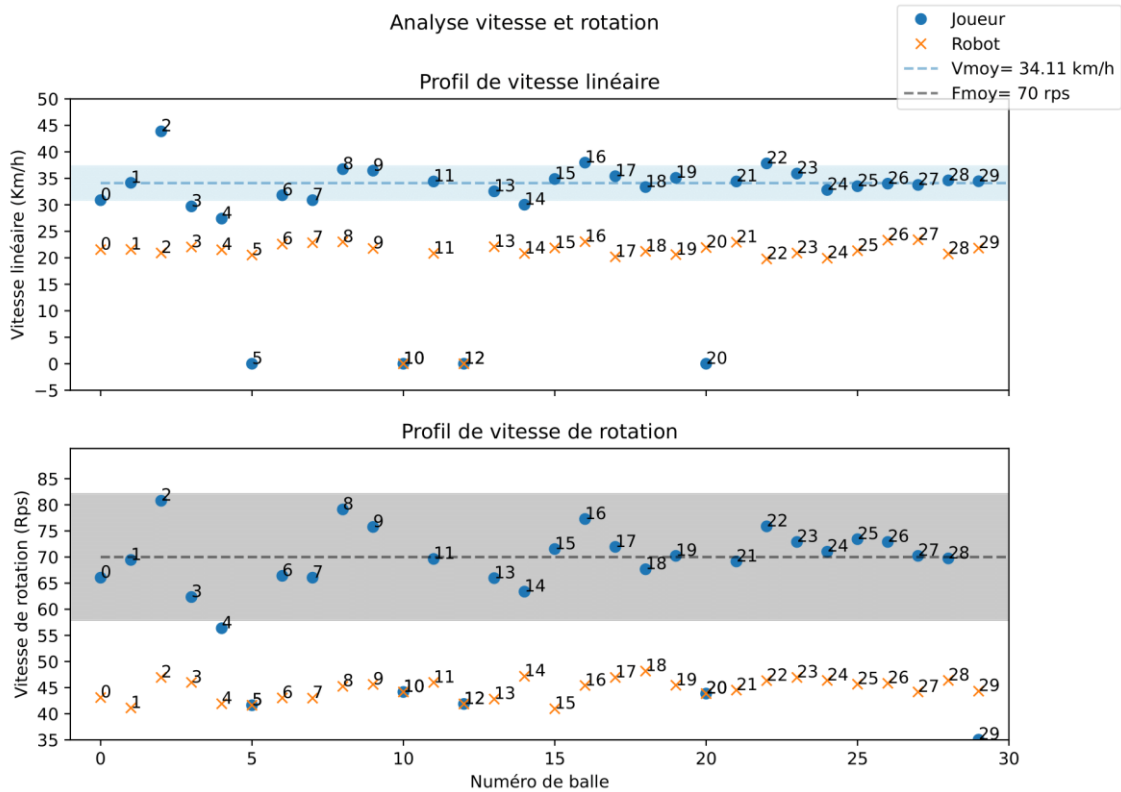
Rapport d'analyse : Joueur n° 8
exo1
Controle pre.

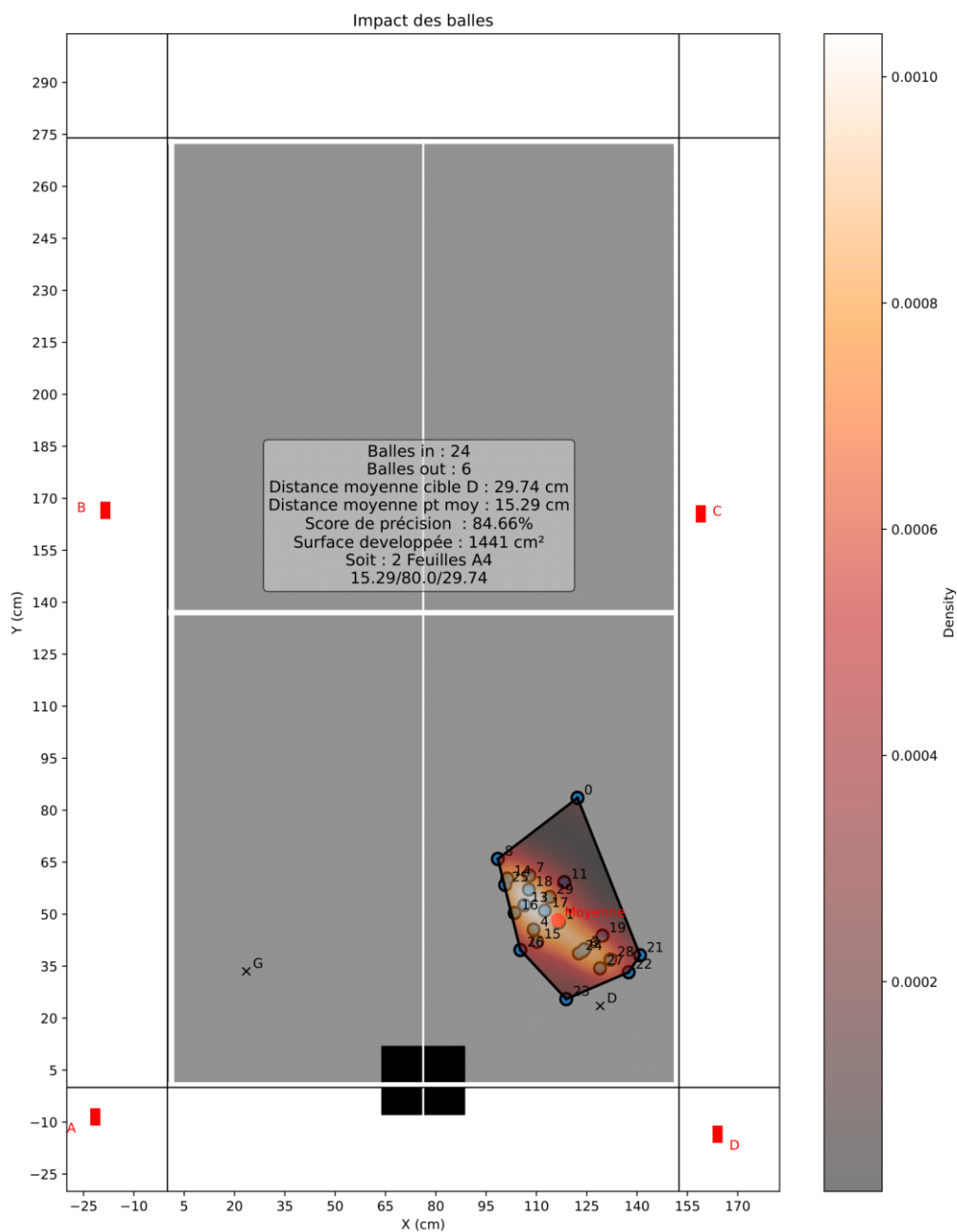




Profil en pression



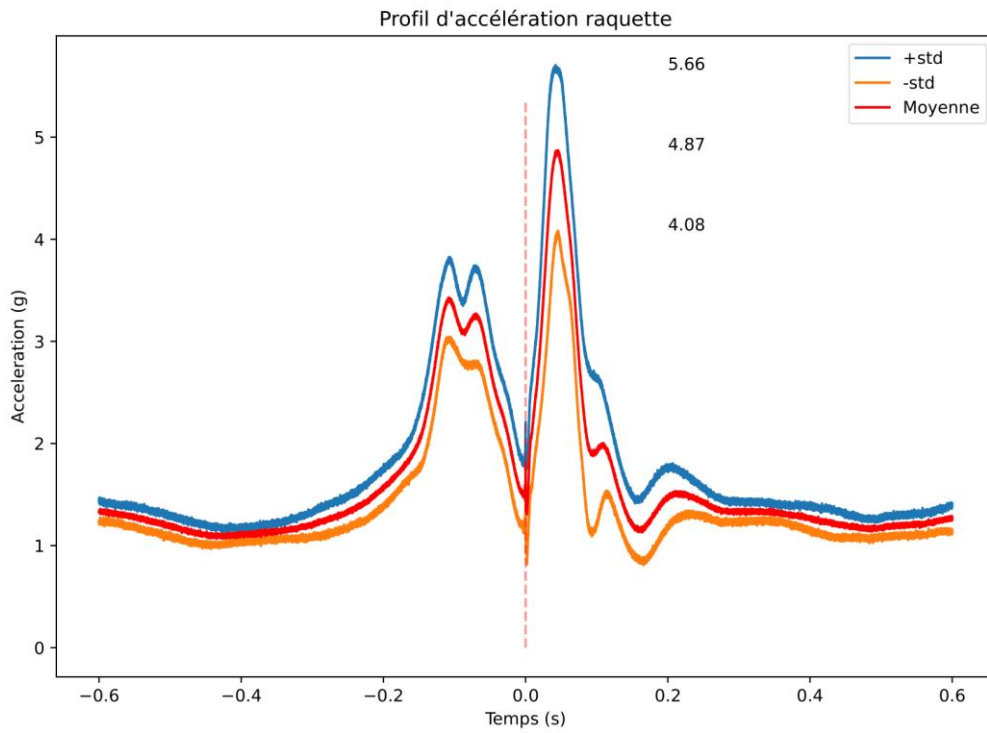




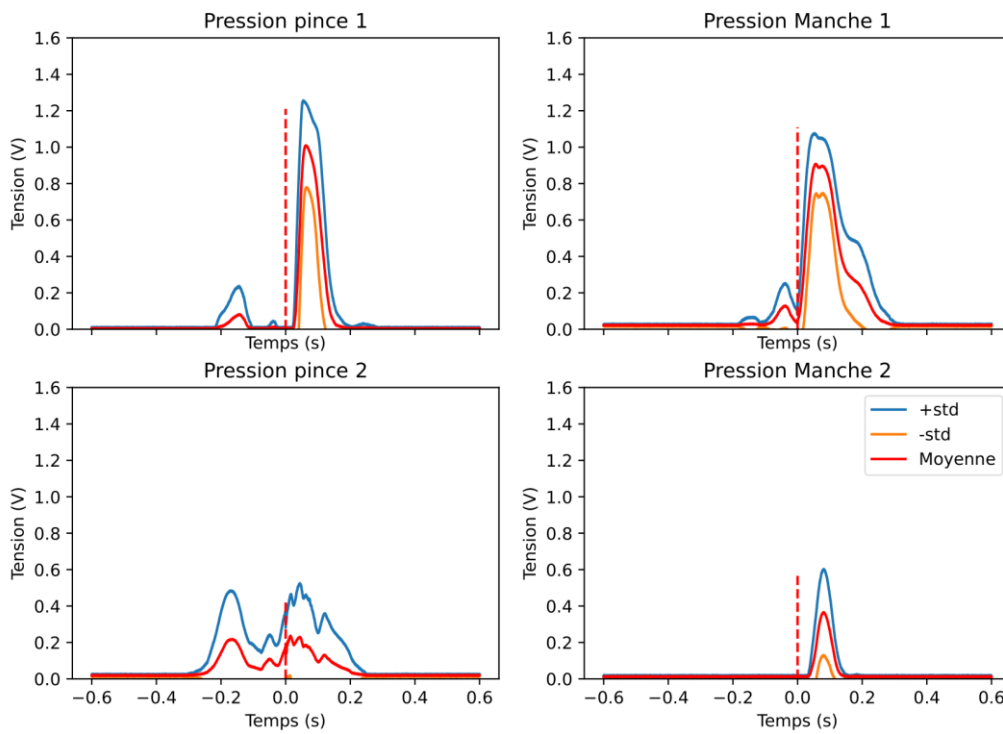
Rapport d'analyse : Joueur n° 8
exo4
Controle pre.

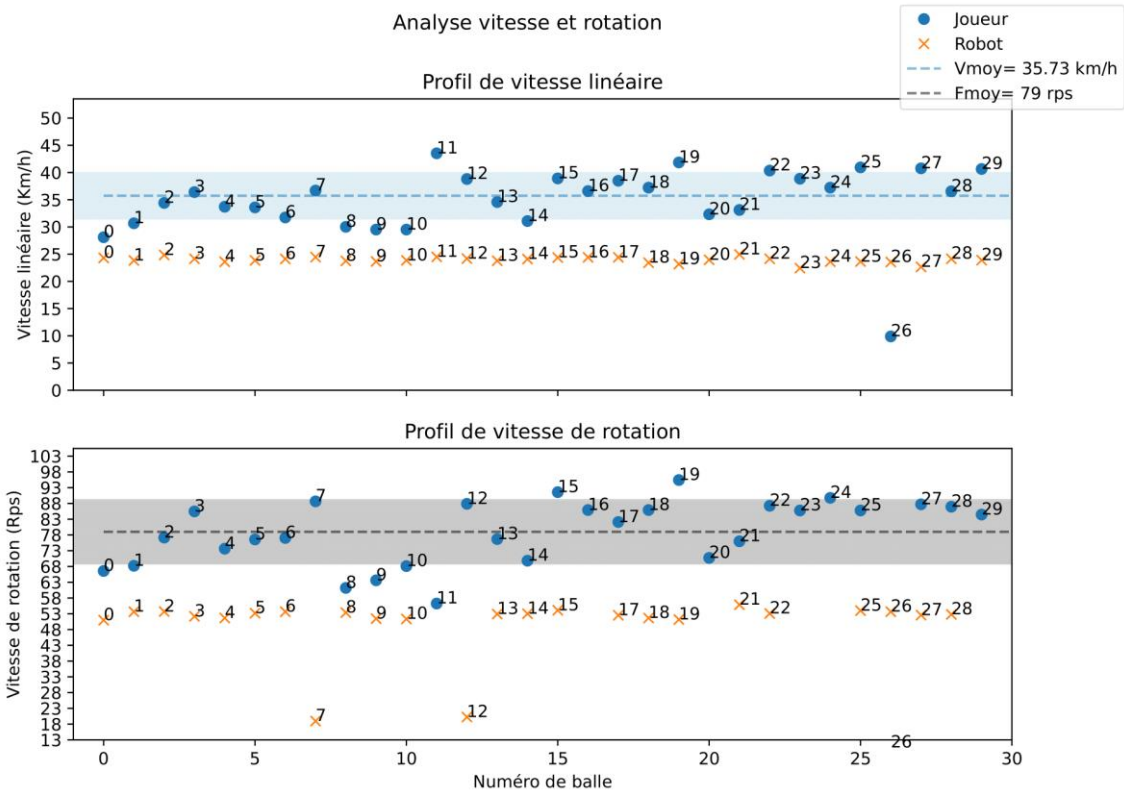


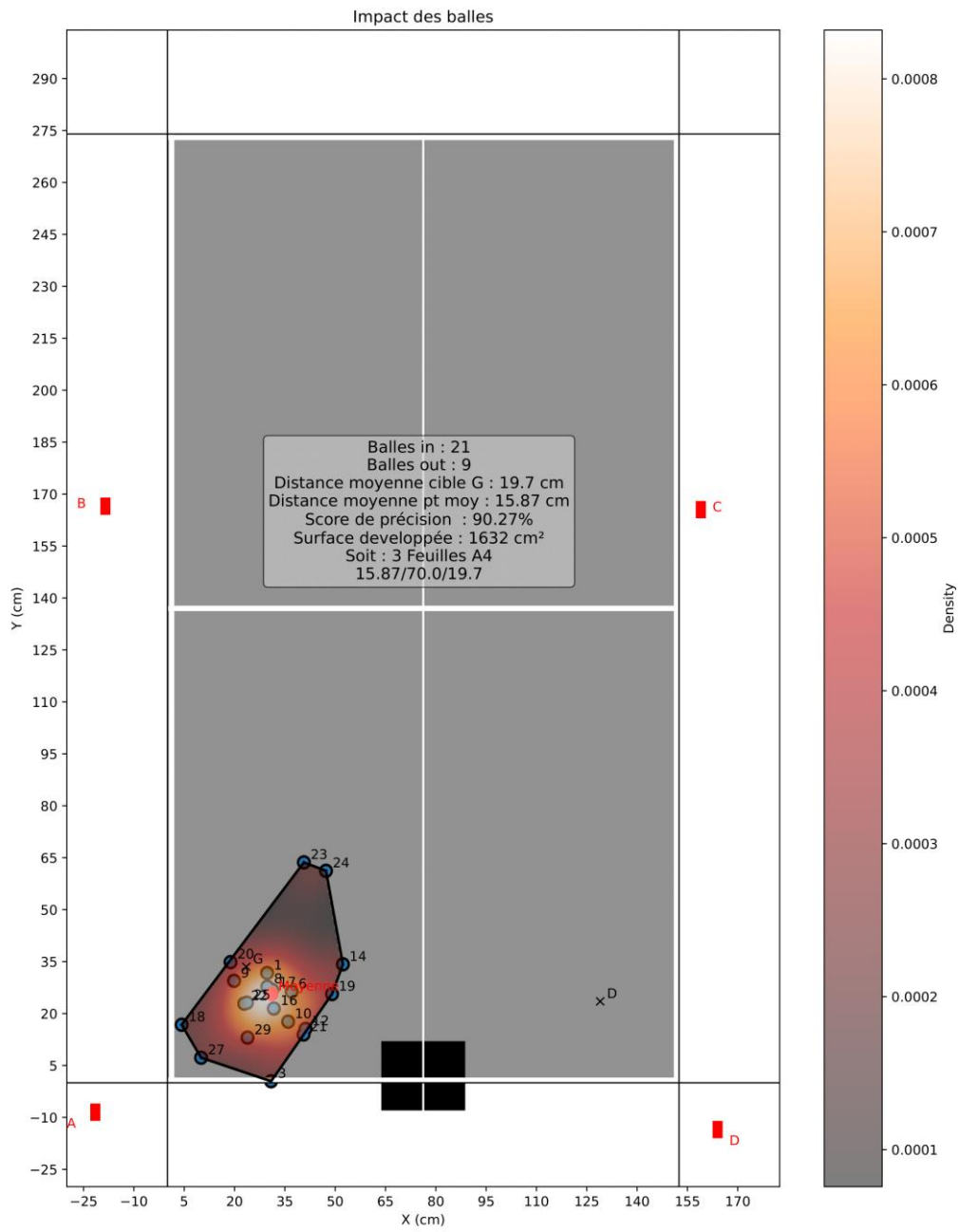
GEPEA
UMR CNRS 6144



Profil en pression



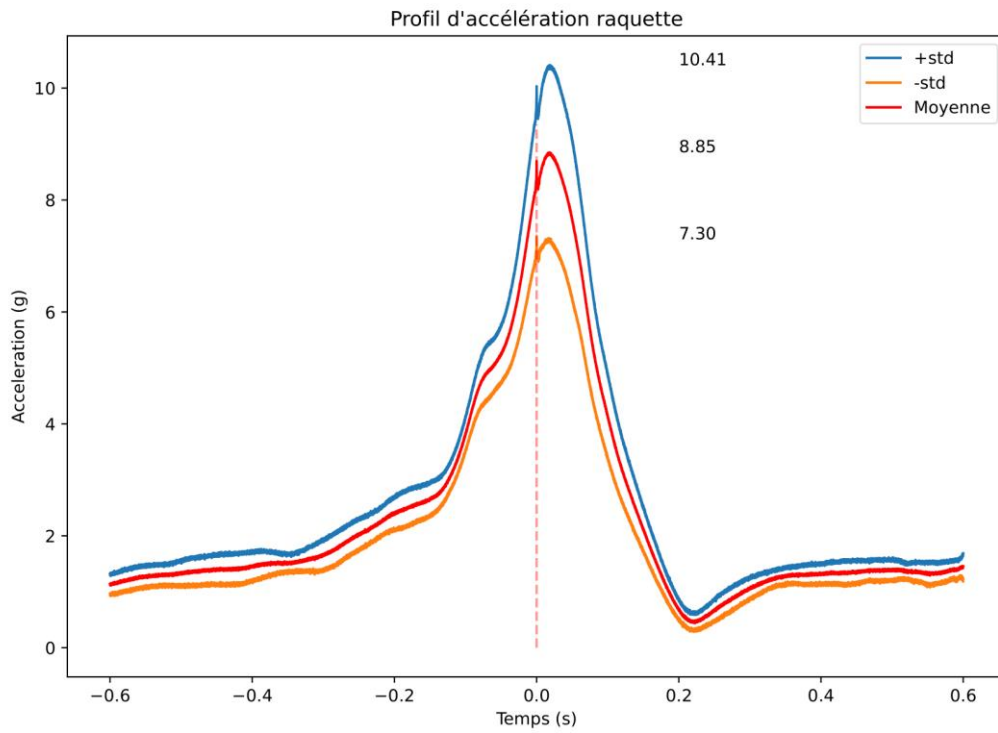




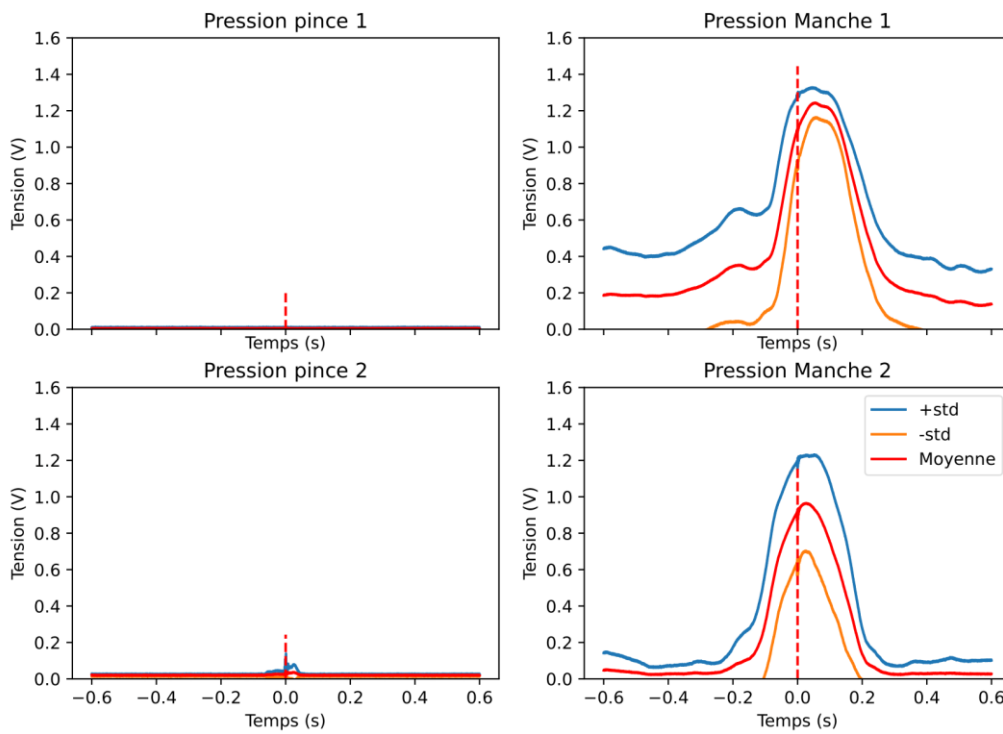
Rapport d'analyse : Joueur n° 8
exo3
Controle pre.

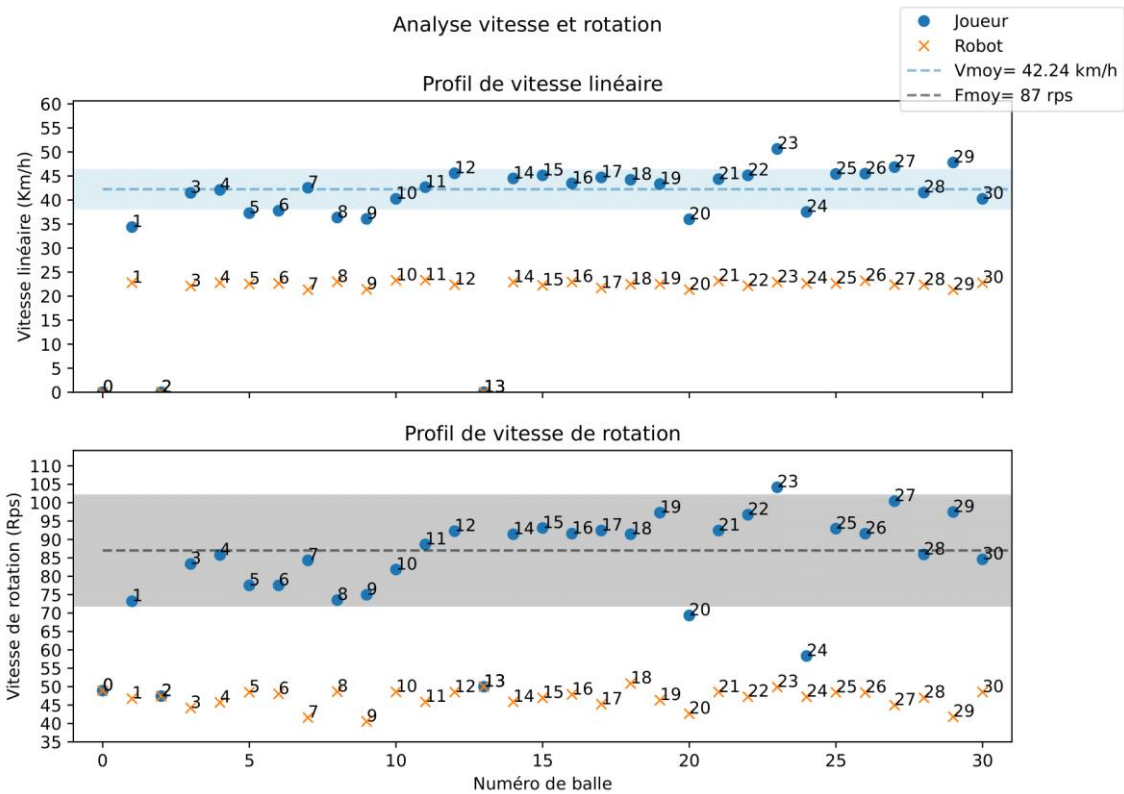


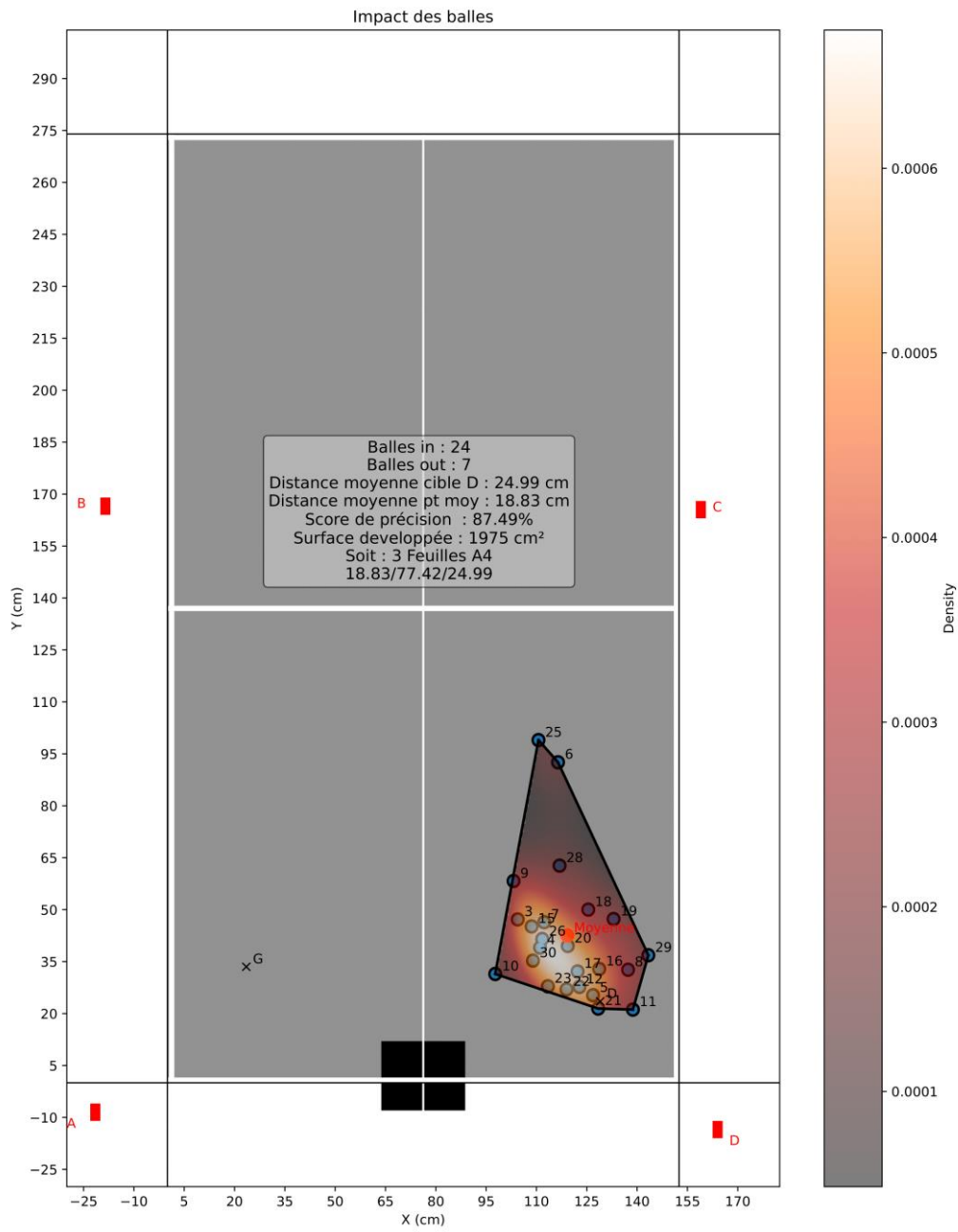
GEPEA
UMR CNRS 6144



Profil en pression



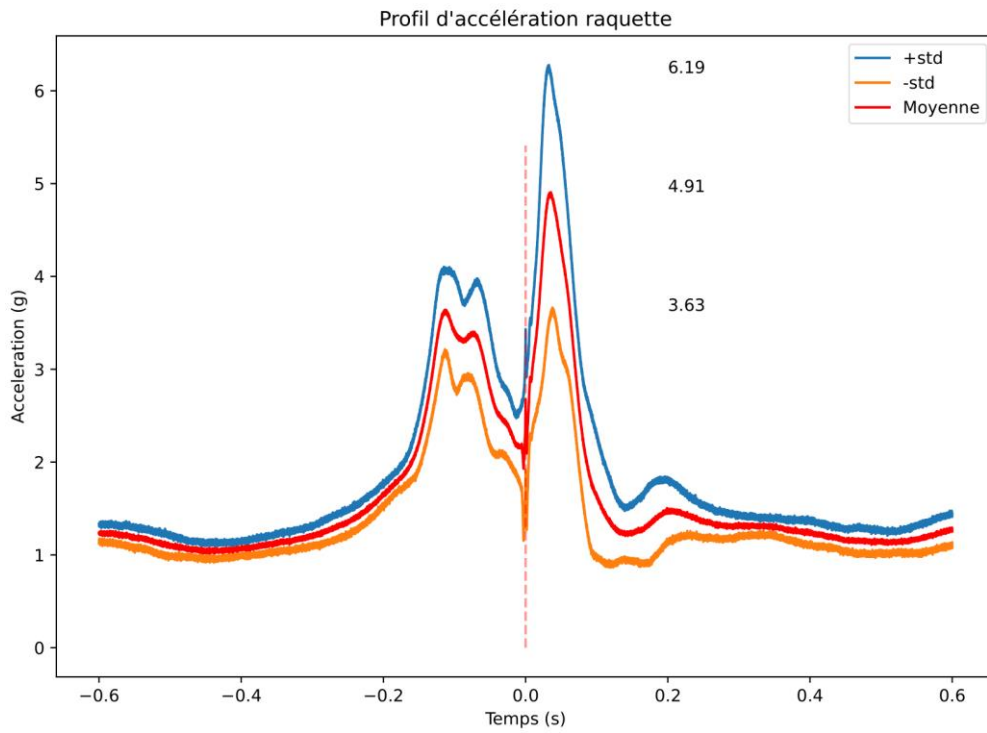




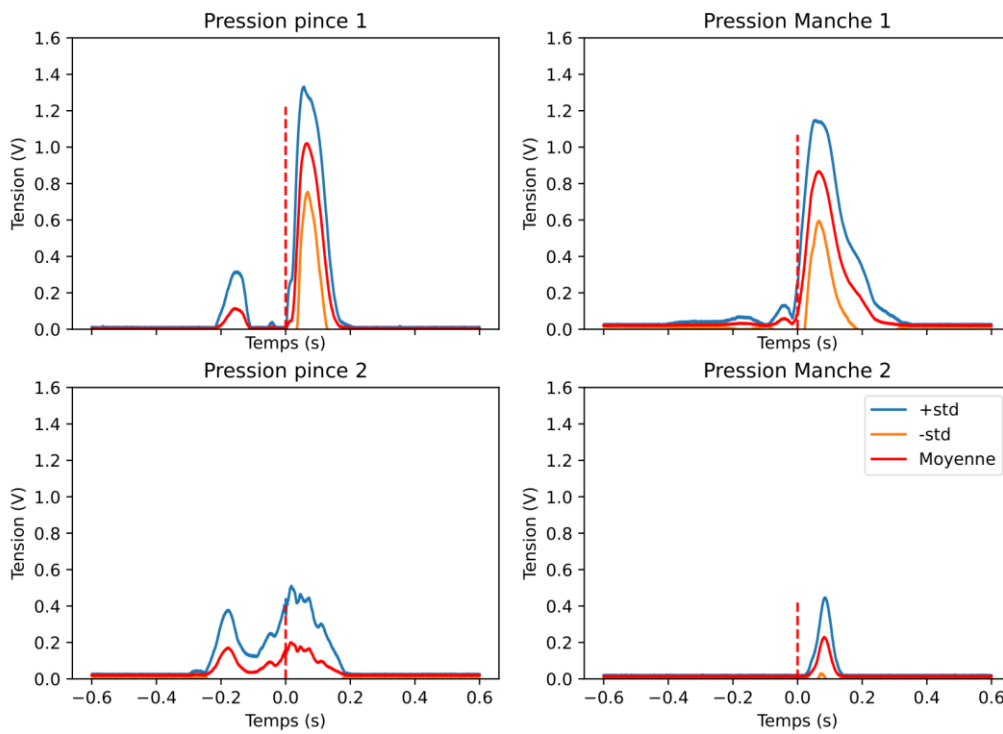
Rapport d'analyse : Joueur n° 8
exo2
Controle pre.

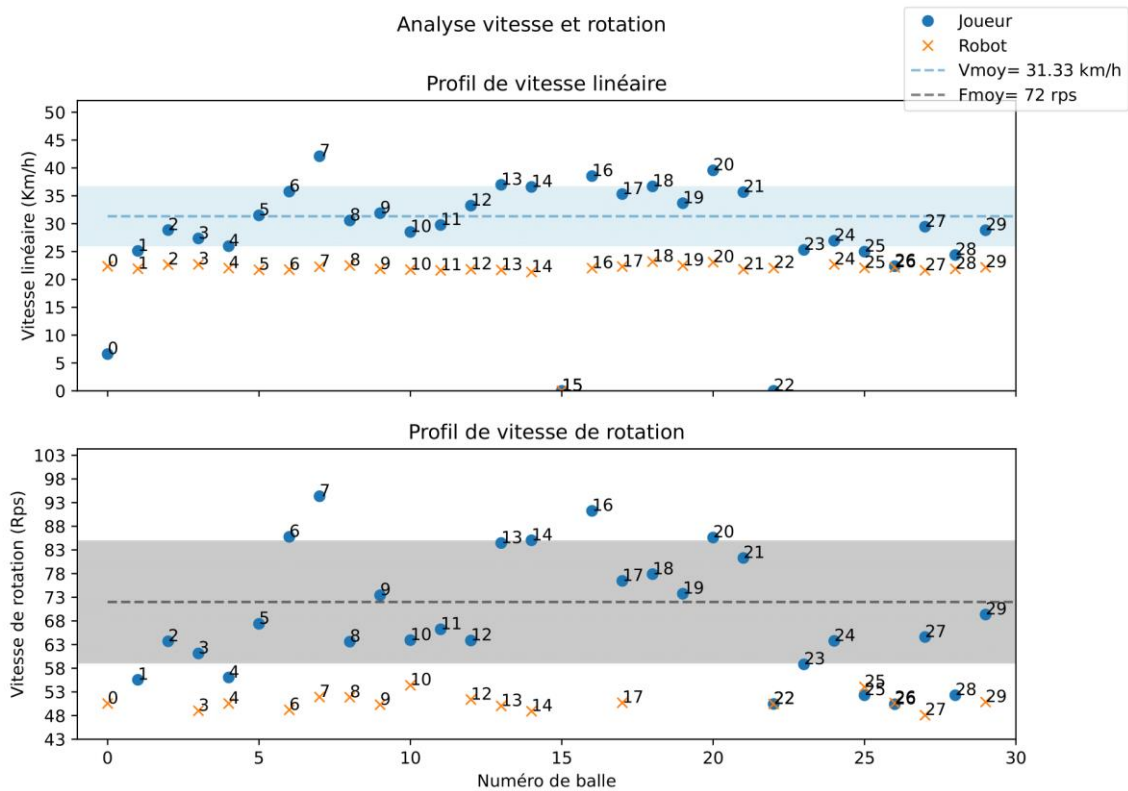


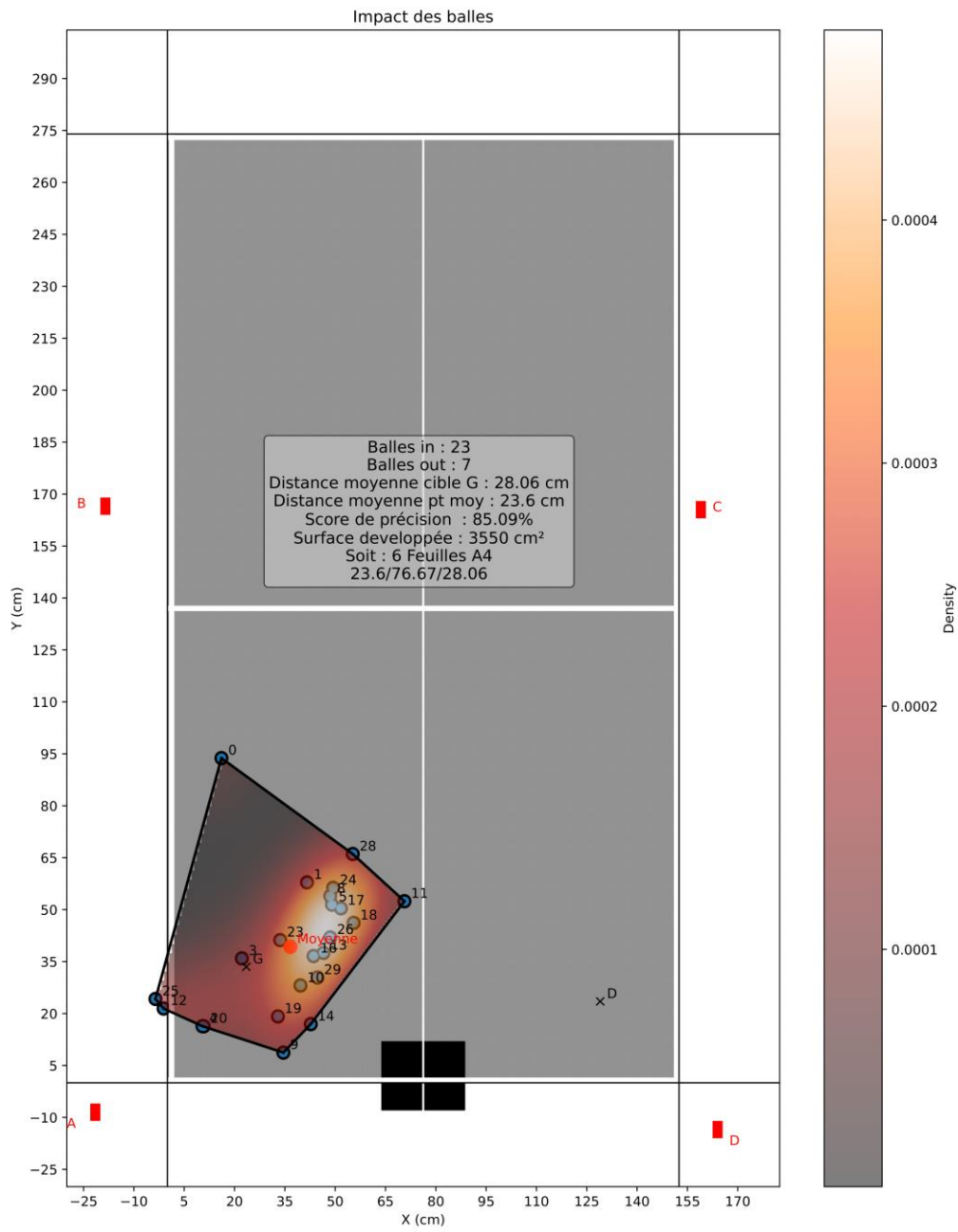
GEPEA
UMR CNRS 6144



Profil en pression







VII. Bibliographie

- [1] T. Bauer, D. Gomet, et S. Vaucelle, « Les activités de raquette : tout(es) une histoire », *Staps*, vol. 138, n° 4, p. 79-98, 2022, doi: 10.3917/sta.138.0079.
- [2] Y. Le Mansec et A. J. Nordez Marc, « Conséquences de la fatigue sur la performance en tennis de table », 2017. [En ligne]. Disponible sur: <http://www.theses.fr/2017NANT2020/document>
- [3] L. Manin, F. Gabert, M. Poggi, et N. Havard, « Vibro-acoustic of table tennis rackets at ball impact: influence of the blade plywood composition », *Procedia Eng.*, vol. 34, p. 604-609, janv. 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.04.103.
- [4] L. Manin, M. Poggi, et N. Havard, « Vibrations of table tennis racket composite wood blades: modeling and experiments », *Procedia Eng.*, vol. 34, p. 694-699, janv. 2012, doi: 10.1016/j.proeng.2012.04.118.
- [5] Lionel. Manin, M. Poggi, C. Bertrand, et N. Havard, « Vibro-acoustic of Table Tennis Rackets. Influence of the Plywood Design Parameters. Experimental and Sensory Analyses. », *Procedia Eng.*, vol. 72, p. 374-379, janv. 2014, doi: 10.1016/j.proeng.2014.06.068.
- [6] R. G. Rinaldi, L. Manin, C. Bonnard, A. Drillon, H. Lourenco, et N. Havard, « Non Linearity of the Ball/Rubber Impact in Table Tennis: Experiments and Modeling », *Procedia Eng.*, vol. 147, p. 348-353, janv. 2016, doi: 10.1016/j.proeng.2016.06.307.
- [7] R. G. Rinaldi, L. Manin, S. Moineau, et N. Havard, « Table Tennis Ball Impacting Racket Polymeric Coatings: Experiments and Modeling of Key Performance Metrics », *Appl. Sci.*, vol. 9, n° 1, p. 158, janv. 2019, doi: 10.3390/app9010158.
- [8] D. Chadefaux, G. Rao, J.-L. Le Carrou, E. Berton, et L. Vigouroux, « The effects of player grip on the dynamic behaviour of a tennis racket », *J. Sports Sci.*, vol. 35, n° 12, p. 1155-1164, juin 2017, doi: 10.1080/02640414.2016.1213411.
- [9] E. Boyer, F. Bevilacqua, F. Phal, et S. Hanne-ton, « Low-cost motion sensing of table tennis players for real time feedback », *Int J Table Tennis Sci*, vol. 8, janv. 2013.
- [10] H. Zhao, S. Wang, G. Zhou, et W. Jung, « TennisEye: tennis ball speed estimation using a racket-mounted motion sensor », avr. 2019, p. 241-252. doi: 10.1145/3302506.3310404.
- [11] P. Blank, T. Kautz, et B. M. Eskofier, « Ball impact localization on table tennis rackets using piezo-electric sensors », in *Proceedings of the 2016 ACM International Symposium on Wearable Computers*, in ISWC '16. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, sept. 2016, p. 72-79. doi: 10.1145/2971763.2971778.
- [12] P. Blank, B. H. Groh, et B. M. Eskofier, « Ball speed and spin estimation in table tennis using a racket-mounted inertial sensor », in *Proceedings of the 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, in ISWC '17. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, sept. 2017, p. 2-9. doi: 10.1145/3123021.3123040.
- [13] B. K. Williams, R. H. Sanders, J. H. Ryu, P. C. Bourdon, P. Graham-Smith, et P. J. Sinclair, « Static and dynamic accuracy of a magnetic-inertial measurement unit used to provide racket swing kinematics », *Sports Biomech.*, vol. 18, n° 2, p. 202-214, mars 2019, doi: 10.1080/14763141.2017.1391326.
- [14] P. Blank, J. Hoßbach, D. Schuldhuis, et B. M. Eskofier, « Sensor-based stroke detection and stroke type classification in table tennis », in *Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, in ISWC '15. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, sept. 2015, p. 93-100. doi: 10.1145/2802083.2802087.
- [15] B. Zhang, W. Dou, et L. Chen, « Ball Hit Detection in Table Tennis Games Based on Audio Analysis », in *18th International Conference on Pattern Recognition (ICPR '06)*, août 2006, p. 220-223. doi: 10.1109/ICPR.2006.314.
- [16] M. Sharma, A. Anand, R. Srivastava, et L. Kaligounder, *Wearable Audio and IMU Based Shot Detection in Racquet Sports*. 2018.
- [17] C.-C. An, H.-Y. Hsu, Y.-T. Sun, L.-D. Ke, T.-G. Hsu, et C.-C. Ting, « Developing an audio analyzer for instantaneous stroke position identification on table tennis racket to assist technical training », *Measurement*, vol. 115, p. 73-79, févr. 2018, doi: 10.1016/j.measurement.2017.10.028.

- [18] H. Harb et L. Chen, « HIGHLIGHTS DETECTION IN SPORTS VIDEOS BASED ON AUDIO ANALYSIS », p. 7.
- [19] A. Umek, S. Tomažič, et A. Kos, « Application for Impact Position Evaluation in Tennis Using UWB Localization », *Procedia Comput. Sci.*, vol. 147, p. 307-313, janv. 2019, doi: 10.1016/j.procs.2019.01.269.
- [20] D. Amancio *et al.*, « A Systematic Comparison of Supervised Classifiers », *PLoS One*, vol. 9, p. e94137, avr. 2014, doi: 10.1371/journal.pone.0094137.
- [21] Peter Blank, « Smart Racket – Instrumented Racket as Real-time Feedback Device in Table Tennis », 2020.
- [22] D. Connaghan, P. Kelly, N. E. O’Connor, M. Gaffney, M. Walsh, et C. O’Mathuna, « Multi-sensor classification of tennis strokes », in *2011 IEEE SENSORS*, oct. 2011, p. 1437-1440. doi: 10.1109/ICSENS.2011.6127084.
- [23] C. Buckley *et al.*, « Binary classification of running fatigue using a single inertial measurement unit », in *2017 IEEE 14th International Conference on Wearable and Implantable Body Sensor Networks (BSN)*, mai 2017, p. 197-201. doi: 10.1109/BSN.2017.7936040.
- [24] S. Kidokoro, Y. Inaba, K. Yoshida, K. Yamada, et H. Ozaki, « A topspin rate exceeding 110 rps reduces the ball time of arrival to the opponent: a table tennis rally study », *Sports Biomech.*, vol. 0, n° 0, p. 1-17, 2022, doi: 10.1080/14763141.2022.2156916.
- [25] T. Miyazaki, W. Sakai, T. Komatsu, N. Takahashi, et R. Himeno, « Lift crisis of a spinning table tennis ball », *Eur. J. Phys.*, vol. 38, n° 2, p. 024001, mars 2017, doi: 10.1088/1361-6404/aa51ea.
- [26] R. Schneider *et al.*, *Table Tennis and Physics*. IntechOpen, 2022. doi: 10.5772/intechopen.107026.
- [27] J. Nonomura, A. Nakashima, et Y. Hayakawa, « Analysis of effects of rebounds and aerodynamics for trajectory of table tennis ball », in *Proceedings of SICE Annual Conference 2010*, août 2010, p. 1567-1572.
- [28] R. McAfee, *Steps to success*. Champaign, Ill.; Leeds: Human Kinetics, 2009.
- [29] J. Tebbe, L. Klamt, Y. Gao, et A. Zell, « Spin Detection in Robotic Table Tennis * », mai 2020, p. 9694-9700. doi: 10.1109/ICRA40945.2020.9196536.
- [30] T. Gossard, J. Tebbe, A. Ziegler, et A. Zell, « SpinDOE: A ball spin estimation method for table tennis robot », 7 mars 2023, *arXiv: arXiv:2303.03879*.. [En ligne]. Disponible sur: <http://arxiv.org/abs/2303.03879>
- [31] C.-Y. Wang et H.-Y. M. Liao, « YOLOv1 to YOLOv10: The fastest and most accurate real-time object detection systems », 17 août 2024, *arXiv: arXiv:2408.09332*. doi: 10.48550/arXiv.2408.09332.
- [32] C. Lugaresi *et al.*, « MediaPipe: A Framework for Building Perception Pipelines », 14 juin 2019, *arXiv: arXiv:1906.08172*. doi: 10.48550/arXiv.1906.08172.
- [33] C. Liu, Y. Hayakawa, et A. Nakashima, « An On-Line Algorithm for Measuring the Translational and Rotational Velocities of a Table Tennis Ball », *SICE J. Control Meas. Syst. Integr.*, vol. 5, n° 4, p. 233-241, juill. 2012, doi: 10.9746/jcmsi.5.233.
- [34] H. Hegazy *et al.*, « IPingPong: A Real-time Performance Analyzer System for Table Tennis Stroke’s Movements », *Procedia Comput. Sci.*, vol. 175, p. 80-87, janv. 2020, doi: 10.1016/j.procs.2020.07.014.
- [35] Y.-F. Ji, J.-W. Zhang, Z. Shi, M.-H. Liu, et J. Ren, « Research on real – time tracking of table tennis ball based on machine learning with low-speed camera », *Syst. Sci. Control Eng.*, vol. 6, n° 1, p. 71-79, janv. 2018, doi: 10.1080/21642583.2018.1450167.
- [36] K. Wong et L. Dooley, « Tracking Table Tennis Balls in Real Match Scenes for Umpiring Applications Tracking Table Tennis Balls in Real Match Scenes for Umpiring Applications », *BJMCS*, vol. 1, janv. 2011.
- [37] H. Zhao et F. Hao, « Target Tracking Algorithm for Table Tennis Using Machine Vision », *J. Healthc. Eng.*, vol. 2021, p. 1-7, mai 2021, doi: 10.1155/2021/9961978.
- [38] R. Voeykov, N. Falaleev, et R. Baikulov, « TNet: Real-time temporal and spatial video analysis of table tennis », juin 2020, p. 3866-3874. doi: 10.1109/CVPRW50498.2020.00450.
- [39] T. Tamaki, T. Sugino, et M. Yamamoto, « Measuring Ball Spin by Image Registration », mars 2004.

- [40] T. Tamaki, H. Wang, B. Raytchev, K. Kaneda, et Y. Ushiyama, « Estimating the spin of a table tennis ball using Inverse Compositional Image Alignment », présenté à Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1988. ICASSP-88., 1988 International Conference on, mars 2012, p. 1457-1460. doi: 10.1109/ICASSP.2012.6288166.
- [41] Y. Li *et al.*, « Energetic Profile in Forehand Loop Drive Practice with Well-Trained, Young Table Tennis Players », *Int. J. Environ. Res. Public. Health*, vol. 17, n° 10, Art. n° 10, janv. 2020, doi: 10.3390/ijerph17103681.
- [42] A. M. Zagatto, M. Kondric, B. Knechtle, P. T. Nikolaidis, et B. Sperlich, « Energetic demand and physical conditioning of table tennis players. A study review », *J. Sports Sci.*, vol. 36, n° 7, p. 724-731, avr. 2018, doi: 10.1080/02640414.2017.1335957.
- [43] D. J. Plews, P. B. Laursen, J. Stanley, A. E. Kilding, et M. Buchheit, « Training Adaptation and Heart Rate Variability in Elite Endurance Athletes: Opening the Door to Effective Monitoring », *Sports Med.*, vol. 43, n° 9, p. 773-781, sept. 2013, doi: 10.1007/s40279-013-0071-8.
- [44] « The role of heart rate variability in sports physiology (Review) ». [En ligne]. Disponible sur: <https://www.spandidos-publications.com/etm/11/5/1531>
- [45] A. Zagatto, M. Papoti, et C. Gobatto, « Validity of critical frequency test for measuring table tennis aerobic endurance through specific protocol », *J. Sports Sci. Med.*, vol. 7, p. 461-6, 2008.
- [46] R. Baron, R. Petschnig, N. Bachl, G. Raberger, G. Smekal, et P. Kastner, « Catecholamine Excretion and Heart Rate as Factors of Psychophysical Stress in Table Tennis », *Int. J. Sports Med.*, vol. 13, n° 07, p. 501-505, oct. 1992, doi: 10.1055/s-2007-1021306.
- [47] A. Ishiguro et T. Amano, « Comparisons of cardiorespiratory and thermoregulatory responses to table tennis and cycling at similar perceived levels of effort », *Sci. Sports*, août 2021, doi: 10.1016/j.scispo.2021.03.005.
- [48] M. Kondric, A. Zagatto, et D. Sekulic, « The Physiological Demands of Table Tennis: A Review », *J. Sports Sci. Med.*, vol. 12, p. 362-70, oct. 2013.
- [49] Z. \DJokić, « Functional diagnostics of top table tennis players. », in *Proceedings book of The 10th Anniversary ITTF Sports Science Congress*, 2007, p. 168-174.
- [50] Z. Djokic, « TESTING, PERFECTION AND MONITORING OF MOTOR ABILITIES OF TABLE TENNIS PLAYERS », *Kondrić M Furjan-Mandić G Ed Proc. Book 10th Int. Table Tennis Sports Sci. Congr. Zagreb Fac. Kinesiol. CTTA ITTF*, p. 175-182, janv. 2007.
- [51] R. A. Pinder, K. Davids, I. Renshaw, et D. Araújo, « Representative Learning Design and Functionality of Research and Practice in Sport », *J. Sport Exerc. Psychol.*, vol. 33, n° 1, p. 146-155, févr. 2011, doi: 10.1123/jsep.33.1.146.
- [52] L. Seifert et K. Davids, « Ecological Dynamics: A Theoretical Framework for Understanding Sport Performance, Physical Education and Physical Activity », P. Bourguine, P. Collet, et P. Parrend, Éd., in *Springer Proceedings in Complexity*. Cham: Springer International Publishing, 2017, p. 29-40. doi: 10.1007/978-3-319-45901-1_3.
- [53] K. Davids, F. Otte, et M. Rothwell, « Adopting an ecological perspective on skill performance and learning in sport », *Eur. J. Hum. Mov.*, vol. 46, p. 1-3, juill. 2021, doi: 10.21134/eurjhm.2021.46.1.
- [54] D. A. Dziewaltowski, « The ecology of physical activity and sport: Merging science and practice », *J. Appl. Sport Psychol.*, vol. 9, n° 2, p. 254-276, sept. 1997, doi: 10.1080/10413209708406486.
- [55] F. Pradas, V. Toro-Román, A. de la Torre, A. Moreno-Azze, J. F. Gutiérrez-Betancur, et M. Á. Ortega-Zayas, « Analysis of Specific Physical Fitness in High-Level Table Tennis Players—Sex Differences », *Int. J. Environ. Res. Public. Health*, vol. 19, n° 9, Art. n° 9, janv. 2022, doi: 10.3390/ijerph19095119.
- [56] B. Pageaux et R. Lepers, « The effects of mental fatigue on sport-related performance », *Prog. Brain Res.*, vol. 240, p. 291-315, 2018, doi: 10.1016/bs.pbr.2018.10.004.
- [57] J. Bangsbo, « Performance in sports – With specific emphasis on the effect of intensified training », *Scand. J. Med. Sci. Sports*, vol. 25, n° S4, p. 88-99, 2015, doi: 10.1111/sms.12605.
- [58] D. H. Clarke et H. M. Eckert, *Limits of Human Performance. Annual Meeting (56th, Eugene, Oregon, July 19-26, 1984). American Academy of Physical Education Papers, No. 18*. Human Kinetics Publishers, Inc, 1985.

- [59] J. S. Raglin, « Psychological Factors in Sport Performance », *Sports Med.*, vol. 31, n° 12, p. 875-890, oct. 2001, doi: 10.2165/00007256-200131120-00004.
- [60] G. Abt *et al.*, « Raising the bar in sports performance research », *J. Sports Sci.*, vol. 40, n° 2, p. 125-129, janv. 2022, doi: 10.1080/02640414.2021.2024334.
- [61] S. Krizkova, H. Tomášková, et E. Babae Tirkolaee, « Sport Performance Analysis with a Focus on Racket Sports: A Review », *Appl. Sci.*, vol. 11, p. 9212, oct. 2021, doi: 10.3390/app11199212.
- [62] M. D. Hughes et R. M. Bartlett, « The use of performance indicators in performance analysis », *J. Sports Sci.*, vol. 20, n° 10, p. 739-754, janv. 2002, doi: 10.1080/026404102320675602.
- [63] E. H. Chi, G. Borriello, G. Hunt, et N. Davies, « Guest Editors' Introduction: Pervasive Computing in Sports Technologies », *IEEE Pervasive Comput.*, vol. 4, n° 3, p. 22-25, juill. 2005, doi: 10.1109/MPRV.2005.58.
- [64] J. G. Claudino, D. de O. Capanema, T. V. de Souza, J. C. Serrão, A. C. Machado Pereira, et G. P. Nassis, « Current Approaches to the Use of Artificial Intelligence for Injury Risk Assessment and Performance Prediction in Team Sports: a Systematic Review », *Sports Med. - Open*, vol. 5, n° 1, p. 28, juill. 2019, doi: 10.1186/s40798-019-0202-3.
- [65] A. H. Zadeh, D. Taylor, M. Bertsos, T. Tillman, N. Nosoudi, et S. Bruce, « Predicting Sports Injuries with Wearable Technology and Data Analysis », *Inf. Syst. Front.*, août 2021, doi: 10.1007/s10796-020-10018-3.
- [66] G. W. K. Lam, J.-X. Fan, Y. Zheng, et W. Lee, « Joint and plantar loading in table tennis topspin forehand with different footwork », *Eur. J. Sport Sci.*, vol. 19, p. 1-9, oct. 2018, doi: 10.1080/17461391.2018.1534993.
- [67] C. Yu, S. Shao, J. S. Baker, J. Awrejcewicz, et Y. Gu, « A comparative biomechanical analysis of the performance level on chasse step in table tennis », *Int. J. Sports Sci. Coach.*, vol. 14, n° 3, p. 372-382, juin 2019, doi: 10.1177/1747954119843651.
- [68] T. Marsan, P. Rouch, P. Thoreux, R. Jacquet-Yquel, et C. Sauret, « Comparison of hip joint mechanical energetics in table tennis forehand and backhand drives », *Int. J. Racket Sports Sci.*, vol. 1, n° 2, Art. n° 2, déc. 2019, doi: 10.30827/Digibug.59706.
- [69] Z. Bańkosz et S. Winiarski, « Correlations between Angular Velocities in Selected Joints and Velocity of Table Tennis Racket during Topspin Forehand and Backhand », *J. Sports Sci. Med.*, vol. 17, n° 2, p. 330-338, mai 2018.
- [70] Y. Iino et T. Kojima, « Kinetics of the upper limb during table tennis topspin forehands in advanced and intermediate players », *Sports Biomech.*, vol. 10, n° 4, p. 361-377, nov. 2011, doi: 10.1080/14763141.2011.629304.
- [71] Y. Iino et T. Kojima, « Mechanical energy generation and transfer in the racket arm during table tennis topspin backhands », *Sports Biomech.*, vol. 15, n° 2, p. 180-197, avr. 2016, doi: 10.1080/14763141.2016.1159722.
- [72] C. Zheng, M. Lu, Y. Zeng, M. Hu, X. Geng, et Y. Xiao, « The impact of wrist joint movement on stroke effect during topspin forehand in table tennis », *Int. J. Perform. Anal. Sport*, vol. 21, n° 3, p. 324-335, mai 2021, doi: 10.1080/24748668.2021.1885839.
- [73] « La fatigue intellectuelle et physique / par A. Mosso ; traduit de l'italien, sur la 5e éd. ... par P. Langlois. », Wellcome Collection. [En ligne]. Disponible sur: <https://wellcomecollection.org/works/etae2bxw>
- [74] S. P. Cairns, A. J. Knicker, M. W. Thompson, et G. Sjøgaard, « Evaluation of Models Used to Study Neuromuscular Fatigue », *Exerc. Sport Sci. Rev.*, vol. 33, n° 1, p. 9-16, janv. 2005.
- [75] C. Williams et S. Ratel, *Human Muscle Fatigue*. Routledge, 2009.
- [76] R. Enoka et J. Duchateau, « Translating Fatigue to Human Performance », *Med. Sci. Sports Exerc.*, vol. 48, mars 2016, doi: 10.1249/MSS.0000000000000929.
- [77] S. C. Gandevia, « Spinal and Supraspinal Factors in Human Muscle Fatigue », *Physiol. Rev.*, vol. 81, n° 4, p. 1725-1789, 2001.
- [78] G. A. V. Borg, « Psychophysical bases of perceived exertion », *Med. Sci. Sports Exerc.*, vol. 14, n° 5, p. 377-381, 1982, doi: 10.1249/00005768-198205000-00012.
- [79] M. A. S. Boksem, T. F. Meijman, et M. M. Lorist, « Effects of mental fatigue on attention: An ERP study », *Cogn. Brain Res.*, vol. 25, n° 1, p. 107-116, sept. 2005, doi: 10.1016/j.cogbrainres.2005.04.011.

- [80] S. Marcora, W. Staiano, et V. Manning, « Mental fatigue impairs physical performance in humans », *J. Appl. Physiol. Bethesda Md* 1985, vol. 106, p. 857-64, févr. 2009, doi: 10.1152/jappphysiol.91324.2008.
- [81] B. Pageaux, S. Marcora, et R. Lepers, « Prolonged mental exertion does not alter neuromuscular function of the knee extensors », *Med. Sci. Sports Exerc.*, p. 2013 May 21. [Epub ahead of print], mai 2013, doi: 10.1249/MSS.0b013e31829b504a.
- [82] B. Pageaux, S. Marcora, V. Rozand, et R. Lepers, « Mental fatigue induced by prolonged self-regulation does not exacerbate central fatigue during subsequent whole-body endurance exercise », *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 9, févr. 2015, doi: 10.3389/fnhum.2015.00067.
- [83] J. R. Stroop, « Studies of interference in serial verbal reactions », *J. Exp. Psychol.*, vol. 18, n° 6, p. 643-662, 1935, doi: 10.1037/h0054651.
- [84] J. D. Cohen, D. M. Barch, C. Carter, et D. Servan-Schreiber, « Context-processing deficits in schizophrenia: Converging evidence from three theoretically motivated cognitive tasks », *J. Abnorm. Psychol.*, vol. 108, n° 1, p. 120-133, 1999, doi: 10.1037/0021-843X.108.1.120.
- [85] O. Girard et G. P. Millet, « Neuromuscular Fatigue in Racquet Sports », *Sports Neurol.*, vol. 20, n° 1, p. 161-173, févr. 2009, doi: 10.1016/j.pmr.2008.10.008.
- [86] O. Girard, S. Racinais, G. Lattier, M. Jean-Paul, et G. Millet, « Mécanismes de la fatigue neuromusculaire lors de la pratique prolongée du tennis. », 2009, p. 335-344.
- [87] Y. Le Mansec, B. Pageaux, A. Nordez, S. Dorel, et M. Jubeau, « Mental fatigue alters the speed and the accuracy of the ball in table tennis », *J. Sports Sci.*, vol. 36, n° 23, p. 2751-2759, déc. 2018, doi: 10.1080/02640414.2017.1418647.
- [88] Y. L. Mansec, S. Dorel, A. Nordez, et M. Jubeau, « Sensitivity and Reliability of a Specific Test of Stroke Performance in Table Tennis », *Int. J. Sports Physiol. Perform.*, vol. 11, n° 5, p. 678-684, juill. 2016, doi: 10.1123/ijsp.2015-0444.
- [89] B. Burle, C.-A. Possamaï, F. Vidal, M. Bonnet, et T. Hasbroucq, « Executive control in the Simon effect: an electromyographic and distributional analysis », *Psychol. Res.*, vol. 66, n° 4, p. 324-336, nov. 2002, doi: 10.1007/s00426-002-0105-6.
- [90] K. Davranche, « Etude et localisation de l'effet de facilitation induit par un exercice physique sous-maximal au niveau de la chaîne de traitement de l'information sensorimotrice », These de doctorat, Poitiers, 2003. [En ligne]. Disponible sur: <https://theses.fr/2003POIT2303>
- [91] T. Hasbroucq, B. Burle, M. Bonnet, C.-A. Possamaï, et F. Vidal, « [Treatment dynamics in sensorimotor disorders: the contribution of electrophysiology] », *Can. J. Exp. Psychol. Rev. Can. Psychol. Exp.*, vol. 56, n° 2, p. 75-97, juin 2002, doi: 10.1037/h0087387.
- [92] Y. Le Mansec, S. Dorel, A. Nordez, et M. Jubeau, « Is reaction time altered by mental or physical exertion ? », *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 119, n° 6, p. 1323-1335, juin 2019, doi: 10.1007/s00421-019-04124-7.
- [93] Y. Le Mansec, A. Nordez, S. Dorel, et M. Jubeau, « Reaction time can be measured during voluntary contractions with electrode array », *Clin. Physiol. Funct. Imaging*, vol. 38, n° 2, p. 338-340, 2018, doi: 10.1111/cpf.12455.
- [94] J. Habay *et al.*, « Mental Fatigue-Associated Decrease in Table Tennis Performance: Is There an Electrophysiological Signature? », *Int. J. Environ. Res. Public Health*, vol. 18, n° 24, Art. n° 24, janv. 2021, doi: 10.3390/ijerph182412906.
- [95] J. Christensen, J. Rasmussen, B. Halkon, et S. Koike, « The Development of a Methodology to Determine the Relationship in Grip Size and Pressure to Racket Head Speed in a Tennis Forehand Stroke », *Procedia Eng.*, vol. 147, p. 787-792, janv. 2016, doi: 10.1016/j.proeng.2016.06.317.
- [96] J. Englel, « Tennis: Dynamics of racket-grip interaction », *J. Hand Surg.*, vol. 20, n° 3, Part 2, p. S77-S81, mai 1995, doi: 10.1016/S0363-5023(95)80174-X.
- [97] E. Komi, J. Roberts, et S. Rothberg, « Measurement and analysis of grip force during a golf shot », *Proc. Inst. Mech. Eng. Part P J. Sports Eng. Technol.*, vol. 222, p. 23-35, juin 2008, doi: 10.1243/17543371JSET9.
- [98] J. Shaw, K. Repasky, J. Carlsten, et L. Spangler, « Optical detection of oscillating targets using modulation of scattered laser light », US20060254522A1, 16 novembre 2006 [En ligne]. Disponible sur: <https://patents.google.com/patent/US20060254522/en?q=US+20060254522A1>

- [99] S. C. Reed, C. M. Williams, et L. E. Chadwick, « Frequency of Wing-Beat as a Character for Separating Species Races and Geographic Varieties of *Drosophila* », *Genetics*, vol. 27, n° 3, p. 349-361, mai 1942.
- [100] I. R. Richards, « Photoelectric Cell Observations of Insects in Flight », *Nature*, vol. 175, n° 4446, Art. n° 4446, janv. 1955, doi: 10.1038/175128b0.
- [101] J. Wang, S. Zhu, Y. Lin, S. Svanberg, et G. Zhao, « Mosquito counting system based on optical sensing », *Appl. Phys. B*, vol. 126, n° 2, p. 28, févr. 2020, doi: 10.1007/s00340-019-7361-2.
- [102] K. A. Repasky, J. A. Carlsten, et L. H. Spangler, « The stroboscopic effect from the reflection of the light on the wings of insects », US 20060254522A1
- [103] P. Welch, « The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms », *IEEE Trans. Audio Electroacoustics*, vol. 15, n° 2, p. 70-73, juin 1967, doi: 10.1109/TAU.1967.1161901.
- [104] « PSD computations using Welch's method. [Power Spectral Density (PSD)] », Sandia National Lab. (SNL-NM), Albuquerque, NM (United States), SAND-91-1533, déc. 1991. doi: 10.2172/5688766.
- [105] H. Ishii, C. Wisneski, J. Orbanes, B. Chun, et J. Paradiso, « PingPongPlus: design of an athletic-tangible interface for computer-supported cooperative play », in *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems*, in CHI '99. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, mai 1999, p. 394-401. doi: 10.1145/302979.303115.
- [106] F. Mueller, « A Physical Three-Way Interactive Game Based on Table Tennis ».
- [107] F. ("Floyd") Mueller, M. Gibbs, F. Vetere, et S. Agamanolis, « Design space of networked exertion games demonstrated by a three-way physical game based on Table Tennis », *Comput. Entertain.*, vol. 6, n° 3, p. 1-31, oct. 2008, doi: 10.1145/1394021.1394029.
- [108] D. A. Russell, « Acoustics of ping-pong: Vibroacoustic analysis of table tennis rackets and balls », *J. Sports Sci.*, vol. 36, n° 23, p. 2644-2652, déc. 2018, doi: 10.1080/02640414.2018.1462578.
- [109] R. Rinaldi, L. Manin, S. Moineau, et N. Havard, « Table Tennis Ball Impacting Racket Polymeric Coatings: Experiments and Modeling of Key Performance Metrics », *Appl. Sci.*, vol. 9, p. 158, janv. 2019, doi: 10.3390/app9010158.
- [110] F. Coumert, R. G. Rinaldi, L. Manin, S. Moineau, N. Havard, et I. Lyon, « Influence des revêtements et des conditions d'impact sur la performance des raquettes de tennis de table ».
- [111] N. Williams, « The Borg Rating of Perceived Exertion (RPE) scale », *Occup. Med.*, vol. 67, n° 5, p. 404-405, juill. 2017, doi: 10.1093/occmed/kqx063.
- [112] F. Hug, A. Nordez, et A. Guével, « Can the electromyographic fatigue threshold be determined from superficial elbow flexor muscles during an isometric single-joint task? », *Eur. J. Appl. Physiol.*, vol. 107, n° 2, p. 193-201, sept. 2009, doi: 10.1007/s00421-009-1114-6.
- [113] T. M. Wood, G. F. Maddalozzo, et R. A. Harter, « Accuracy of Seven Equations for Predicting 1-RM Performance of Apparently Healthy, Sedentary Older Adults », *Meas. Phys. Educ. Exerc. Sci.*, vol. 6, n° 2, p. 67-94, juin 2002, doi: 10.1207/S15327841MPEE0602_1.
- [114] B. Epley, « Poundage chart », *Boyd Epley Workout Linc. NE Body Enterp.*, vol. 86, 1985.
- [115] J. L. Mayhew, T. E. Ball, et J. C. Bowen, « Prediction of bench press lifting ability from submaximal repetitions before and after training », *Res. Sports Med. Int. J.*, juin 1992, doi: 10.1080/15438629209511946.
- [116] J. L. Mayhew, T. E. Ball, M. D. Arnold, et J. C. Bowen, « Relative Muscular Endurance Performance as a Predictor of Bench Press Strength in College Men and Women », *J. Strength Cond. Res.*, vol. 6, n° 4, p. 200, nov. 1992.
- [117] D. Wathen, « Load assignment », *Essent. Strength Train. Cond.*, vol. 435, p. 446, 1994.
- [118] J. Grundy et K. Timmer, « Cognitive mechanisms underlying performance differences between monolinguals and bilinguals », 2016, p. 377-397. doi: 10.1075/bpa.2.16gru.
- [119] V. Rozand, F. Lebon, C. Papaxanthis, et R. Lepers, « Effect of mental fatigue on speed-accuracy trade-off », *Neuroscience*, vol. 297, p. 219-230, juin 2015, doi: 10.1016/j.neuroscience.2015.03.066.
- [120] C. M. Bishop, *Pattern recognition and machine learning*. in Information science and statistics. New York: Springer, 2006.

Titre : Modélisation du geste et détection de la fatigue par reconnaissance de signaux mécaniques. Application au joueur de tennis de table.

Mots clés : Tennis de table, instrumentation, analyse de la performance, fatigue mentale, traitement de signal

Résumé : Cette thèse expérimentale prend place dans le contexte de la haute performance sportive, notamment celle du tennis de table. A la croisée de l'instrumentation sportive et l'analyse des comportements physiologiques, cette thèse propose le développement de nombreux appareils et méthodes de mesure de paramètres physiques du tennis de table. Cette instrumentation se veut originale car centrée sur une raquette instrumentée faisant l'interface entre la balle et le joueur.

Un travail de définition d'indicateur et d'analyse de la performance des joueurs a été réalisé. L'étude de la performance a alors été conduite en conditions de fatigue contrôlées.

Le travail a été focalisé sur deux formes de fatigue : la fatigue mentale et la fatigue physique. Une analyse de la performance moyenne des joueurs et les effets de la fatigue sont observés sur un panel de jeunes joueurs professionnels.

Enfin, l'utilisation de données mesurées a donné lieu à une exploitation via des algorithmes d'apprentissage supervisé avec différents objectifs, notamment la reconnaissance de la gestuelle et la reconnaissance de l'état de fatigue.

Ces travaux de thèse permettent d'élargir le champ de la performance sportive au tennis de table grâce à une instrumentation de l'aire de jeu.

Title : Gesture modeling and fatigue detection using mechanical signal recognition. Application to the table tennis player.

Keywords : Table tennis, instrumentation, performance analysis, mental fatigue, signal processing

Abstract : This experimental thesis takes place in the context of high performance sports, particularly table tennis. At the crossroads of sports instrumentation and the analysis of physiological behavior, this thesis proposes the development of a number of devices and methods for measuring table tennis physical parameters.

This instrumentation is centered on an instrumented racket acting as an interface between the ball and the player. The acceleration of the racket, pressure exerted by the player on the racket, linear and rotational speeds of the ball, and the position of the ball's impact on the table are all measured. The signals measured were used to define indicators and analyze player performance.

The study of performance was then carried out under conditions of controlled player fatigue. Work focused on two forms of fatigue: mental and physical.

An analysis of the average performance of players and the effects of fatigue are observed on a panel of very high-level young players. Firstly, the data from the experimental campaigns are used to define the "technical signature" of a type of stroke for a given player.

Then it is analyzed to estimate the influence of the player's fatigue conditions. Finally, using supervised learning algorithms, we were able to establish gesture recognition models, as well as fatigue condition models.