

Mémoire de Master 1

Entraînement et optimisation de la performance sportive

Parcours « *Sport et performance de haut niveau* »

Accompagnement Scientifique de la performance

***UTILISATION DES ACCÉLÉROMÈTRES POUR
L'ANALYSE TEMPORELLE ET NOTATIONNELLE AU
BADMINTON***

Benjamin DOURRIEU

Sous la direction d'Enzo HOLLVILLE, PhD ¹

¹Fédération Française de Badminton

SOMMAIRE DES PARTIES

INTRODUCTION	8
REVUE DE LITTÉRATURE	10
I. Caractériser l'activité sportive : objectif et intérêts	10
1. Analyse des exigences de l'activité	10
2. Adaptation de l'entraînement	11
II. Caractérisation temporelle et notationnelle du badminton	12
1. Caractéristiques temporelles du badminton	12
2. Éléments notationnels au badminton	15
3. Limites de la littérature	17
III. Les outils de la caractérisation de l'activité sportive	17
1. L'analyse vidéographique par notation	17
2. Les micro-technologies	18
IV. Objectifs de l'étude et hypothèses	23
MATÉRIELS ET MÉTHODES	24
I. Considérations éthiques	24
II. Participants et échantillon	24
I. Récolte des données	25
III. Traitement des données	26
1. Analyse vidéo	26
2. Validation de l'algorithme de détection des temps actifs	26
3. Validation du facteur de conversion	29
IV. Traitement statistique	31
RÉSULTATS ET DISCUSSION	32
I. Résultats	32
1. Reproductibilité intra-opérateur de l'analyse vidéo	32
2. Validation de l'algorithme de détection des temps actifs	33
3. Validation du facteur de conversion	39
II. Discussion et limites	41
1. Discussion	41
2. Limites de l'étude	43

III.	Conclusion	44
<i>ANNEXES ET RÉFÉRENCES</i>		46
I.	Annexes	46
II.	Références bibliographiques	50

Liste des tableaux :

Tableau 1 : indicateurs temporels selon les disciplines au badminton (Gawin et al., 2015 ; Hoffman et al., 2024 ; Le Mansec et al., 2023 ; Torres-Luque et al. 2020).....	14
Tableau 2 : Moyenne des indicateurs notationnels chez des joueurs de badminton <i>élite</i> (<i>Le Mansec, 2023; Winata et al., 2025a</i>)	16
Tableau 3 : Effectif de l'échantillon de l'étude.....	24
Tableau 4 : Statistiques descriptives des erreurs moyennes de l'analyse vidéo.....	32
Tableau 5 : Indicateurs temporels et notationnel selon les algorithmes.....	33
Tableau 6: Delta time-code vidéo et time-code détection algorithme	35
Tableau 7 : Nombre d'erreur de l'algorithme selon leur nature.....	37
Tableau 8 : Nature des erreurs en fonction des paramètres de l'algorithme	37
Tableau 9 : Erreurs moyennes de l'algorithme selon les disciplines de jeu.....	38
Tableau 10 : Erreurs moyennes de l'algorithme selon la catégorie d'âge	38
Tableau 11 : Facteurs de conversion pour le modèle linéaire global	46
Tableau 12: Facteurs de conversion et cluster pour le modèle $k = 2$	46
Tableau 13 : Facteurs de conversion et cluster pour le modèle $k = 3$	47
Tableau 14 : Facteurs de conversion et cluster pour le modèle $k = \text{BIC}$	48

Liste des figures :

Figure 1 : Nombre d'études publiées sur MEDLINE utilisant des micro-technologies dans le sport de 2001 à 2024.	18
Figure 3: Capteur XSens Dot et positionnement sur les joueurs.....	25
Figure 4 : Signal accélérométrique selon les étapes de traitement.....	27
Figure 5 : Signal accélérométrique après application de l'algorithme.....	28
Figure 6 : Graphique de Bland-Altman des annotations issues de l'analyse vidéographique .	32
Figure 7: Illustration de l'erreur de type A	35
Figure 8 : Illustration de l'erreur de type B.....	36
Figure 9 : Illustration des erreurs de type D et E.	37
Figure 10 : Évolution de la fréquence de coups en fonction de la durée du point en simple et en double	39

Figure 11 : Exemple des droites de régression linéaires en fonction des modèles utilisés pour la catégorie Simple Dame Minimale 1	40
---	----

Liste des équations :

Équation 1 : Norme de l'accélération	27
Équation 2 : Équation de l'estimation du sous-échantillon représentatif	30

Liste des abréviations :

GPS : Système de positionnement global

LPS : Système de positionnement local

IMU : Centrale de mesure inertielle

MEMS : Micro Electrical Mechanical Systems

GNSS : Global Navigation Satellite System

SAM : Seuil d'Accélération Minimal

DMR : Durée Minimale de Repos

SH : Simple Homme

SD : Simple Dame

DH : Double Homme

DD : Double Dame

MX : Double Mixte

Ben : Benjamin

Min : Minimale

Cad : Cadet

Sen : Senior

INTRODUCTION

Le badminton est un sport de raquette à haute intensité, composé d'actions brèves et explosives, entrecoupées de phases de repos courtes (Cabello Manrique & González-Badillo, 2003). Du fait de sa nature intermittente, la structure temporelle a un impact sur la demande énergétique des joueurs (Buchheit & Laursen, 2013; Cabello Manrique & González-Badillo, 2003).

Il est donc important pour les coachs de disposer de repères actualisés de la structure temporelle des matchs compétitifs des joueurs qu'ils entraînent en établissant la durée d'un exercice ou bien la fréquence d'envoi des volants afin d'être en mesure de proposer des entraînements adaptés aux exigences compétitives (Abián-Vicén et al., 2018). De surcroît, ces facteurs temporels tendant à augmenter avec les années dans le badminton de haut-niveau (Hoffmann & Vogt, 2024).

La littérature s'est déjà intéressé à ces éléments temporels chez des joueurs de haut-niveau (Abian-Vicen et al., 2013; Hoffmann et al., 2024) mais la recherche sur le sujet est très hétérogène selon les catégories, le simple homme étant de loin la catégorie la plus étudiée et très peu de données existent sur le double mixte (Winata et al., 2025a). De plus, les études ne s'intéressent pas au niveau élite inférieur, mais seulement aux compétitions majeurs (championnats du monde, SuperSeries, Jeux Olympiques), et une seule étude à ce jour étudie ces aspects temporels chez de jeunes joueurs élite (Leong et al., 2016).

Une des raisons pouvant expliquer cet écart entre la littérature et le besoin du terrain est certainement d'ordre méthodologique. En effet, la totalité des études rapportant des éléments temporels sur des matchs de badminton utilisent l'analyse vidéographique par notation, méthode manuelle et chronophage, pour obtenir des informations. Des études récentes de la littérature ont proposée l'utilisation d'accéléromètres triaxiaux comme alternative peu coûteuse en ressources afin de détecter les périodes de temps actifs au football (Oliva-Lozano et al., 2023), au tennis (Marutani et al., 2023) et au rugby (Turner et al., 2025).

L'objectif de ce mémoire de recherche est d'étudier la validation d'un algorithme de détection des temps actifs à partir d'un accéléromètre en comparaison à des données vidéos annotées manuellement (méthode de référence) afin de permettre aux staffs et aux chercheurs d'obtenir

des éléments temporels de manière instantanée, et d'enrichir la connaissance actuelle limitée de la structure temporelle du badminton compétitif. De plus, nous proposerons une méthode innovante de détermination du nombre de coups par point à partir de la durée détectée par accélérométrie.

REVUE DE LITTÉRATURE

I. Caractériser l'activité sportive : objectif et intérêts

1. Analyse des exigences de l'activité

L'analyse de la structure temporelle a fait l'objet de nombreuses études, notamment en sport collectifs (Football : Bloomfield et al., 2007) et en sport d'opposition comme les sports de raquette (Tennis : Fernandez-Fernandez et al., 2007; Squash : Girard et al., 2007; Badminton : Hoffmann & Vogt, 2024; Tennis de table : Picabea et al., 2022). Au football, cela a permis de mettre en évidence des différences dans la part du temps allouée à sprinter, courir légèrement et marcher en fonction des postes de jeu (Bloomfield et al., 2007), permettant aux staffs techniques d'adapter leurs contenus d'entraînement en fonction des caractéristiques propres à chaque poste. Concernant les sports de raquette, la littérature a mis en évidence des indicateurs absolus et relatifs permettant d'analyser leur structure temporelle : la durée de match (temps séparant la première mise en jeu et la fin du dernier point), la durée des points (durée entre l'impact initial du projectile et la fin du point), la durée des repos (intervalle entre la fin d'un point et le début du suivant), le temps de jeu effectif (rapport entre le temps de jeu actif et la durée totale du match) ou encore la densité de travail (rapport entre la durée d'un point et la durée du repos). Ces différents paramètres ont un impact direct sur les exigences physiques de l'activité. À densité de travail égale, les temps de jeu courts (~10 s) entraînerait une contribution majoritaire du métabolisme de phosphagènes, tandis que des temps de jeu plus longs (~ 50 s) serait associé à une contribution majoritaire de l'anaérobie lactique chez des joueurs de badminton effectuant des séquences d'entraînement (Edel et al., 2024). Parallèlement à cela, plus la densité de travail est faible, plus le joueur dispose de temps pour récupérer, entraînant une sollicitation plus importante du métabolisme aérobie afin de régénérer les stocks de phosphagènes entre les points (Edel et al., 2024). Ainsi, le squash, sport de raquette présentant les temps de jeu et la densité de travail moyens les plus élevés en comparaison au tennis, au tennis de table et au badminton, est aussi celui dont les taux de lactatémie moyens relevés pendant le match sont les plus hauts (Girard et al., 2007).

En complément des analyses temporelles, plusieurs équipes de recherche ont cherché à quantifier des événements discrets, comme l'occurrence de type de sauts au basket (Talpey et al., 2021), le nombre et le degré de précision des passes au football (Rocha-Lima et al., 2021), le type de déplacement et de coups au tennis de table (Malagoli Lanzoni et al., 2014) ou encore

le nombre de coups par point au tennis (Reid et al., 2016). Au badminton, des chercheurs ont par exemple pu observer que les joueuses de simple dames jouent davantage de lobs (coup offensif ou défensif, avec une trajectoire montante vers le fond du court) et de drops (coup joué au-dessus de la tête, dans une trajectoire descendante qui vise une zone courte proche du filet) du fond du court, comparé aux hommes qui semblent jouer plus de smashes (coup agressif joué au-dessus de la tête avec une trajectoire descendante) et de drives (coup joué à hauteur d'épaule avec une trajectoire rectiligne) proches du filet (Phomsoupha & Laffaye, 2015). Les analyses temporelles et notationnelles permettent ainsi de caractériser la nature de l'activité et d'orienter l'entraînement. Néanmoins, elles doivent également être complétées par l'étude de la charge interne et externe, afin d'appréhender de manière globale les exigences de la discipline et optimiser la préparation des sportifs.

De nombreux chercheurs se sont donc intéressés à des indicateurs de charge externe comme la distance parcourue au football (Miguel et al., 2022), les accélérations de haute-intensité au basket-ball (Koyama et al., 2022), ou encore des indicateurs comme le PlayerLoad au rugby (Harper et al., 2019). La littérature scientifique s'est aussi intéressée aux réactions de l'athlète face aux exigences de l'activité en étudiant par exemple l'impact du type d'exercice sur la fréquence cardiaque et la perception de l'effort au basket (Conte et al., 2016), l'effet des choix tactiques sur la fréquence cardiaque chez des joueuses de tennis (Hoppe et al., 2019). Au badminton, une équipe de chercheur a comparé la réponse cardiaque de joueurs de simple et de double, de niveau national, pendant des matchs de compétition (Alcock & Cable, 2009). Les joueurs de simple présentaient des valeurs de fréquence cardiaque moyenne et maximale de 88.8 % et 96.8% de la FCmax, contre 75.5 % et 89.0 % de la FCmax pour les joueurs de double. Plus de la moitié du temps de jeu était passée au-dessus de 90 % de la FCmax en simple et entre 70 et 80 % en double. De tels résultats permettent aux entraîneurs d'élaborer des séances spécifiques en reproduisant les intensités observées en match, tout en s'assurant que les joueurs atteignent bien les zones cibles définies.

2. Adaptation de l'entraînement

Entraîner revient à préparer l'athlète aux exigences spécifiques de sa discipline. Ainsi, l'entraînement ne peut être efficace que s'il est aligné avec les exigences réelles de la compétition (Cazorla, 2005). Une étude menée en rugby a montré que les joueurs les moins exposés à des intensités élevées à l'entraînement, en l'occurrence à des vitesses supérieures à

85 % de leur vitesse maximale étaient aussi ceux qui présentaient les taux de blessure les plus élevés. À l'inverse, les joueurs habitués à ces scénarios de haute intensité étaient mieux préparés à les affronter sans se blesser (Colby et al., 2018). Ces résultats soulignent l'importance de confronter les athlètes à des conditions de jeu proches de celles qu'ils vivront en compétition. Être en mesure de caractériser la nature de l'activité compétitive permet aussi de mettre en lumière des indicateurs pertinents pour le monitoring de la charge d'entraînement (Scott et al., 2013), permettant aux staffs techniques d'exposer les athlètes à une charge suffisante mais pas excessive, pour assurer les réponses adaptatives à l'entraînement sans augmenter le risque de surentraînement (Vanrenterghem et al., 2017).

II. Caractérisation temporelle et notationnelle du badminton

Le badminton est un sport de raquette à haute intensité, composé d'actions brèves et explosives, entrecoupées de phases de repos courtes (Cabello Manrique & González-Badillo, 2003). En moyenne, un joueur de simple joue un point de 7.7 secondes durant lequel il réalise un ensemble de mouvements multidirectionnels (fentes, sauts, changements de direction, ...) et de frappes (lob, smash, amortis, ...), se repose 15.4 secondes avant de jouer le point suivant et répète ce processus pendant 32 minutes (Phomsoupha, 2018). De ce point de vue, la structure du badminton est comparable au High-Intensity Interval Training (HIIT), méthode d'entraînement reposant sur l'alternance de périodes d'effort intense et de périodes de récupération, dont les durées, intensités et modalités d'exercice peuvent varier (Billat, 2001) et permettent de définir les exigences de l'exercice proposé (Buchheit & Laursen, 2013). Connaître les caractéristiques temporelles et notationnelles permet donc de décrire avec précision la structure du jeu, afin de mieux calibrer l'entraînement, en donnant la possibilité aux entraîneurs de simuler de manière fidèle ou d'excéder les exigences compétitives (Abian-Vicen et al., 2013).

1. Caractéristiques temporelles du badminton

1.1. Évolution des caractéristiques temporelles depuis 2006

En 2006, la Fédération mondiale de badminton (BWF) a réformé le système de score en compétition, passant du *scoring-by-serve* (seul le joueur qui sert peut marquer un point) au *rally-point-scoring* (un point est attribué à chaque échange, peu importe le joueur au service), afin de rendre les matchs plus courts et plus attractifs pour les spectateurs et les sponsors (Chen et al., 2011). Si les deux premières études visant à déterminer l'impact de ce changement de

règle sur la structure temporelle des matchs ne relevaient pas de différence (Ming et al., 2011) ou une diminution de l'ensemble des variables temporelles (Chen et al., 2011), les études menées depuis ce jour sur l'évolution des paramètres temporels chez les joueurs élites trouvent des résultats différents. Plusieurs études montrent une tendance à l'allongement de la durée moyenne des points, sur les grandes compétitions internationales en simple homme (Hoffmann & Vogt, 2024; Iizuka et al., 2020), en simple dame (Hoffmann & Vogt, 2024; Iizuka et al., 2020; Torres-Luque et al., 2020), tandis que la seule recherche étudiant cette variable en double observe des variations dans le temps, sans discerner de tendance claire (Abián-Vicén et al., 2018). En ce qui concerne le temps de repos, plusieurs travaux observent une augmentation en simple homme (Abián-Vicén et al., 2018; Hoffmann & Vogt, 2024; Iizuka et al., 2020) ainsi qu'en double (Abián-Vicén et al., 2018). Aucune étude n'analyse l'évolution de cet indicateur dans la catégorie simple dame. Concernant le temps de jeu effectif et la densité de travail, plusieurs travaux ne relèvent pas d'évolution de ces indicateurs en simple homme (Abián et al., 2014; Abián-Vicén et al., 2018; Hoffmann & Vogt, 2024), une diminution dans les premiers tours des tournois mais pas d'évolution lors des phases finales en simple dame (Iizuka et al., 2020), une stagnation en double homme et une diminution en double dame (Abián-Vicén et al., 2018).

Notons que certains travaux présentent des résultats divergents, notamment concernant les caractéristiques du simple homme, ou certaines études note une stabilité de la durée des rallyes et des périodes de repos dans le temps (Laffaye et al., 2015; Torres-Luque et al., 2020). Ces études reposent néanmoins sur des échantillons très restreints, parfois limités à une seule rencontre, et sont donc à interpréter avec précaution. Nous observons aussi une grande hétérogénéité dans le nombre d'étude par discipline, le simple homme étant de loin la discipline la plus étudiée et le double mixte n'ayant fait l'objet d'aucune étude sur ce sujet. Cette hétérogénéité est certainement dû au fait que le simple homme soit la discipline « star » du badminton, mais aussi à la méthode nécessaire pour obtenir de telles informations (i.e. l'analyse vidéographique par notation), qui présente le désavantage d'être particulièrement chronophage.

1.2. Influence de la discipline

En simple, la durée totale du match, la durée moyenne des rallyes et la durée moyenne des temps de repos sont plus élevées en simple hommes (Durée rallye : SH = 9 ± 1.2 s ; SD = 7.9 ± 1.6 s / Durée repos : SH = 24.7 ± 4.2 s ; SD = 17.9 ± 3 s ; Abian-Vicen et al., 2013). Ces résultats sont confirmés par d'autres travaux (Gomez et al., 2020; Valldecabres et al., 2017). Toutefois,

certain auteurs observent des résultats différents et rapportent une durée de point similaire entre les sexes, mais une durée de repos plus élevée chez les hommes (Durée rallye : SH = 9.3 ± 1.5 s ; SD = 9.2 ± 1.4 s / Durée repos : SH = 23.1 ± 3.9 s ; SD = 19.4 ± 3.4 s ; Gawin et al., 2015). Concernant le temps effectif de jeu et la densité de travail, des auteurs rapportent des valeurs plus élevées en simple dames (Temps effectif : SH = 27.7 ± 3.9 % ; SD = 31.4 ± 2.4 % / Densité de travail : SH = 0.37 ± 0.5 s ; SD = 0.45 ± 0.5 s ; Abian-Vicen et al., 2013), résultats confirmés par d'autres travaux (Gomez et al., 2020). À l'inverse, une étude révèle des pourcentages de temps de jeu effectif et des densités de travail supérieurs en simple homme (Temps effectif : SH = 30.6 ± 3.6 % ; SD = 29.1 ± 3.5 % / Densité de travail : SH = 0.45 ± 0.7 ; SD = 0.41 ± 0.6 ; Iizuka et al., 2020). Enfin, il a été observé que les rallyes courts (entre 3 et 6 secondes) sont plus fréquents en simple dame, tandis que les rallyes longs (au-delà de 16 secondes) le sont en simple homme (Abian-Vicen et al., 2013). En double, une première étude met en évidence un temps de jeu plus élevé chez les dames comparé au double hommes et au double mixte (DD = 10.1 ± 3.2 s ; DH = 6.7 ± 1.5 s ; MX = 5.5 ± 0.5 s), un temps de repos plus élevé chez les hommes (DD = 20.0 ± 5.3 s ; DH = 23.3 ± 3.7 s ; MX = 20.6 ± 3.2 s) et un temps de jeu effectif plus élevée chez les femmes (DD = 30.1% ; DH = 20.4% ; MX = 19.4%) (Gawin et al., 2015). Une autre étude confirme ces différences entre le double hommes et le double dames pour la durée des points, des repos ainsi que le temps de jeu effectif, et met en lumière une densité de travail plus importante chez les femmes (DD = 0.34 ± 0.07 ; DH = 0.21 ± 0.03 ; Abián-Vicén et al., 2018).

Tableau 1 : indicateurs temporels selon les disciplines au badminton (Gawin et al., 2015 ; Hoffman et al., 2024 ; Le Mansec et al., 2023 ; Torres-Luque et al. 2020)

	SD	SH	DD	DH	MX
Durée des rallyes (s)	$8,8 \pm 0,6$	$9,1 \pm 0,3$	$9,9 \pm 0,3$	$6,4 \pm 0,4$	$6,0 \pm 0,5$
Durée des repos (s)	$19,6 \pm 0,2$	$22,1 \pm 1,5$	$19,4 \pm 0,9$	$23,4 \pm 0,1$	$22,6 \pm 2,8$
Temps de jeu effectif (%)	$28,0 \pm 1,8$	$27,2 \pm 0,9$	$32,6 \pm 3,5$	$21,0 \pm 0,8$	$20,4 \pm 1,3$

Enfin, à la connaissance de l'auteur, seules quatre études ont comparé les cinq disciplines pendant une même compétition internationale (Gawin et al., 2015; Hoffmann et al., 2024; Le Mansec, 2023; Torres-Luque et al., 2020) (tableau 1). Leurs résultats vont dans le sens de ceux présentés précédemment : en simple les hommes ont des durées des rallyes et des repos plus élevés que les femmes, et des temps de jeu effectif plus faible (Durée rallye : SH = 9.1 ± 0.3 s ; SD = 8.8 ± 0.6 s / Durée repos : SH = 22.1 ± 1.5 s ; SD = 19.6 ± 0.2 s / Temps de jeu effectif : SH = 27.2 ± 0.9 % ; SD = 28.0 ± 1.8 % ; tableau 1). En double, les dames ont des rallyes plus

longs, des temps de repos plus courts et un temps de jeu effectif plus élevé (Durée rallye : DD = 9.9 ± 0.3 s ; DH = 6.4 ± 0.4 s ; MX = 6.0 ± 0.5 s / Durée repos : DD = 19.4 ± 0.9 s ; DH = 23.4 ± 0.1 s ; MX = 22.6 ± 2.8 s / Temps de jeu effectif : DD = 32.6 ± 3.5 % ; DH = 21.0 ± 0.8 % ; MX = 20.4 ± 1.3 % ; tableau 1).

1.3. Influence de facteurs extrinsèques

Deux études ont cherché à déterminer l'évolution des caractéristiques temporels en fonction des sets (Abian-Vicen et al., 2013; Torres-Luque et al., 2020). La première ne mettant en évidence aucune différence significative entre les sets pour les variables temporelles étudiées pour les disciplines de simple (Abian-Vicen et al., 2013) et la seconde observant une augmentation de la durée moyenne des points au troisième set en simple hommes et dames (Augmentation durée des points au set 3 : SH = +18% ; SD = +22% ; Torres-Luque et al., 2020). Certaines études ont également exploré l'influence de la phase de compétition (phase de groupe versus phase éliminatoire) sur les caractéristiques temporelles. Elles ont ainsi observées que l'ensemble des variables temporelles absolues étaient significativement plus élevées en phase éliminatoire qu'en phase de groupe en simple, tandis que les disciplines de doubles ne montraient pas de différences significatives (Torres-Luque et al., 2019), où encore que le temps total du match et le temps de repos total étaient plus élevés lors de la phase éliminatoire en simple homme (Chiminazzo et al., 2018).

2. Éléments notationnels au badminton

En complément des éléments temporels, la littérature s'est intéressée à quantifier un certain nombre d'actions discrètes des matchs de badminton. Ainsi, les chercheurs ont pu déterminer la part des différents coups chez des joueurs de simple, mettant en lumière le fait que les hommes jouent moins d'amortis et de clear que les femmes (Amorti : SH = 12.7 ± 5.2 % ; SD = 17.7 ± 13.9 % / Clear : SH = 16.4 ± 5.3 % ; SD = 22.6 ± 12.3 % ; tableau 2) mais plus de drive et de smash (Drive : SH = 9.9 ± 11.9 % ; SD = 4.6 ± 3.7 % / Smash : SH = 20.3 ± 9.4 % ; SD = 14.6 ± 6.3 % ; tableau 2). Dans un autre registre, plusieurs équipes de recherches ont calculé le nombre de fentes et de sauts par match selon les disciplines (Winata et al., 2025). Ainsi, les joueurs de simple hommes sont ceux qui effectuent le plus de saut en moyenne par match (71.0 ± 22.3), et les joueurs de double mixte ceux qui en effectuent le moins (26.6 ± 6.7)(tableau 2).

Tableau 2 : Moyenne des indicateurs notationnels chez des joueurs de badminton *élite* (Le Mansec, 2023; Winata et al., 2025a)

Type de coup	Simple hommes	Simple dames	Double hommes	Double dames	Double mixte
Coup au filet (%)	24.5 ± 7.5 (12.2–36.1)	23.3 ± 6.8 (18.5–28.1)	N/A	N/A	N/A
Amorti (%)	12.7 ± 5.2 (3.8–16.9)	17.7 ± 13.9 (9.0–38.5)	N/A	N/A	N/A
Drive (%)	9.9 ± 11.9 (1.4–27.5)	4.6 ± 3.7 (2.0–8.9)	N/A	N/A	N/A
Clear (%)	16.4 ± 5.3 (7.3–26.6)	22.6 ± 12.3 (13.7–40.5)	N/A	N/A	N/A
Smash	20.3 ± 9.4 (11.5–42.5)	14.6 ± 6.3 (9.4–21.6)	N/A	N/A	N/A
Nombre de sauts	71.0 ± 22.3	57.6 ± 18.1	45.0 ± 23.2	41.9 ± 12.9	26.6 ± 6.7
Nombre de fentes	158.3 ± 50.4	174.9 ± 47.9	46.6 ± 18.4	47.3 ± 16.8	50.7 ± 10.7
Coups par point (n)	8.9 ± 2.1 (5.3 – 12.3)	6.9 ± 1.1 (4.7 – 8.6)	9.5 ± 1.3 (8.2 – 10.7)	11.8 ± 1.7 (9.8 – 12.9)	N/A
Coups par seconde (n/s)	1.0 ± 0.2 (0.6 – 1.1)	0.8 ± 0.2 (0.5 – 1.0)	1.5 ± 0.0 (1.4 – 1.5)	1.3 ± 0.1 (1.1 – 1.3)	N/A

Les chercheurs se sont intéressés au nombre de coups joués par point, mettant en évidence le fait que les doubles jouent un nombre supérieur de coup moyen par point comparé aux simples (SH = 8.9 ± 2.1 ; SD = 6.9 ± 1.1 ; DH = 9.5 ± 1.3 ; DD = 11.8 ± 1.7 ; tableau 2). Pour aller plus loin et comprendre plus finement la dynamique du point, les chercheurs ont aussi relevé la fréquence des coups joués lors d'un point, mettant en évidence que les doubles présentent des valeurs plus élevées que les simples sur cet indicateur (SH = 1.0 ± 0.2 ; SD = 0.8 ± 0.2 ; DH = 1.5 ± 0.0 ; DD = 1.3 ± 0.1 ; tableau 2).

En croisant cet indicateur de fréquence des coups à des indicateurs temporels, une équipe de recherche a observé une corrélation très élevée entre la fréquence de coup d'un point et la durée de la période de repos suivante (Phomsoupha, 2019). Les chercheurs émettent l'hypothèse qu'un rallye avec une fréquence de coup élevée est la conséquence de nombreux mouvements puissants de haute intensité (smash, clear) entraînant une vitesse de volant élevée mais augmentant aussi grandement la contrainte musculaire et la demande énergétique, justifiant le besoin d'un temps de repos plus long (Phomsoupha, 2019). Cette hypothèse est en accord avec une étude qui observe que le temps de vol d'un volant peut varier de 0.2 s pour un smash à faible distance à 1.5 s pour un lob défensif joué du fond du court (Cabello Manrique & González-Badillo, 2003).

Dès lors, il semblerait que la structure temporelle d'un match puisse constituer, de manière indirecte, un marqueur de l'exigence physique en badminton. Croisée avec une analyse notationnelle et l'utilisation d'indicateurs de charge (e.g., RPE, fréquence cardiaque,

accélérations, etc.), cette approche permettrait de mieux quantifier la charge réelle imposée aux joueurs en situation de match.

3. Limites de la littérature

L'analyse de la littérature existante sur la caractérisation temporelle et notationnelle du badminton met en évidence plusieurs limites. Tout d'abord, la quantité de travaux est très hétérogène selon les disciplines. Le simple homme est de loin la catégorie la plus étudiée, concentrant la majorité des publications. À l'inverse, certaines disciplines sont très peu représentées dans la littérature, comme le double mixte, pour lequel les données restent extrêmement rares. Ce déséquilibre entre les catégories de jeu limite la portée des conclusions et empêche une compréhension complète et nuancée de l'ensemble des exigences temporelles propres à chaque discipline. Par ailleurs, les études s'appuient presque exclusivement sur des joueurs seniors de très haut niveau, engagés dans les compétitions majeures du circuit international. Les résultats ne sont donc pas utilisables dans d'autres contextes à l'intérieur du sport, notamment chez les jeunes ou les niveaux inférieurs du circuit élite, chez qui les données sont quasi inexistantes. Cette concentration sur l'élite mondiale senior ne donne ainsi qu'une image partielle du badminton compétitif, et ne permet pas de documenter l'évolution des caractéristiques temporelles et notationnelles en fonction de l'âge ou des différentes strates du niveau élite.

III. Les outils de la caractérisation de l'activité sportive

1. L'analyse vidéographique par notation

L'analyse vidéographique par notation (AVN) consiste à exploiter un enregistrement vidéo dans le but d'en extraire un ensemble de variables d'intérêt pouvant être de nature notationnelle (nombre de coups joués, zone, l'effet) ou temporelle, (temps de jeu effectif, temps de repos ou durée des points). À la connaissance de l'auteur, la première étude ayant eu recours à l'AVN pour caractériser temporellement le badminton remonte à 1996, et avait pour objectif de comparer les disciplines du simple homme et du double homme (Liddle et al., 1996). Depuis, de nombreuses recherches ont mobilisé cette méthode pour étudier les caractéristiques temporelles du badminton (Abián et al., 2014; Abian-Vicen et al., 2013; Alcock & Cable, 2009; Hoffmann et al., 2024; Laffaye et al., 2015; Torres-Luque et al., 2019), mais aussi d'autres sports comme le squash (Girard et al., 2007), le tennis (Javier Sánchez-Alcaraz Martínez, 2015), l'escrime (Tarragó et al., 2023), ou encore la natation (Nicol et al., 2024).

Cette méthode, bien que largement utilisée car peu coûteuse et facile d'accès, présente toutefois certaines limites. La première concerne la subjectivité de l'opérateur. Une étude menée dans le cadre du rugby a montré que la fiabilité inter-opérateurs variait selon le type d'action analysée : les phases de course modérée (« *jogging* ») étaient détectées avec une bonne fiabilité, tandis que les phases plus intenses, comme le sprint, donnaient lieu à plus d'incertitudes (Duthie et al., 2011). Ainsi, cette méthode, souvent réalisée manuellement reste sujette aux erreurs de l'opérateur. La seconde limite est d'ordre opérationnel. L'AVN est une méthode chronophage, qui nécessite un temps de traitement important pour chaque séquence analysée. Dans le contexte du sport de haut niveau, marqué par un enchaînement soutenu des entraînements et une densification croissante du calendrier compétitif, cette méthode ne permet pas de suivre un rythme d'analyse quotidien si l'objectif est d'obtenir des données en temps réel.

2. Les micro-technologies

Depuis le début des années 2000, l'utilisation des micro-technologies (i.e. systèmes intégrant des capteurs miniaturisés) pour le suivi de la performance sportive s'est largement démocratisée. L'intégration de ces composants au sein des dispositifs portables permet une collecte de données en temps réel, ouvrant ainsi la voie à des analyses de plus en plus fines de la charge externe et des comportements locomoteurs des athlètes (Malone et al., 2017). Deux types de technologies sont généralement utilisées : d'une part les systèmes de positionnement, qu'ils soient globaux (GPS – *Global Positioning System*) ou locaux (LPS – *Local Positioning System*), et d'autre part les centrales de mesures inertielles (IMU – *Inertial Measurement Unit*). Notons que bien souvent, les systèmes de positionnement contiennent aussi des IMU.

Une des premières études ayant utilisé les micro-technologies dans le cadre de l'analyse de la performance sportive a été publiée en 2001, et avait comme objectif de croiser les données GPS à des données physiologiques lors de sessions de tests physiques chez des orienteurs (Larsson & Henriksson-Lars, 2001). Depuis cette étude, les articles scientifiques utilisant des micro-technologies pour analyser la performance sportive se sont multipliées (figure 1).

Cette dynamique témoigne d'une véritable explosion de leur usage dans la recherche, portée par des investissements humains et financiers importants de la part des organisations sportives, dans une logique de recherche permanente d'avantage compétitif et d'optimisation de la performance (Torres-Ronda et al., 2022).

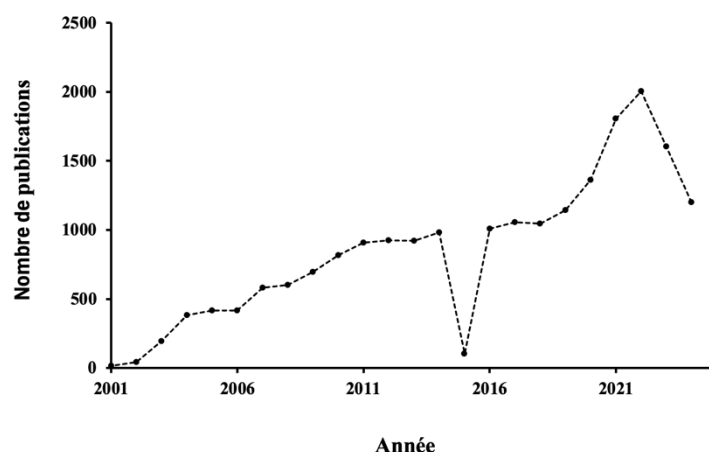


FIGURE 1

Nombre d'études publiées sur MEDLINE utilisant des micro-technologies dans le sport de 2001 à 2024. Les mots-clés utilisés lors de la recherche étaient "Sport", "GPS" et « Microtechnology »

2.1. Les systèmes de positionnement

Les GPS ou GNSS (*Global Navigation Satellite System*) reposent sur un réseau de satellites en orbite autour de la Terre, qui fournissent des informations précises de position et de temps aux capteurs qui y sont connectés. Leur fonctionnement repose sur la réception par le capteur GPS de signaux émis par plusieurs satellites, chacun équipé d'une horloge atomique. Ces signaux contiennent l'heure exacte et la position du satellite au moment de l'émission. En mesurant le temps de propagation de ces signaux, le récepteur peut estimer sa distance par rapport à chaque satellite. En recevant les signaux d'au moins quatre satellites, le système peut déterminer avec précision la position du capteur en trois dimensions (latitude, longitude, altitude), en appliquant la méthode de la trilatération (Rico-González et al., 2020). Une fois la position déterminée, les dispositifs GPS permettent de déterminer la vitesse de déplacement de l'athlète, soit par différenciation de position (calcul de la vitesse comme le rapport entre la distance parcourue et le temps écoulé entre deux mesures) soit en utilisant l'effet Doppler (mesure du décalage de fréquence du signal satellite induit par le mouvement du capteur, permettant une estimation instantanée de la vitesse) (Malone et al., 2017). Ils permettent aussi de déterminer l'accélération en dérivant la vitesse calculée, même s'ils contiennent souvent des accéléromètres en leur sein (Malone et al., 2017). Les systèmes de positionnement locaux (LPS) fonctionnent selon un principe similaire : un capteur porté par le joueur agit comme récepteur d'ondes électromagnétiques émises par un ensemble de balises dont la position est fixe et connue (Rico-González et al., 2020).

2.1.1. Utilisation des systèmes de positionnement dans la littérature

Les systèmes de positionnement ont été largement utilisés dans de nombreux sports pour quantifier la charge externe, définie comme l'ensemble du travail réalisé par un athlète (e.g. la distance parcourue), indépendamment de sa réponse physiologique individuelle (Halsen, 2014). Ces outils se sont révélés précieux pour le suivi de la charge d'entraînement et l'analyse de la performance. Par exemple, des chercheurs ont pu suivre la charge d'entraînement de joueurs de football sur deux saisons, mettant en évidence les variations hebdomadaires de plusieurs indicateurs tels que la distance totale parcourue, la distance à haute intensité (au-delà de 25.2 km/h) ou encore la charge mécanique via l'indice PlayerLoad™ (Mandorino et al., 2024). Dans d'autres disciplines, comme le rugby à 7, les GPS ont permis d'analyser les fluctuations de vitesse en match (Furlan et al., 2015), ou encore de caractériser le profil d'activité selon le poste des joueurs, en identifiant les temps passés à différentes intensités de course (Jones et al., 2015).

2.1.2. Limites des GPS

Plusieurs études ont mis en évidence une mauvaise fiabilité inter-unités des capteurs GPS, même lorsqu'ils sont utilisés dans les mêmes conditions. Cela constitue un frein majeur au suivi longitudinal des athlètes si les capteurs ne leur sont pas attribués de manière fixe (Malone et al., 2017). Ensuite, la précision des données enregistrées dépend fortement de la qualité du signal satellite reçu par les capteurs. Celle-ci est influencée par le nombre de satellites connectés, mais également par leur répartition géométrique dans l'espace, un paramètre appelé dilution horizontale de précision (HDOP). Une configuration défavorable peut altérer la fiabilité des mesures, même si le nombre de satellites semble suffisant (Malone et al., 2017). Dans le cadre de notre étude, une autre limite majeure réside dans le fait que les dispositifs GPS ne captent pas le signal satellite en intérieur rendant leur usage impossible dans les sports pratiqués dans des environnements fermés comme le badminton.

2.1.3. Limites des LPS

Les données fournies par les systèmes de positionnement sont généralement sous forme d'indicateurs déjà construits par les fabricants, comme le PlayerLoad™, le TotalLoad ou le NewBodyLoad (Gómez-Carmona et al., 2019a). Bien que tous ces indicateurs partagent un objectif commun les méthodes de traitement du signal et de calcul demeurent spécifiques à chaque entreprise (Gómez-Carmona et al., 2019a). Même les données qualifiées de « brutes »

ne sont que rarement totalement exemptes de traitement. Cette hétérogénéité méthodologique ainsi que cette absence de transparence dans la chaîne de traitement limite fortement la reproductibilité des études scientifiques et complique les comparaisons entre modèles de dispositifs, ou encore entre différentes périodes d'analyse (Malone et al., 2017). Ces systèmes ont aussi l'inconvénient de ne pas être transportables une fois installés dans un gymnase et d'être relativement onéreux (Fox et al., 2017).

De surcroît, si les systèmes de positionnement locaux (LPS) présentent une très bonne validité pour la mesure de la vitesse instantanée, et une validité acceptable pour l'accélération instantanée, les mesures des valeurs maximales d'accélération et de décélération s'avèrent en revanche plus variables, avec une fiabilité réduite (Fuchs et al., 2023). La double dérivation nécessaire pour obtenir ces données à partir de mesures de position, ou bien la dérivation simple à partir de données de vitesse amplifient le bruit du signal, conduisant à des mesures d'accélération souvent trop élevées comparées à des gold-standards (Ellens, 2020). Ces limites sont particulièrement problématiques dans des disciplines comme le badminton, caractérisées par des mouvements brefs, explosifs et souvent réalisés dans un espace restreint, avec des déplacements courts et des vitesses relativement faibles (Vitesse maximale atteinte : SD U18 = 11 ± 2.15 km/h ; SH U18 = 11.03 ± 1.74 km/h ; Rojas-Valverde et al., 2020). Dans ce contexte, ce ne sont pas tant les positions ou les vitesses qui revêtent un intérêt, mais bien les accélérations et décélérations, plus représentatives de l'intensité réelle de l'effort.

Face à ces contraintes, les accéléromètres triaxiaux apparaissent comme une solution plus adaptée aux exigences du badminton. Ces capteurs permettent de mesurer directement les accélérations corporelles, rendant possible la détection précise des efforts intenses sans déplacement marqué, tels que les impulsions verticales ou les changements de direction (Gómez-Carmona et al., 2019b). Ils présentent en outre l'avantage d'être peu coûteux, facilement transportables et utilisables dans tout environnement.

2.2. Les centrales de mesures inertielles

Les centrales de mesure inertielle (IMU) sont constituées d'une unité regroupant un accéléromètre tri-axial permettant de mesurer les accélérations linéaires, un gyroscope tri-axial destiné à mesurer les accélérations angulaires, et, parfois, un magnétomètre tri-axial permettant de calibrer les mesures en tenant compte du champ magnétique terrestre (Cudejko et al., 2022). Dans notre étude, nous n'utiliserons que l'accéléromètre de l'IMU, nous nous attarderons donc seulement sur cet outil dans cette revue de littérature.

2.2.1. Utilisation des centrales inertielles dans la littérature

Le signal accélérométrique peut être exploité de manière très variée selon les objectifs de recherche, la nature de l'activité observée, le placement des capteurs et les méthodes d'analyse. En natation, une équipe de chercheur a pu reconstituer les différentes phases du cycle de nage en plaçant six accéléromètres à différents endroits du corps du nageur, montrant qu'un dispositif multi-capteur peut permettre une analyse segmentaire fine des gestes techniques d'un sport cyclique comme la natation (Callaway, 2015). D'un point de vue de la prévention des blessures, une équipe de recherche a pu suivre en temps réel de l'exposition aux impacts crâniens en compétition chez des boxeurs grâce à une coiffe instrumentée intégrant trois accéléromètres mesurant les accélérations linéaires et rotationnelles de la tête (Beckwith et al., 2007). Enfin, dans un contexte clinique, des accéléromètres fixés aux chevilles de patients ayant subi une opération de la hanche ont servi à évaluer la symétrie de charge entre les jambes sur une série de tests locomoteurs, offrant une évaluation objective de la récupération fonctionnelle (Ren et al., 2023).

Trois autres études récentes ont pu discriminer les périodes d'activité physique intense aux périodes d'activité légère (Marutani et al., 2023; Oliva-Lozano et al., 2023; Turner et al., 2025). Dans la première étude, les chercheurs ont appliqué une transformée de Fourier à la norme du vecteur d'accélération afin de convertir le domaine temporel du signal en domaine fréquentiel. La durée obtenue pour les valeurs supérieures à 0.02 (UA – Unités arbitraires) semble être fortement corrélée avec différentes variables de charge externe (distance totale parcourue, nombre de pas), et semblerait donc constituer une variable représentative du temps effectif de jeu (Oliva-Lozano et al., 2023). Dans les deux autres études, après avoir lissé la norme d'accélération sur deux fenêtres temporelles consécutives (respectivement 1 et 5 secondes) pour obtenir, les auteurs ont défini les périodes de repos comme celles où la valeur de l'indice d'accélération (signal obtenu) était inférieure à 0.3 G pendant au moins cinq secondes (Marutani et al., 2023; Turner et al., 2025). **Et en plus, une limite c'est qu'il n'y a aucun élément de validation de ces algorithmes**

2.2.2. Validité et fiabilité des IMU

En comparant les mesures d'un accéléromètre à celle obtenue par analyse du mouvement avec un système de motion capture, considéré comme un gold-standard, des chercheurs ont observé une validité concurrente acceptable de l'accéléromètre (Wundersitz et al., 2015). Les mesures

des mouvements les plus simples comme la marche présentait un faible coefficient de variation entre les deux mesures, tandis que les mouvements plus complexes comme les tacles affichaient des coefficients de variation plus élevés (Wundersitz et al., 2015). Les auteurs ont aussi mis en évidence le fait que la fréquence de coupure jouait un rôle dans la validité des données obtenues (Wundersitz et al., 2015).

IV. Objectifs de l'étude et hypothèses

La caractérisation temporelle et notationnelle du badminton compétitif est essentielle pour adapter les entraînements aux exigences de la discipline. Pourtant, la majorité des études disponibles sont centrées sur le simple homme senior de niveau international, laissant de côté les autres disciplines et les niveaux élite inférieurs. Cette littérature repose presque exclusivement sur l'analyse vidéo manuelle, une méthode longue, peu compatible avec les besoins opérationnels des staffs en contexte de terrain. Face à cette limite, les accéléromètres triaxiaux apparaissent comme une solution prometteuse pour automatiser la détection des phases actives de jeu.

Les objectifs de ce mémoire de recherche étaient de :

- 1) Valider un algorithme de détection des temps actifs à partir d'un accéléromètre lors de matchs officiels de badminton
- 2) Valider un facteur de conversion permettant d'estimer le nombre de coups joués par point à partir du temps actif et d'une fréquence de coup.

Nos hypothèses sont les suivantes : 1) L'accéléromètre est un outil valide de détection des temps actifs au badminton. 2) L'accéléromètre est un outil valide pour estimer le nombre de coup par point. 3) La fréquence des coups diminue à mesure que la durée de l'échange augmente, traduisant une relation inverse entre ces deux variables. 4) Regrouper les échanges en fonction de leur durée permet de déterminer des facteurs de conversion plus adaptés à chaque type de point.

MATÉRIELS ET MÉTHODES

I. Considérations éthiques

La collecte de données a été obtenue auprès des athlètes du pôle Olympique et des pôles France et espoirs de Badminton (Fédération Française de Badminton) participant à des compétitions nationales ou internationales. Par conséquent, la procédure usuelle de validation par une comité de protection des personnes n'était pas requise (Winter & Maughan, 2009). Toutefois, toutes les données ont été anonymisées avant les analyses afin de garantir la confidentialité des athlètes et l'ensemble du protocole expérimental respectait strictement les recommandations de la Déclaration d'Helsinki. Tous les participants ont été informés des objectifs et des modalités de l'étude et ont fourni un consentement éclairé.

II. Participants et échantillon

L'échantillon de cette étude se compose de 14 matchs issus des qualifications aux Championnats d'Europe mixtes par équipe senior, ainsi que de 68 matchs de la 5^e étape du Circuit Élite Jeune (CEJ), une compétition rassemblant les meilleurs joueurs français des catégories Benjamin (11–13 ans), Minime (13–15 ans) et Cadet (15–17 ans). Tous les matchs ont fait l'objet d'une analyse vidéo, et les joueurs ont été équipés de centrales de mesures inertielles pendant les rencontres.

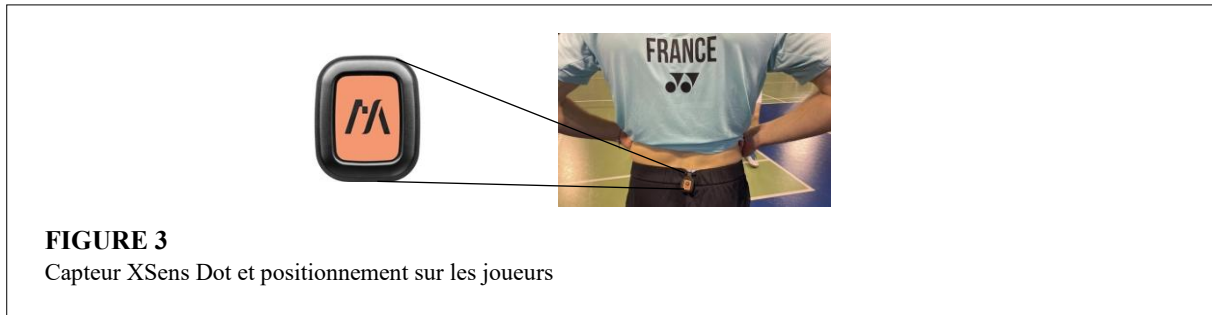
Tableau 3 : Effectif de l'échantillon de l'étude

Catégorie	<i>n</i> vidéo	<i>n</i> IMU	Catégorie	<i>n</i> vidéo	<i>n</i> IMU
SD Benjamin	10	4	DD Cadet	4	4
SH Benjamin	10	5	DH Cadet	4	3
SD Minime	10	5	MX Cadet	3	3
SH Minime	10	4	SD Senior	1	1
DD Minime	5	4	SH Senior	2	2
DH Minime	3	3	DD Senior	3	4
SD Cadet	4	4	DH Senior	3	6
SH Cadet	5	5	MX Senior	3	6

Abréviations : SD = Simple Dame / SH = Simple Homme / DD = Double Dame / DH = Double Homme / MX = Double Mixte / IMU = Centrale de mesure inertielle

I. Récolte des données

La collecte des données a été réalisée à l'aide d'une centrale inertielle Xsens DOT (XS-DOT-SET-O2, Movella Technologies, Enschede, Pays-Bas) (figure 3).



Ce capteur intègre un accéléromètre, un gyroscope et un magnétomètre, chacun fonctionnant sur les trois axes. La validité concurrente du Xsens DOT s'est révélée excellente pour des mouvements simples (e.g. marche, descente d'escaliers) et bonne pour des mouvements plus complexes comme le saut (Cudejko et al., 2022).

Les données brutes sont d'abord enregistrées en interne à une fréquence de 800 Hz, puis traitées par l'algorithme embarqué de Strapdown Integration (SDI). Ce traitement permet de convertir le signal en une sortie à 60 Hz, optimisant ainsi la précision de la mesure tout en assurant une fréquence d'export compatible avec les contraintes de transmission et d'enregistrement. Le capteur dispose d'une mémoire interne de 64 Mo, permettant de stocker environ 6 heures de données à 60 Hz.

Pour limiter les vibrations, le capteur est inséré dans un boîtier en caoutchouc, puis fixé au niveau lombaire, à l'aide d'un élastique attaché au short de l'athlète (figure 3). Ce placement a été identifié comme optimal pour mesurer la dynamique du centre de masse (Liu et al., 2024). Le dispositif bénéficie par ailleurs de la certification IP68, garantissant son étanchéité à la sueur. L'acquisition des données est déclenchée via l'application mobile Movella DOT, puis stoppée manuellement à l'aide du bouton situé sur le capteur. Enfin, les données brutes non filtrées sont exportées au format CSV à l'aide du logiciel Movella DOT Data Exporter

Les vidéos des matchs de compétition ont été filmées avec un iPad (Apple, Cupertino, CA, USA), à une définition de 1080 pixels (1920×1080) et une fréquence de 32 images par seconde (32Hz). Elles ont ensuite été traitées à l'aide du logiciel MétaVidéo.

III. Traitement des données

1. Analyse vidéo

1.1. Etude ancillaire : reproductibilité intra opérateur de l'analyse vidéo

Afin d'évaluer la fiabilité des mesures issues de la méthodologie d'analyse vidéo de ce travail, deux séries d'annotations ont été réalisées à deux semaines d'intervalle par l'évaluateur unique de ce travail, sur un ensemble de 14 matchs, représentant un total de 1046 points. L'objectif de ces analyses était de déterminer la durée des points, définie comme l'intervalle de temps compris entre l'impact du volant lors du service et la fin du point (Phomsoupha, 2018). La notion de fin du point n'étant pas explicitement normée dans la littérature, une définition opérationnelle a été retenue : le point est considéré comme terminé lorsque le volant touche le filet (en cas de faute au filet), touche le sol (en cas de faute directe de longueur ou de largeur), ou entre en contact avec le corps d'un joueur.

1.2. Analyse vidéo des débuts et fins de points

L'analyse vidéo a été effectuée sur un total de 68 matchs du CEJ et 14 matchs des qualifications en championnat d'Europe senior (tableau 3). Un logiciel d'annotation manuelle (Métavideo) avec un séquenceur permettant de déterminer le début et la fin d'un point a été utilisé. L'ensemble des données ont été exportées dans des fichiers csv individuels. Le logiciel R a été utilisé pour calculer les durées des points et des repos.

2. Validation de l'algorithme de détection des temps actifs

2.1. Traitement du signal accélérométrique

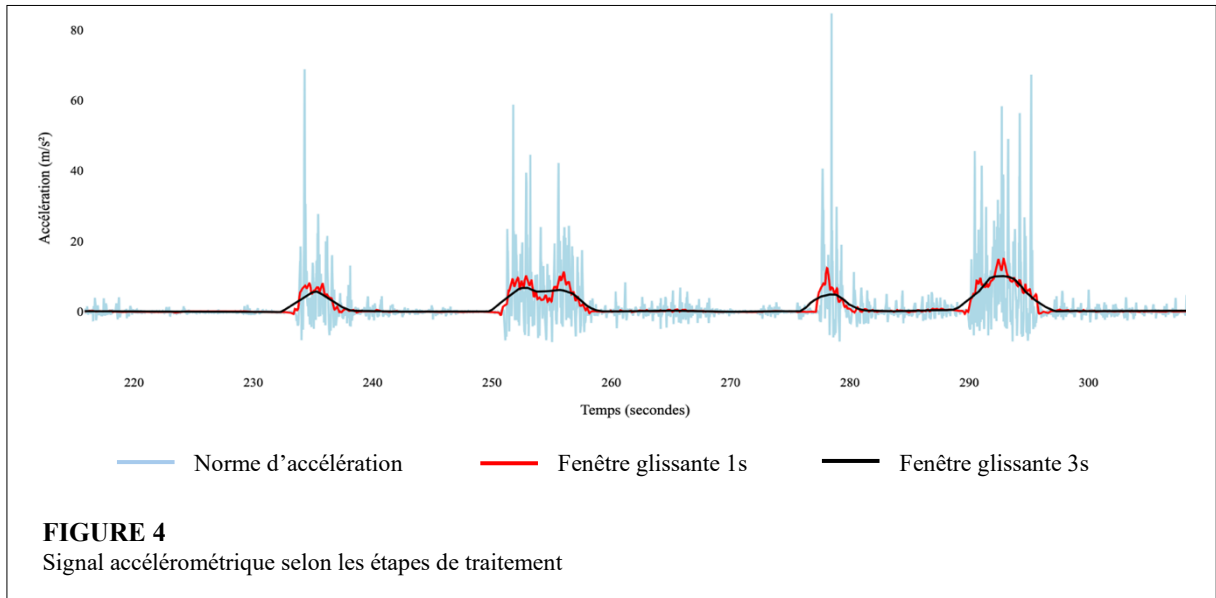
Le signal inertiel brut est initialement traité séparément pour chacun des trois axes. Une étape de prétraitement permet tout d'abord d'éliminer les artéfacts. Les valeurs considérées comme aberrantes sont supprimées selon deux critères : (1) les accélérations dépassant 175 m/s^2 et (2) les points détectés comme outliers à l'aide d'un algorithme fondé sur la discontinuité locale (méthode de détection par voisinage, DBSCAN ; Miguens et al., 2024). Ces valeurs sont ensuite remplacées par une médiane glissante calculée sur une fenêtre de cinq points, assurant ainsi la continuité du signal.

Un filtre de Butterworth du quatrième ordre est ensuite appliqué en deux temps : un premier filtrage avec une fréquence de coupure à 10 Hz pour atténuer les hautes fréquences (Roell et al., 2020). La norme de l'accélération centrée autour de zéro est ensuite calculée (Équation 1)

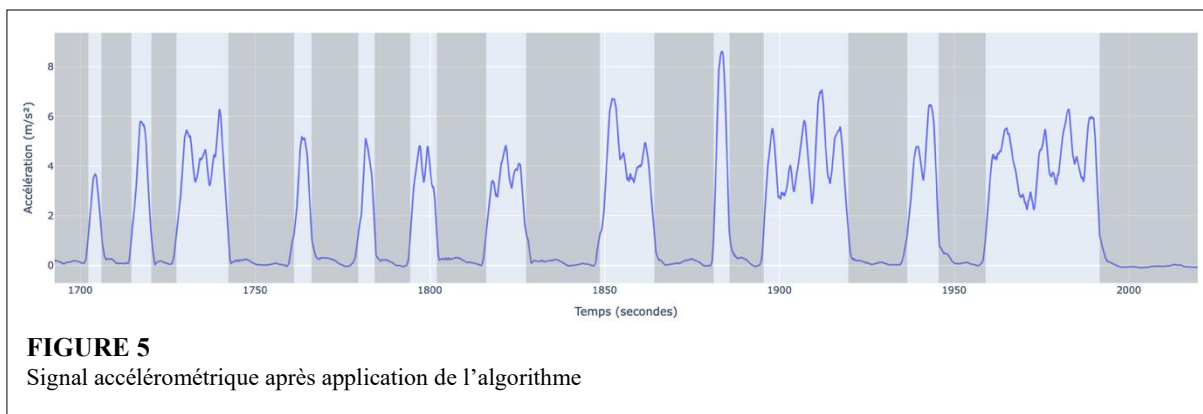
$$\|A\| = \sqrt{a_x(t)^2 + a_y(t)^2 + a_z(t)^2} - 9.81$$

Équation 1 : Norme de l'accélération

Afin d'obtenir un signal plus stable et exploitable, un double lissage adapté de la méthode de Marutani et al.(2023) est appliqué : une moyenne glissante sur une fenêtre de 1 seconde, suivie d'une seconde moyenne glissante sur 3 secondes.



Enfin, deux paramètres sont définis pour distinguer les phases actives de jeu des phases passives de repos : un seuil d'accélération minimale (SAM) en dessous duquel le signal est considéré comme inactif et une durée minimale de repos (DMR) à partir de laquelle un intervalle est qualifié de repos (Marutani et al., 2023).



2.2. Synchronisation du signal accélérométrique et de la timeline vidéo

Une synchronisation du signal accélérométrique avec les timecodes issus de l'analyse vidéo a été réalisée manuellement. La procédure consiste à identifier, dans le signal inertiel, le segment correspondant au premier point du match. Cette étape est rendue complexe par le fait que l'enregistrement du capteur débute en amont du match, incluant des phases d'échauffement ou de préparation non pertinentes. Pour contourner cette difficulté, les durées des points et des temps de repos extraites de la vidéo ont été comparées à la structure du signal accélérométrique, permettant de repérer le premier point du match. Une fois le segment pertinent localisé, la valeur temporelle du signal accélérométrique correspondant au début estimé du point (i.e. légèrement en amont du pic d'accélération associé à l'action motrice) est attribuée au timecode vidéo du service. Ce point d'ancrage permet ensuite de synchroniser l'ensemble des timecodes vidéo sur l'échelle temporelle du signal inertiel.

Une fois la synchronisation effectuée, la performance de chaque algorithme est évaluée par l'alignement des segments temporels recalés de la vidéo avec ceux détectés automatiquement. Cet alignement repose sur la comparaison des centres temporels de chaque segment, avec une tolérance de ± 7 secondes. Un segment issu de l'accéléromètre est considéré comme correctement détecté s'il tombe dans cette fenêtre autour du centre d'un segment vidéo. En dehors de cette plage, un segment détecté sans correspondance vidéo est considéré comme un faux positif, tandis qu'un segment vidéo sans détection correspondante est comptabilisé comme un faux négatif.

2.3. Classification et quantification des erreurs

L'identification et la quantification des erreurs a été effectuée manuellement en repérant les détections erronées dans le signal inertiel, puis en les confrontant aux enregistrements vidéo pour en comprendre le contexte et en déterminer la nature.

3. Validation du facteur de conversion

3.1. Clustering des données

Pour l'analyse du facteur de conversion, seules les données issues du CEJ ont été utilisées. Afin de déterminer des clusters de durée de point lors des matchs pour chacune des catégories de jeu, un algorithme de classification non-supervisée K-Means Clustering a été utilisé. Trois stratégies différentes ont été utilisées pour le choix du nombre de clusters (k). La première s'appuyait sur la méthode du coude (*elbow method*), qui consiste à repérer un point d'inflexion, considéré comme le k optimal, sur la courbe de la variance intra-cluster en fonction du nombre de clusters. La seconde stratégie retenait $k = 3$, sur la base d'une logique de terrain fondée sur la typologie observée des points analysés par les entraîneurs, correspondant typiquement à des points courts, moyens et longs. Enfin, une dernière approche consistait à estimer automatiquement le nombre k de clusters optimal pour chaque catégorie à l'aide du Bayesian Information Criterion – ou critère d'information bayésien (BIC).

Le paramètre *nstart*, correspondant au nombre d'initialisations aléatoires de l'algorithme K-means, a été testé pour trois valeurs usuelles : 15, 25 et 35, afin d'évaluer la stabilité de ces différentes valeurs. Aucune variation notable dans la répartition des clusters n'a été constatée entre ces trois configurations. La valeur $nstart = 25$ a ainsi été retenue pour l'ensemble des analyses.

3.2. Première analyse des fréquences

Un premier sous-échantillon, correspondant à 10% des points des matchs du CEJ analysés à la vidéo, choisi de manière randomisée a été analysé. Le nombre de coups par point, défini comme le nombre total de fois où le volant a été frappé par les deux joueurs depuis le service jusqu'à ce qu'il touche le sol (Hoffmann & Vogt, 2024) a été relevé.

Une formule d'estimation de la taille d'échantillon nécessaire à l'estimation d'une moyenne a été appliquée, afin de s'assurer que le sous-échantillon analysé permettait une estimation fiable de la population cible (i.e. l'ensemble des vidéos analysées au CEJ), en fixant un niveau de

confiance de 95 % et une marge d'erreur de $\pm 0,1$ coup/seconde. Les 10 % analysés étaient suffisant pour toutes les catégories sauf deux, dans lesquelles les analyses complémentaires ont été effectuées (équation 2).

$$n = \left(\frac{z \cdot \sigma}{E} \right)^2$$

Équation 2 : Équation de l'estimation du sous-échantillon représentatif

Détails des termes : n = taille minimale de l'échantillon nécessaire ; z = niveau de confiance ; σ = écart-type du sous échantillon ; E = marge d'erreur tolérée.

3.3. Détermination des facteurs de conversion

Un facteur de conversion a ensuite été établi à partir du coefficient directeur de la régression linéaire entre la durée des points et le nombre de coups. Un facteur de conversion a été calculé pour chacune des catégories, et pour chacun des clusters calculés. En complément, un coefficient global a également été calculé à partir de l'ensemble des points, sans distinction de clusters, afin d'évaluer la pertinence d'un modèle linéaire simple. Le choix d'inclure ou non un intercept dans les régressions linéaires a été effectué selon la performance des ajustements. Dans les cas où un cluster a bien été identifié mais ne contenait pas un nombre suffisant de points (moins de trois) pour permettre le calcul fiable d'un facteur de conversion, c'est le facteur de conversion du cluster immédiatement précédent qui a été retenu.

3.4. Seconde analyse des fréquences

Un second échantillon de points issus des matchs ayant fait l'objet d'une première analyse du nombre de coup par point a été réalisée. Ce second échantillon a été sélectionné aléatoirement, tout en veillant à exclure les points utilisés lors de la première phase d'analyse du nombre de coups par point.

3.5. Prédiction du nombre de coups

Les facteurs de conversion obtenus par chacune des méthodes de modélisation ont été appliqués au second échantillon de points analysés afin de réaliser une prédiction du nombre de coups de ces points.

IV. Traitement statistique

1. Reproductibilité intra-opérateur de l'analyse vidéo

Pour évaluer la précision temporelle des annotations manuelles, des statistiques descriptives ont été calculées sur les erreurs absolues entre deux séries d'annotations : moyenne absolue des erreurs (MAE), médiane, 95e percentile (P95) et valeur maximale afin d'estimer la variabilité, la distribution et les cas extrêmes des écarts temporels. En complément, des diagrammes de Bland-Altman ont été utilisés afin d'évaluer l'accord entre les deux séries d'annotations, visualiser la dispersion des écarts et détecter un éventuel biais systématique.

2. Validation de l'algorithme de détection des temps actifs

Neuf combinaisons de paramètres (SAM et DMR) ont été testées afin d'évaluer la précision des détections par rapport à l'analyse vidéo de référence. L'analyse s'est appuyée sur des statistiques descriptives (moyenne $\pm$ écart-type) pour les indicateurs temporels (durée des points, repos, densité d'effort) et les décalages de time-code. Une classification des erreurs par type (A à E) a également été réalisée, en fonction des réglages algorithmiques, des disciplines de jeu et des catégories d'âge. L'ensemble des résultats a été exploré de manière comparative à l'aide de tableaux croisés, sans recours à des tests statistiques inférentiels, dans le but d'identifier des tendances et d'orienter l'optimisation des paramètres de détection.

3. Validation du facteur de conversion

Enfin, l'efficacité des différentes méthodes de prédiction (modèle global, $k = 2$, $k = 3$, BIC) a été comparée à l'aide de modèles linéaires mixtes avec la catégorie d'âge comme effet aléatoire. Les performances ont été évaluées par les erreurs absolues brutes et relatives.

RÉSULTATS ET DISCUSSION

I. Résultats

1. Reproductibilité intra-opérateur de l'analyse vidéo

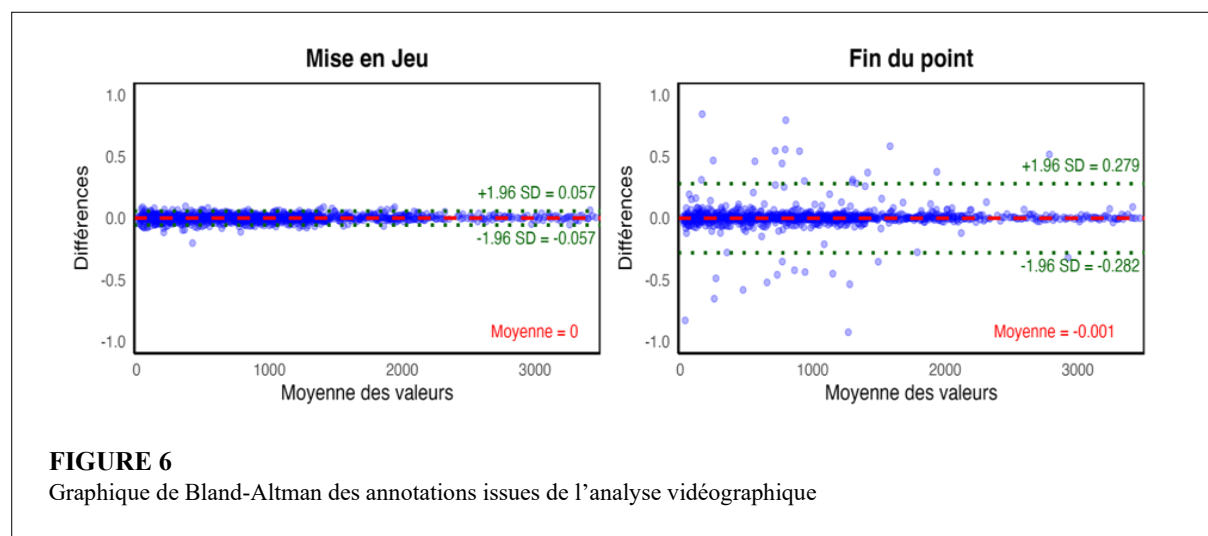
Les indicateurs descriptifs des erreurs absolues entre les deux séries d'annotations mettent en évidence une précision temporelle globalement élevée (tableau 4 et figure 6). Pour les débuts de point, l'erreur absolue moyenne (MAE) est de 0.021 s, avec une médiane de 0.016 s et une valeur maximale de 0.203 s, ce qui reflète une faible variabilité inter-annotations et la rareté des écarts importants. Concernant les fins de point, la MAE est légèrement supérieure (0.0425 s), bien que cette valeur demeure faible au regard des durées de point observées. Toutefois, une erreur maximale de 2.665 s a été relevée, indiquant la présence de quelques cas extrêmes. Malgré cela, le 95e percentile (0.1207 s) indique que la majorité des erreurs demeure modérée.

Tableau 4 : Statistiques descriptives des erreurs moyennes de l'analyse vidéo

Variable	MAE	Médiane	P95	Max
Début de point	0.021 s	0.016 s	0.062 s	0.203 s
Fin de point	0.0425 s	0.013 s	0.1207 s	2.665 s

Abréviation : MAE = Erreur Absolue Moyenne

Les diagrammes de Bland-Altman montrent une dispersion limitée dans les deux conditions, avec des moyennes proches de zéro, suggérant l'absence de biais systématique entre les deux séries d'annotations.



L'ensemble de ces résultats mettait en évidence une cohérence temporelle satisfaisante entre les deux séries d'annotations, validant l'utilisation de cette méthode comme référence pour comparer les durées de points avec les données d'accélérométrie. Nous utiliserons donc cette méthode pour l'ensemble des analyses vidéographique de ce travail.

2. Validation de l'algorithme de détection des temps actifs

2.1. Indicateurs temporels et notationnel

Impact des paramètres SAM et DMR sur les indicateurs temporels et notationnels

Le nombre de point détecté par l'algorithme est systématiquement plus faible que le nombre de point relevé à l'analyse vidéo (moyenne algorithme : 71.9 ± 18.8 ; moyenne vidéo : 77.3 ± 18.0).

La durée moyenne de point est plus élevée lorsqu'elle est détectée par l'algorithme comparé à la durée de point vidéo (moyenne algorithme : 7.3 ± 1.4 s ; moyenne vidéo : 5.7 ± 1.3 s). Plus le SAM est faible plus la durée moyenne des points est élevée (3:1.0 : 7.5 ± 1.4 s ; 3:1.2 : 7.3 ± 1.4 s ; 3:1.4 : 7.0 ± 1.4 s). Plus la DMR est élevée plus la durée des points est élevée (3:1.0 : 7.5 ± 1.4 s ; 4:1.0 : 7.5 ± 1.4 s ; 5:1.0 : 7.7 ± 1.4 s).

Les durées de repos sont plus faibles avec l'algorithme comparé à la vidéo (moyenne algorithme : 16.3 ± 3.0 s ; moyenne vidéo : 17.4 ± 3.1 s). Plus le SAM est élevé plus la durée moyenne des repos est élevée (3:1.0 : 16.0 ± 3.0 s ; 3:1.2 : 16.3 ± 3.0 s ; 3:1.4 : 16.6 ± 3.1 s). La DMR ne semble pas impacter la durée moyenne de repos (3:1.0/4:1.0/5:1.0 : 16.0 ± 3.0 s).

La densité d'effort est plus faible à la vidéo par rapport à ce que détecte l'algorithme (moyenne algorithme : 0.5 ± 0.1 ; moyenne vidéo : 0.34 ± 0.09). Plus le SAM est faible plus la densité est élevée (3:1.0 : 0.48 ± 0.10 ; 3:1.2 : 0.46 ± 0.10 ; 3:1.4 : 0.43 ± 0.09). La DMR a un impact minime sur la densité de travail (3:1.0 : 0.48 ± 0.10 ; 4:1.0 : 0.48 ± 0.11 ; 5:1.0 : 0.49 ± 0.12) (tableau 5).

Tableau 5 : Indicateurs temporels et notationnel selon les algorithmes

Algorithme	Nombre de points*	Durée point (s)	Durée repos (s)	Densité d'effort
Vidéo	77.3 ± 18.0	5.7 ± 1.3	17.4 ± 3.1	0.34 ± 0.09
3 : 1.0	73.3 ± 18.6	7.5 ± 1.4	16.0 ± 3.0	0.48 ± 0.10

Algorithme	Nombre de points*	Durée point (s)	Durée repos (s)	Densité d'effort
4 : 1.0	73.1 ± 18.5	7.5 ± 1.4	16.0 ± 3.0	0.48 ± 0.11
5 : 1.0	72.3 ± 18.6	7.7 ± 1.4	16.0 ± 3.0	0.49 ± 0.12
3 : 1.2	72.1 ± 19.0	7.3 ± 1.4	16.3 ± 3.0	0.46 ± 0.10
4 : 1.2	72.1 ± 19.0	7.3 ± 1.4	16.3 ± 3.0	0.46 ± 0.10
5 : 1.2	71.6 ± 18.8	7.3 ± 1.4	16.3 ± 3.0	0.46 ± 0.10
3 : 1.4	71.0 ± 18.9	7.0 ± 1.4	16.6 ± 3.1	0.43 ± 0.09
4 : 1.4	71.0 ± 18.9	7.0 ± 1.4	16.6 ± 3.1	0.43 ± 0.09
5 : 1.4	70.8 ± 18.7	7.1 ± 1.3	16.6 ± 3.0	0.44 ± 0.10
Moy algorithme	71.9 ± 18.8	7.3 ± 1.4	16.3 ± 3.0	0.5 ± 0.1

*Les faux positifs ne sont pas inclus dans le nombre de points

Impact des paramètres SAM et DMR sur le décalage de timecode

Les débuts et fins de points sont systématiquement détectés plus tard par l'algorithme, quel que soit les paramètres utilisés. Le delta entre la détection du début du point par l'algorithme comparé à la vidéo est plus faible que celui de la fin du point (début de point : 0.94 ± 1.58 s ; fin de point : 2.22 ± 1.37 s), ce qui entraîne une durée du point détecté par l'algorithme systématiquement supérieure à celle analysée à la vidéo (1.28 ± 1.54 s). Les débuts de points sont détectés plus tard par les algorithmes présentant un SAM élevé (3:1.0 : 0.81 ± 1.53 s ; 3:1.2 : 0.97 ± 1.52 s ; 3:1.4 : 1.10 ± 1.52 s), et dans une moindre mesure un DMR faible (3:1.0 : 0.81 ± 1.53 s ; 4:1.0 : 0.79 ± 1.58 s ; 5:1.0 : 0.70 ± 1.79 s). Les fins de points sont détectées plus tard par les algorithmes avec un SAM faible (3:1.0 : 2.36 ± 1.38 s ; 3:1.2 : 2.21 ± 1.35 s ; 3:1.4 : 2.06 ± 1.35 s), et dans une moindre mesure un DMR élevé (3:1.0 : 0.81 ± 1.53 s ; 4:1.0 : 2.37 ± 1.36 s ; 5:1.0 : 2.40 ± 1.44 s). La différence de durée des points est plus importante pour les SAM faibles (3:1.0 : 1.55 ± 1.43 s ; 3:1.2 : 1.24 ± 1.43 s ; 3:1.4 : 0.96 ± 1.47 s) et les DMR élevés (3:1.0 : 1.55 ± 1.43 s ; 4:1.0 : 1.58 ± 1.50 s ; 5:1.0 : 1.69 ± 1.85 s) (tableau 6).

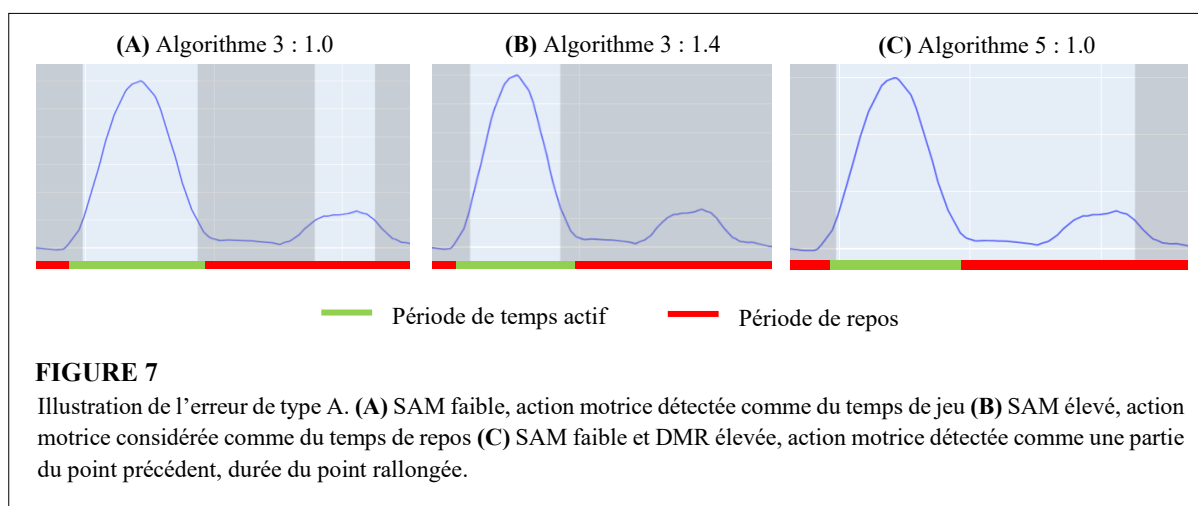
Tableau 6: Delta time-code vidéo et time-code détection algorithme

Algorithme	Début du point (s)	Fin du point (s)	Durée du point (s)
3 : 1.0	0.81 ± 1.53	2.36 ± 1.38	1.55 ± 1.43
4 : 1.0	0.79 ± 1.58	2.37 ± 1.36	1.58 ± 1.50
5 : 1.0	0.70 ± 1.79	2.40 ± 1.44	1.69 ± 1.85
3 : 1.2	0.97 ± 1.52	2.21 ± 1.35	1.24 ± 1.43
4 : 1.2	0.96 ± 1.53	2.21 ± 1.34	1.25 ± 1.44
5 : 1.2	0.92 ± 1.60	2.24 ± 1.40	1.31 ± 1.63
3 : 1.4	1.10 ± 1.52	2.06 ± 1.35	0.96 ± 1.47
4 : 1.4	1.10 ± 1.53	2.06 ± 1.35	0.96 ± 1.47
5 : 1.4	1.08 ± 1.58	2.08 ± 1.38	1.00 ± 1.60
Moyenne	0.94 ± 1.58	2.22 ± 1.37	1.28 ± 1.54

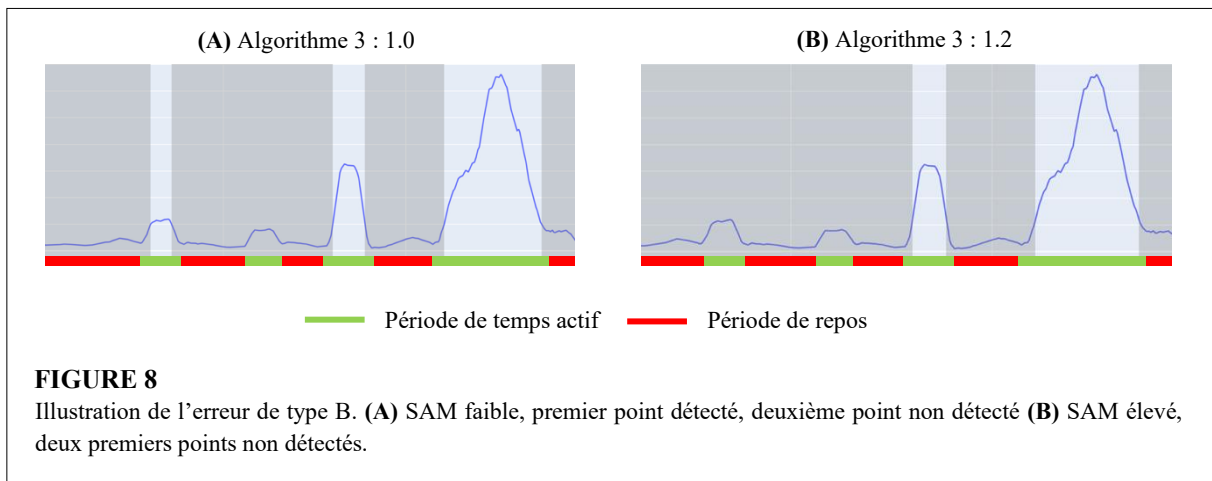
2.2. Nombre et nature des erreurs

Présentation des types d'erreur

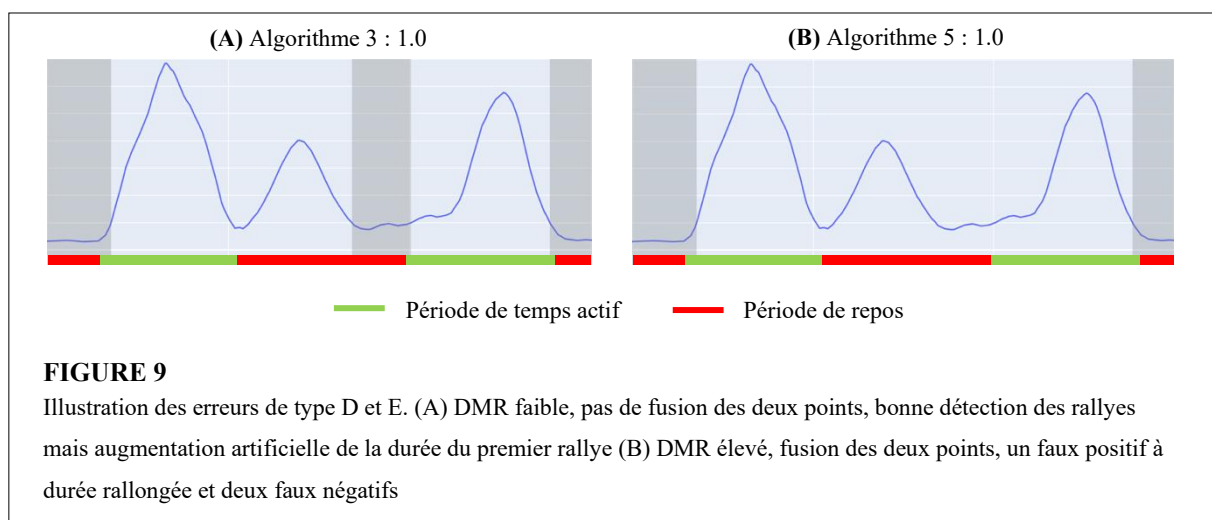
Cinq types d'erreurs spécifiques ont pu être mis en lumière. Une première nature de faux positif, l'erreur de type A, se produit lorsqu'un mouvement est détecté entre deux points ou lors d'une phase de préparation, alors qu'il ne s'agit pas d'un point réel.



L'erreur de type B, faux négatif, survient lorsque l'activité motrice du joueur est trop faible pour dépasser le SAM défini. Ce cas est typiquement observé lors de fautes de service ou, en double, lorsque l'un des deux joueurs reste quasi immobile pendant le point.



Trois erreurs supplémentaires, liées à des contextes spécifiques, ont été identifiées au cours de l'analyse. L'erreur de type C apparaît lorsqu'un service est rejoué à la suite d'une décision arbitrale. Dans ce cas, une action motrice est effectivement présente dans le signal accélérométrique, mais le point ayant été exclu de l'analyse vidéo, cette action est incorrectement interprétée comme un faux positif. Cette situation, observée une seule fois sur l'ensemble des données et des algorithmes, n'a pas été jugée significative. L'erreur de type D correspond à un faux négatif résultant de la fusion de deux points rapprochés dans le temps, interprétés comme un seul segment. Ce segment ne peut alors être associé qu'à un seul des deux segments vidéo, laissant l'autre sans correspondance. Une autre configuration peut survenir lorsqu'une action motrice inter-point est suffisamment prolongée ou proche des deux points qu'elle sépare. L'algorithme fusionne alors l'ensemble en un segment unique, créant un point artificiellement long dont le centre temporel ne correspond à aucun des points réels. Ce cas génère deux faux négatifs (type D) et un faux positif (type E).



Nombre total d'erreur

Sur l'ensemble des matchs analysés, l'erreur la plus fréquente est l'erreur de type B, qui apparaît en moyenne $5.00 (\pm 3.82)$ fois par match, suivi ensuite par les erreurs de type A (0.61 ± 1.26) et D (0.27 ± 0.96). Les erreurs de type C (0.02 ± 0.13) et E (0.03 ± 0.27) semblent négligeables tant leur moyenne d'apparition par match est faible.

Tableau 7 : Nombre d'erreur de l'algorithme selon leur nature

Type d'erreur	Nombre total d'erreur	Nombre d'erreur moyenne (écart-type)
A	298	0.61 ± 1.26
B	2,460	5.00 ± 3.82
C	9	0.02 ± 0.13
D	131	0.27 ± 0.96
E	16	0.03 ± 0.27

Impact des paramètres SAM et DMR

L'erreur de type A est davantage présente lorsque le SAM et le DMR sont faibles. L'erreur de type B est davantage détectée par les algorithmes ayant un SAM élevé, la valeur du DMR n'a pas d'impact sur ce type d'erreur. Les erreurs de type D apparaissent davantage lorsque le SAM est faible et que le DMR est élevée (tableau 8).

Tableau 8 : Nature des erreurs en fonction des paramètres de l'algorithme

DMR	1.0			1.2			1.4		
SAM	3	4	5	3	4	5	3	4	5
A	59	42	34	39	32	20	28	26	18
B	206	206	207	275	274	274	340	339	339
D	4	12	60	2	4	32	0	1	16
Autres	3	4	6	2	2	4	1	1	2
TOTAL	272	264	307	318	312	330	369	367	375

Abréviations : DMR = Durée minimale du repos ; SMD = Seuil minimal de détection

Impact de la discipline

La catégorie qui détecte le plus d'erreur de type A en moyenne par match est le double-dame (0.83), le simple homme est celle qui en détecte le moins (0.46). Les épreuves de double sont celles qui présentent le plus d'erreur de type B (DD : 6.36 ; DH : 6.68 ; MX : 9.44) comparés aux disciplines de simple (SD : 2.64 ; SH : 1.97). Les disciplines de simple dame, double hommes et double mixtes ne présentent presque aucune erreur de type D (SD : 0.14 ; DH : 0.03 ; MX : 0.04), contrairement aux trois autres disciplines (SH : 0.52 ; DD : 0.38). L'erreur de type C n'a été détectée que dans la catégorie simple hommes (0.04) et l'erreur de type E n'a été détectée que dans la catégorie double dames (0.14) (tableau 9).

Tableau 9 : Erreurs moyennes de l'algorithme selon les disciplines de jeu

Erreur	SD (14)	SH (15)	DD (11)	DH (12)	MX (6)
A	0.52	0.46	0.83	0.57	0.48
B	2.64	1.97	6.36	6.68	9.44
C	0.00	0.06	0.00	0.00	0.00
D	0.14	0.52	0.38	0.03	0.04
E	0.00	0.00	0.14	0.00	0.00

Impact de la catégorie d'âge

Les erreurs de type A et B augmentent avec l'âge (Type A : Ben : 0.1 ; Min : 0.4 ; Cad : 0.6 ; Sen : 0.9 ; Type B : Ben : 2.1 ; Min : 4.3 ; Cad : 5.8 ; Sen : 5.4). L'erreur de type C n'a été détectée qu'en catégorie senior (0.1). L'erreur de type D a été le plus détectée en catégorie Benjamin comparé aux trois autres catégories (Ben : 0.5 ; Min/Cad/Sen : 0.2). L'erreur de type E n'a été détectée qu'en catégorie senior (0.1) (tableau 8).

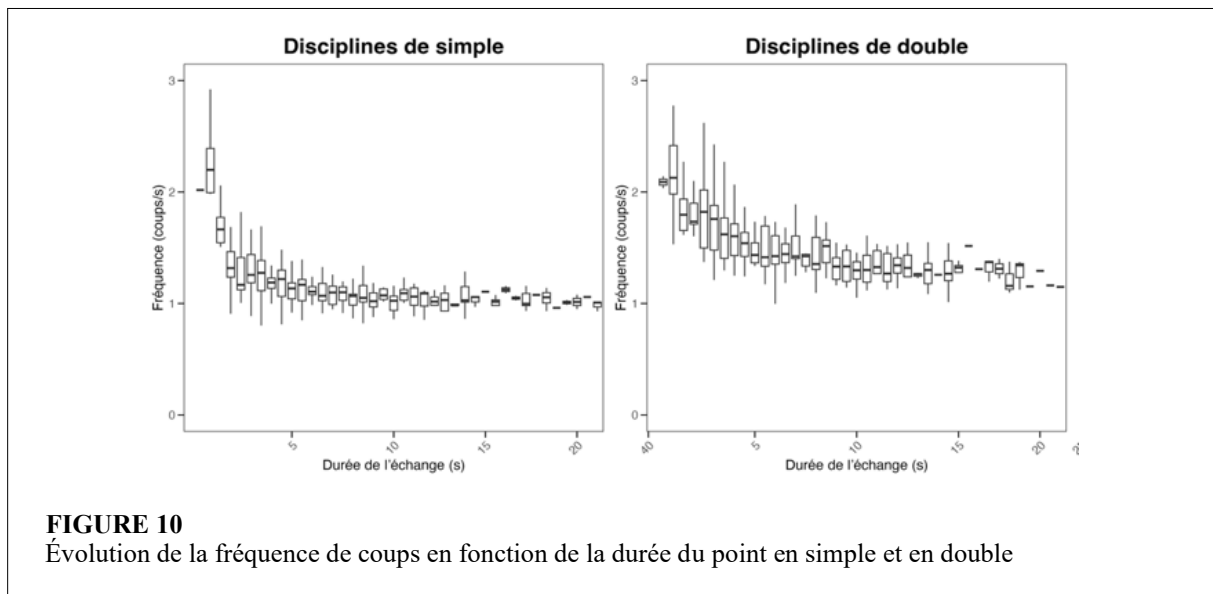
Tableau 10 : Erreurs moyennes de l'algorithme selon la catégorie d'âge

Erreur	Benjamin (9)	Minime (16)	Cadet (18)	Senior (15)
A	0.1	0.4	0.6	0.9
B	2.1	4.3	5.8	5.4
C	0.0	0.0	0.0	0.1
D	0.5	0.2	0.2	0.2
E	0.0	0.0	0.0	0.1

3. Validation du facteur de conversion

3.1. Résultats ancillaires : relation fréquence de coups - durée du point

Une analyse graphique des fréquences de frappe en fonction de la durée des points (Figure 10) révèle une tendance claire : la fréquence diminue à mesure que la durée du point augmente, que ce soit en simple ou en double. Cette décroissance s'observe dès les premières secondes et tend à se stabiliser au-delà d'un certain seuil, autour de 1 coup par seconde.

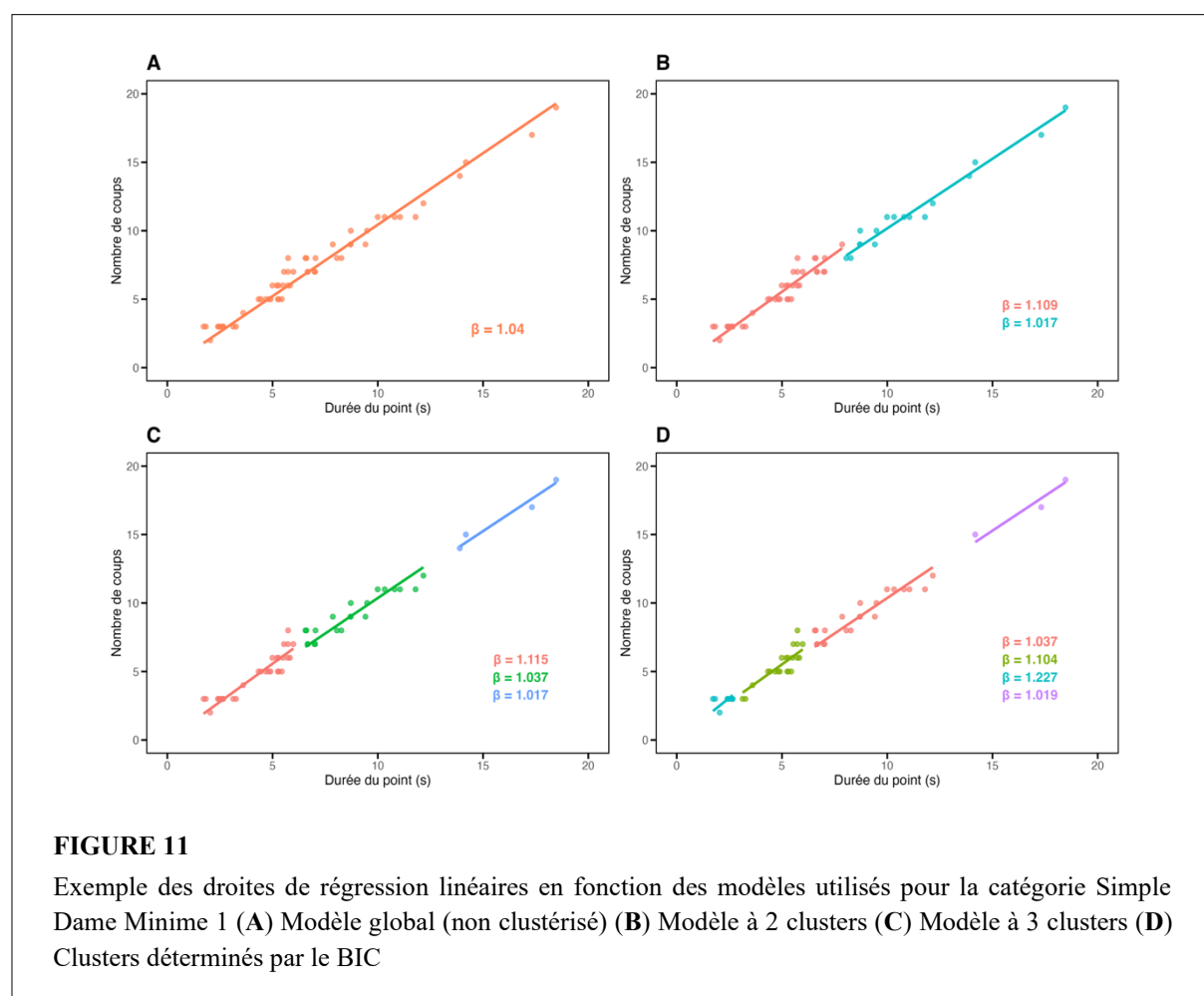


Ces résultats confirment l'hypothèse selon laquelle la durée du point et la fréquence de coups suivent une relation inverse, justifiant l'usage d'une méthode de clustering afin de modéliser cette relation.

3.2. Clustering des données

Une première analyse des regroupements en clusters et des facteurs de conversion associés (voir annexe 1) montre une forte convergence entre la sélection automatique par le critère BIC ($k = \text{BIC}$) et le choix fixe d'un partitionnement en trois groupes ($k = 3$). Sur les 15 catégories analysées, le critère BIC a identifié un nombre optimal de trois clusters dans 12 cas. Pour les trois catégories restantes, il a proposé quatre clusters dans deux cas, et cinq clusters dans un seul. Toutefois, en raison d'un nombre insuffisant de points dans les groupes les plus élevés, il n'a pas été possible de calculer les coefficients de conversion pour le cinquième cluster (lorsque $k = 5$) ni pour le quatrième cluster (lorsque $k = 4$). La méthode du coude (« *elbow method* ») de détermination du nombre de cluster a systématiquement conduit à $k = 2$ dans l'ensemble des catégories.

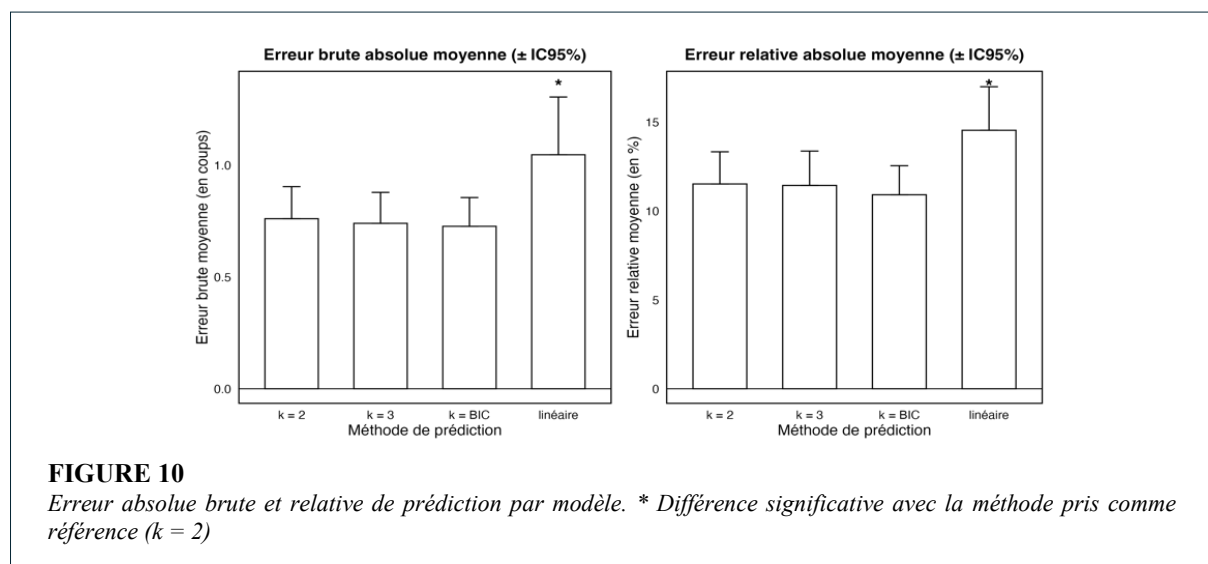
Les modèles segmentés par clusters étaient plus performants sans intercept, tandis que le modèle linéaire global (non clusterisé) a montré de meilleures performances avec intercept (*figure 11*).



3.3. Efficacité des facteurs de prédiction

Les analyses par modèles mixtes linéaires, intégrant la catégorie comme effet aléatoire, ont mis en évidence des différences significatives de performance entre les méthodes de prédiction du nombre de coups à partir de la durée du point. La méthode avec $k = 2$ a été définie comme condition de référence à des fins de comparaison, sans a priori sur sa supériorité. Les résultats montrent que la méthode linéaire entraîne une erreur brute moyenne absolue significativement plus élevée que cette référence (Erreur absolue moyenne = 0.98 ; $\beta = +0,29$; $p < 0,001$), ainsi qu'une erreur relative moyenne absolue plus importante (Erreur relative moyenne = 13.76 % ; $\beta = +3,02$; $p = 0,004$), traduisant une moins bonne prédiction globale du nombre de coup dans le rallye (figure 10). À l'inverse, les méthodes avec $k = 3$ (Erreur absolue moyenne = 0.73 ; Erreur relative moyenne = 11.40 %) et celles fondées sur une sélection via le BIC (Erreur

absolue moyenne = 0.72 ; Erreur relative moyenne = 11.32 %) n'ont pas montré de différences significatives comparée la méthode prise comme référence ($k = 2$; Erreur absolue moyenne = 0.75 ; Erreur relative moyenne = 11.57 %), suggérant une performance équivalente de ces approches.



II. Discussion et limites

1. Discussion

Reproductibilité intra-opérateur de l'analyse vidéo

L'écart maximal observé sur la détection de fin de point (2.665s) peut être attribué à une situation spécifique, lorsque le volant sort du champ de la caméra, ce qui complique la détection précise de l'instant de fin. Ce phénomène pourrait également expliquer le nombre plus important de valeurs situées en dehors des limites d'accord pour les fins de point comparativement aux mises en jeu (figure 6).

Indicateurs temporels et notationnels de l'algorithme

Nos résultats montrent que l'algorithme détecte systématiquement des durées de points plus élevées que les durées vidéo (durée moyenne point vidéo = 5.7 ± 1.3 s ; durée moyenne point algorithme = 7.3 ± 1.4 s), des durées de repos plus faibles (durée moyenne repos vidéo = 17.4 ± 3.1 s ; durée moyenne point algorithme = 16.3 ± 3.0 s) et des densités de travail plus élevées

(densité moyenne vidéo = 0.34 ± 0.09 ; densité moyenne algorithme = 0.5 ± 0.1). Ce décalage s'explique par le fait que les temps vidéo correspondent au début et à la fin du point au sens réglementaire du terme (i.e. le moment où le volant touche la raquette du serveur et la fin du point ; Phomsoupha, 2018) tandis que les temps détectés par l'algorithme correspondent aux moments de début et de fin de l'activité du joueur (respectivement 0.94 ± 1.58 s et 2.22 ± 1.37 s après les temps vidéo). Nos résultats montrent que les joueurs commencent à déplacer leur centre de masse après le contact initial avec le volant et cessent ce déplacement après la fin réglementaire du point. Ce décalage est plus marqué en fin de point qu'en début. Mécaniquement, cela se traduit par une durée de point plus longue, des temps de repos plus courts et une densité de travail accrue. Ainsi, les temps estimés par l'algorithme semblent mieux refléter la réalité de l'activité du joueur que les temps issus de la vidéo. Ces repères apparaissent donc plus pertinents pour les entraîneurs souhaitant concevoir des séances spécifiques, en lien direct avec les exigences réelles de la discipline.

Nombre et natures des erreurs de l'algorithme

Cette étude est la première à identifier précisément le nombre et la nature des erreurs d'un algorithme de détection des temps actifs. Les deux autres études utilisant une méthodologie comparable se contentent soit d'indiquer que les périodes d'effort et de repos ont été classifiées avec une grande précision (Marutani et al., 2023), soit de ne pas mentionner du tout la précision de la détection (Turner et al., 2025). Notre étude est également la première à comparer différents paramètres d'algorithmes afin d'optimiser la détection des temps actifs. En effet, les deux autres travaux ont choisi un seuil minimal de détection de 0,3 G et une durée minimale de repos de 5 secondes sans en justifier le choix (Marutani et al., 2023 ; Turner et al., 2025). Nos résultats montrent que la combinaison de paramètres entraînant le moins d'erreurs est 4:1.0. En l'état, cette configuration apparaît comme la plus pertinente pour détecter les temps actifs lors de matchs de badminton. Par ailleurs, notre algorithme s'avère fonctionnel quel que soit l'âge ou la discipline, ce qui ouvre des perspectives pour obtenir de manière quasi-instantanée des informations temporelles sur des catégories ou disciplines encore peu étudiées, comme le double mixte ou les juniors (Winata et al., 2025).

Validité du facteur de conversion

Nos résultats ont permis de mettre en lumière le fait qu'il existait une relation entre le nombre de coup d'un rallye en fonction de sa durée. Cette relation nous a permis de définir plusieurs

facteurs de conversion (i.e., fréquence de coup/s) permettant de convertir la durée d'un point en nombre de coup par rally. Bien que la condition $k = \text{BIC}$ présente l'erreur de prédiction la plus faible, le choix d'une répartition en trois clusters apparaît comme un compromis pertinent. Ce choix offre une robustesse satisfaisante, dans la mesure où les performances ne diffèrent pas significativement de celles obtenues avec $k = \text{BIC}$, tout en présentant un avantage en termes d'interprétabilité pour les acteurs du terrain. En effet, une classification en trois groupes permet de distinguer de manière claire les points courts, moyens et longs, ce qui facilite la lecture et l'exploitation pratique des résultats.

Application du facteur de conversion aux durées de point de l'algorithme

L'application directe d'un facteur de conversion (fréquence de coups par seconde) aux durées détectées par accélérométrie présente une limite méthodologique importante : notre algorithme a tendance à surestimer les durées des points par rapport à la référence vidéo. Cette surestimation, systématique et variable selon les types de rallyes, peut entraîner une surestimation du nombre de coups si l'on applique un facteur de conversion dérivé des durées vidéo. Afin de pallier ce biais, une approche consiste à ajuster mathématiquement les durées accélérométriques avant l'estimation finale. Plus précisément, il est possible de construire un modèle de régression linéaire simple entre les durées vidéo (référence) et les durées détectées par accéléromètre, à partir d'un échantillon de données appariées. Cette modélisation permet d'obtenir une fonction de correction à appliquer aux durées de l'algorithme avant l'étape de conversion. Une telle correction conserverait l'avantage d'une estimation rapide et automatisée, tout en réduisant significativement l'erreur systématique liée au décalage temporel induit par l'algorithme.

2. Limites de l'étude

Une première limite concerne la constitution de l'échantillon, inégalement réparti selon les catégories d'âge et les disciplines. En effet, l'impossibilité de filmer tous les terrains simultanément a conduit à une sous-représentation de certaines catégories, limitant ainsi la généralisation des résultats à l'ensemble de la population étudiée.

Par ailleurs, un déséquilibre important entre les tailles des clusters a été observé, avec une sous-représentation systématique des points longs. Ce phénomène, bien que conforme à la distribution naturelle des échanges en badminton — majoritairement courts —, découle

directement du mode de sélection aléatoire des points. Pour corriger cette distorsion, une amélioration méthodologique envisageable serait de constituer un échantillon équilibré a posteriori entre les trois clusters identifiés. Une telle démarche permettrait d'améliorer la fiabilité des coefficients de conversion, en particulier pour les points longs, et de garantir leur calcul dans toutes les catégories, y compris celles où le troisième cluster n'a pu être exploité.

Enfin, une limite supplémentaire réside dans le choix de la définition des frappes adoptée dans cette étude. Conformément à la littérature (Hoffmann & Vogt, 2024), chaque contact du volant avec le sol ou le filet est comptabilisé comme une frappe. Cette définition peut toutefois engendrer une surestimation artificielle de la fréquence, notamment lorsqu'une faute est commise immédiatement après un coup (par exemple, une erreur d'un joueur au filet). Deux frappes sont alors enregistrées dans un intervalle de temps très court, biaisant potentiellement l'analyse. Pour atténuer cet effet, nous suggérons une alternative consistant à arrêter le décompte du nombre de coups et la mesure de la durée au point précédent. Cette approche permettrait de limiter l'impact de ces situations atypiques sur le calcul de la fréquence de frappe et d'en améliorer la précision.

III. Conclusion

Ce mémoire avait pour objectif principal de valider un algorithme de détection des temps actifs en badminton à partir de données d'accélérométrie, tout en proposant une méthode d'estimation du nombre de coups par point à partir de la durée détectée, chez des joueurs allant de la catégorie Benjamin à Senior. L'enjeu était double : automatiser la segmentation des séquences de jeu pour permettre un traitement à grande échelle, et enrichir cette segmentation d'indicateurs quantitatifs destinés à fournir aux entraîneurs et aux staffs techniques des éléments temporels et notationnels pertinents pour caractériser les exigences de l'activité.

Les résultats obtenus montrent que l'algorithme testé permet une détection satisfaisante des phases actives, avec un taux d'erreur jugé acceptable. Les indicateurs temporels extraits diffèrent de ceux produits par l'analyse vidéo, méthode de référence largement utilisée dans la littérature, en présentant des temps de jeu plus longs et des temps de repos plus courts. Cette divergence s'explique par le fait que les deux approches ne mesurent pas la même réalité : la première se réfère aux temps de jeu au sens réglementaire, tandis que la seconde isole les phases d'activité motrice du joueur. Cette dernière semble fournir des informations plus directement

exploitables par les entraîneurs dans une logique d'analyse de la charge réelle. Par ailleurs, l'analyse croisée des erreurs par algorithme et configuration a permis d'identifier des paramètres optimaux pour la détection. Il apparaît que l'utilisation conjointe d'une durée minimale de repos de 4 secondes et d'un seuil d'accélération minimal de 1 G permet de minimiser les erreurs de détection.

L'application d'un clustering non supervisé à trois groupes, basé sur la durée des échanges, a permis de distinguer des typologies temporelles (échanges courts, moyens et longs), et d'y associer des coefficients de conversion spécifiques, calculés à partir de la relation entre durée et nombre de coups (i.e. fréquence de frappe). La prédiction du nombre de coups à partir de la durée, via ces coefficients, présente un taux d'erreur acceptable, et constitue ainsi un moyen pertinent pour les entraîneurs d'accéder à des données notationnelles à partir des temps de jeu, sans recours à une analyse vidéo chronophage.

Ces travaux ouvrent des perspectives concrètes pour la caractérisation des exigences compétitives du badminton, en permettant de s'affranchir de l'analyse vidéo et ce, pour l'ensemble des disciplines et des catégories d'âge de Benjamin à Senior.

ANNEXES ET RÉFÉRENCES

I. Annexes

Annexe 1 : Clusters et facteurs de conversion pour la prédiction des coups en fonction de la durée de l'échange

Tableau 11 : Facteurs de conversion pour le modèle linéaire global

Catégorie	Facteur	Catégorie	Facteur
SH_Ben_1	0.924	DH_Min	1.046
SH_Ben_2	0.878	DD_Min	1.130
SD_Ben_1	0.867	SH_Cad	0.970
SD_Ben_2	0.918	SD_Cad	0.986
SH_Min_1	0.974	DH_Cad	1.197
SH_Min_2	1.036	DD_Cad	1.121
SD_Min_1	0.956	MX_Cad	1.120
SD_Min_2	0.970		

Tableau 12: Facteurs de conversion et cluster pour le modèle $k = 2$

Catégorie	Cluster 1	Facteur 1	Cluster 2	Facteur 2
SH_Ben_1	0 - 6.6	1.198	6.6 - 27	1.033
SH_Ben_2	0 - 7.1	1.172	7.1 - 20.6	0.991
SD_Ben_1	0 - 6.1	1.173	6.1 - 16.2	0.993
SD_Ben_2	0 - 8.1	1.065	8.1 - 29.4	0.965
SH_Min_1	0 - 8.1	1.158	8.1 - 29	1.096
SH_Min_2	0 - 8.7	1.189	8.7 - 28.8	1.102
SD_Min_1	0 - 7.4	1.165	7.4 - 20.6	1.041

Catégorie	Cluster 1	Facteur 1	Cluster 2	Facteur 2
SD_Min_2	0 - 7.9	1.109	7.9 - 26.6	1.017
DH_Min	0 - 8.8	1.565	8.8 - 28	1.206
DD_Min	0 - 9.4	1.408	9.4 - 30.2	1.246
SH_Cad	0 - 11.7	1.236	11.7 - 41.8	1.036
SD_Cad	0 - 7.7	1.143	7.7 - 20.6	1.062
DH_Cad	0 - 8.6	1.589	8.6 - 32	1.297
DD_Cad	0 - 7.4	1.530	7.4 - 32.6	1.254
MX_Cad	0 - 6.1	1.633	6.1 - 19.1	1.316

Tableau 13 : Facteurs de conversion et cluster pour le modèle $k = 3$

Catégorie	Cluster 1	Facteur 1	Cluster 2	Facteur 2	Cluster 3	Facteur 3
SH_Ben_1	0 - 4.8	1.309	4.8 - 9.5	1.103	9.5 - 27	1.012
SH_Ben_2	0 - 5.1	1.256	5.1 - 9.7	1.034	9.7 - 20.6	1.006
SD_Ben_1	0 - 4.6	1.220	4.6 - 8.6	1.081	8.6 - 16.2	NA
SD_Ben_2	0 - 5.7	1.096	5.7 - 11.4	1.009	11.4 - 29.4	0.954
SH_Min_1	0 - 4.9	1.259	4.9 - 10.7	1.115	10.7 - 29	1.068
SH_Min_2	0 - 6.9	1.252	6.9 - 15.3	1.130	15.3 - 28.8	1.085
SD_Min_1	0 - 5.1	1.243	5.1 - 10.2	1.091	10.2 - 20.6	1.028
SD_Min_2	0 - 6.1	1.115	6.1 - 13.6	1.037	13.6 - 26.6	1.017
DH_Min	0 - 5.4	1.600	5.4 - 14.1	1.412	14.1 - 28	1.128
DD_Min	0 - 6.7	1.496	6.7 - 15.6	1.272	15.6 - 30.2	1.209
SH_Cad	0 - 9.2	1.257	9.2 - 23.1	1.081	23.1 - 41.8	1.020
SD_Cad	0 - 4.9	1.181	4.9 - 9.9	1.121	9.9 - 20.6	1.043
DH_Cad	0 - 6.2	1.600	6.2 - 14.3	1.359	14.3 - 32	1.273

Catégorie	Cluster 1	Facteur 1	Cluster 2	Facteur 2	Cluster 3	Facteur 3
DD_Cad	0 - 5.2	1.557	5.2 - 12.1	1.295	12.1 - 32.6	NA
MX_Cad	0 - 3.4	1.674	3.4 - 8	1.596	8 - 19.1	1.284

Catégorie	Cluster 1	Facteur 1	Cluster 2	Facteur 2	Cluster 3	Facteur 3	Cluster 4	Facteur 4	Cluster 5	Facteur 5
SH_Ben_1	0 - 4.5	1.313	4.5 - 8.1	1.114	8.1 - 14.7	1.012	14.7 - 27	NA		
SH_Ben_2	0 - 5.1	1.256	5.1 - 9.7	1.034	9.7 - 20.6	1.006				
SD_Ben_1	0 - 4.6	1.220	4.6 - 8.6	1.081	8.6 - 16.2	NA				
SD_Ben_2	0 - 5.7	1.096	5.7 - 11.4	1.009	11.4 - 29.4	0.954				
SH_Min_1	0 - 4.9	1.259	4.9 - 10.7	1.115	10.7 - 29	1.068				
SH_Min_2	0 - 6.9	1.252	6.9 - 15.3	1.130	15.3 - 28.8	1.085				
SD_Min_1	0 - 5.1	1.243	5.1 - 10.2	1.091	10.2 - 20.6	1.028				
SD_Min_2	0 - 4.5	1.138	4.5 - 8.3	1.088	8.3 - 14.7	1.025	14.7 - 26.6	NA		
DH_Min	0 - 5.4	1.600	5.4 - 14.1	1.412	14.1 - 28	1.128				
DD_Min	0 - 6.7	1.496	6.7 - 15.6	1.272	15.6 - 30.2	1.209				
SH_Cad	0 - 4.5	1.520	4.5 - 8.1	1.213	8.1 - 13.4	1.099	13.4 - 26	1.06	26 - 41.8	NA
SD_Cad	0 - 4.9	1.181	4.9 - 9.9	1.121	9.9 - 20.6	1.043				
DH_Cad	0 - 6.2	1.600	6.2 - 14.3	1.359	14.3 - 32	1.273				
DD_Cad	0 - 5.2	1.557	5.2 - 12.1	1.295	12.1 - 32.6	NA				
MX_Cad	0 - 3.4	1.674	3.4 - 8	1.596	8 - 19.1	1.284				

Tableau 14 : Facteurs de conversion et cluster pour le modèle $k = BIC$

II. Références bibliographiques

- Abián, P., Castanedo, A., Feng, X. Q., Sampedro, J., & Abian-Vicen, J. (2014). Notational comparison of men's singles badminton matches between Olympic Games in Beijing and London. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 14(1), 42-53. <https://doi.org/10.1080/24748668.2014.11868701>
- Abian-Vicen, J., Castanedo, A., Abian, P., & Sampedro, J. (2013). *Temporal and notational comparison of badminton matches between men's singles and women's singles*.
- Abián-Vicén, J., Sánchez, L., & Abián, P. (2018). *Performance structure analysis of the men's and women's badminton doubles matches in the Olympic Games from 2008 to 2016 during playoffs stage*.
- Alcock, A., & Cable, N. T. (2009). A comparison of singles and doubles badminton : Heart rate response, player profiles and game characteristics. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 9(2), 228-237. <https://doi.org/10.1080/24748668.2009.11868479>
- Beckwith, J. G., Chu, J. J., & Greenwald, R. M. (2007). Validation of a Noninvasive System for Measuring Head Acceleration for Use during Boxing Competition. *Journal of Applied Biomechanics*, 23(3), 238-244. <https://doi.org/10.1123/jab.23.3.238>
- Billat, L. V. (2001). *Interval Training for Performance : A Scientific and Empirical Practice*.
- Bloomfield, J., Polman, R., & O'Donoghue, P. (2007). *Physical demands of different positions in FA Premier League soccer*.
- Buchheit, M., & Laursen, P. B. (2013). High-Intensity Interval Training, Solutions to the Programming Puzzle : Part I: Cardiopulmonary Emphasis. *Sports Medicine*, 43(5), 313-338. <https://doi.org/10.1007/s40279-013-0029-x>

- Cabello Manrique, D., & González-Badillo, J. J. (2003). Analysis of the characteristics of competitive badminton. *British Journal of Sports Medicine*, 37(1), 62-66.
<https://doi.org/10.1136/bjsm.37.1.62>
- Callaway, A. (2015). Measuring Kinematic Variables in Front Crawl Swimming Using Accelerometers : A Validation Study. *Sensors*, 15(5), 11363-11386.
<https://doi.org/10.3390/s150511363>
- Cazorla, G. (2005). *PLANIFICATION, PROGRAMMATION ET PERIODISATION DE L'ENTRAÎNEMENT*.
- Chen, H. L., Wu, C. J., & Chen, T. C. (2011). Physiological and Notational Comparison of New and Old Scoring Systems of Singles Matches in Men's Badminton : 新、舊制羽球男子單打比賽的生理與內容分析參數之比較. *Asian Journal of Physical Education & Recreation*, 17(1), 6-17. <https://doi.org/10.24112/ajper.171882>
- Chiminazzo, J. G. C., Barreira, J., Luz, L. S. M., Saraiva, W. C., & Cayres, J. T. (2018). Technical and timing characteristics of badminton men's single : Comparison between groups and play-offs stages in 2016 Rio Olympic Games. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 18(2), 245-254.
<https://doi.org/10.1080/24748668.2018.1463785>
- Colby, M. J., Dawson, B., Peeling, P., Heasman, J., Rogalski, B., Drew, M. K., & Stares, J. (2018). Improvement of Prediction of Noncontact Injury in Elite Australian Footballers With Repeated Exposure to Established High-Risk Workload Scenarios. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 13(9), 1130-1135.
<https://doi.org/10.1123/ijsp.2017-0696>
- Conte, D., Favero, T. G., Niederhausen, M., Capranica, L., & Tessitore, A. (2016). Effect of different number of players and training regimes on physiological and technical

- demands of ball-drills in basketball. *Journal of Sports Sciences*, 34(8), 780-786.
<https://doi.org/10.1080/02640414.2015.1069384>
- Cudejko, T., Button, K., & Al-Amri, M. (2022). Validity and reliability of accelerations and orientations measured using wearable sensors during functional activities. *Scientific Reports*, 12(1), 14619. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18845-x>
- Duthie, G., Pyne, D., & Hooper, S. (2011). The reliability of video based time motion analysis. *Journal of Human Movement Studies*, 44.
- Edel, A., Vuong, J., Kaufmann, S., Hoos, O., Wiewelhove, T., & Ferrauti, A. (2024). Metabolic profile in elite badminton match play and training drills. *European Journal of Sport Science*, 24(11), 1639-1652. <https://doi.org/10.1002/ejsc.12196>
- Ellens, S. (2020). *Measuring Acceleration in Team Sports with Wearable Sensors*.
- Fernandez-Fernandez, J., Mendez-Villanueva, A., Fernandez-Garcia, B., & Terrados, N. (2007). Match activity and physiological responses during a junior female singles tennis tournament. *British Journal of Sports Medicine*, 41(11), 711-716.
<https://doi.org/10.1136/bjsm.2007.036210>
- Fox, J. L., Scanlan, A. T., & Stanton, R. (2017). A Review of Player Monitoring Approaches in Basketball: Current Trends and Future Directions. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 31(7), 2021-2029.
<https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000001964>
- Fuchs, P. X., Chou, Y.-C., Chen, W.-H., Fiolo, N. J., & Shiang, T.-Y. (2023). Accuracy of a local positioning system for time-series speed and acceleration and performance indicators in game sports. *Sports Biomechanics*, 1-15.
<https://doi.org/10.1080/14763141.2022.2110513>
- Furlan, N., Waldron, M., Shorter, K., Gabbett, T. J., Mitchell, J., Fitzgerald, E., Osborne, M. A., & Gray, A. J. (2015). Running-Intensity Fluctuations in Elite Rugby Sevens

- Performance. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 10(6), 802-807. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2014-0315>
- Gawin, W., Beyer, C., & Seidler, M. (2015). A competition analysis of the single and double disciplines in world-class badminton. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 15(3), 997-1006. <https://doi.org/10.1080/24748668.2015.11868846>
- Girard, O., Chevalier, R., Habrard, M., Sciberras, P., Hot, P., & Millet, G. P. (2007). Game Analysis and Energy Requirements of Elite Squash. *The Journal of Strength and Conditioning Research*, 21(3), 909. <https://doi.org/10.1519/R-20306.1>
- Gomez, M. A., Leicht, A. S., Rivas, F., & Furley, P. (2020). Long rallies and next rally performances in elite men's and women's badminton. *PLOS ONE*, 15(3), e0229604. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0229604>
- Gómez-Carmona, C. D., Pino-Ortega, J., Sánchez-Ureña, B., Ibáñez, S. J., & Rojas-Valverde, D. (2019a). Accelerometry-Based External Load Indicators in Sport: Too Many Options, Same Practical Outcome? *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(24), 5101. <https://doi.org/10.3390/ijerph16245101>
- Gómez-Carmona, C. D., Pino-Ortega, J., Sánchez-Ureña, B., Ibáñez, S. J., & Rojas-Valverde, D. (2019b). Accelerometry-Based External Load Indicators in Sport: Too Many Options, Same Practical Outcome? *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 16(24), 5101. <https://doi.org/10.3390/ijerph16245101>
- Halson, S. L. (2014). Monitoring Training Load to Understand Fatigue in Athletes. *Sports Medicine*, 44(S2), 139-147. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0253-z>
- Harper, D. J., Carling, C., & Kiely, J. (2019). High-Intensity Acceleration and Deceleration Demands in Elite Team Sports Competitive Match Play: A Systematic Review and Meta-Analysis of Observational Studies. *Sports Medicine*, 49(12), 1923-1947. <https://doi.org/10.1007/s40279-019-01170-1>

- Hoffmann, D., Brinkschulte, M., & Vogt, T. (2024). Match characteristics of women's and men's singles and doubles events in elite badminton. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 1-18. <https://doi.org/10.1080/24748668.2024.2386830>
- Hoffmann, D., & Vogt, T. (2024). *Does a decade of the rally-point scoring system impact the characteristics of elite badminton matches?*
- Hoppe, M. W., Baumgart, C., Stückrad, A., Hoffmann, N., Engelhardt, M., Freiwald, J., & Grim, C. (2019). Effects of playing strategies on match activities and physiological responses in well-trained female tennis players derived by an alternative statistical approach. *Sports Orthopaedics and Traumatology*, 35(1), 31-39. <https://doi.org/10.1016/j.orthtr.2018.12.003>
- Iizuka, T., Hirano, K., Atomi, T., Shimizu, M., & Atomi, Y. (2020). Changes in Duration and Intensity of the World's Top-Level Badminton Matches: A Consideration of the Increased Acute Injuries among Elite Women's Singles Players. *Sports*, 8(2), 19. <https://doi.org/10.3390/sports8020019>
- Javier Sánchez-Alcaraz Martínez, B. (2015). Temporal structure in tennis competition. *ITF Coaching & Sport Science Review*, 23(67), 19-21. <https://doi.org/10.52383/itfcoaching.v23i67.151>
- Jones, M. R., West, D. J., Crewther, B. T., Cook, C. J., & Kilduff, L. P. (2015). Quantifying positional and temporal movement patterns in professional rugby union using global positioning system. *European Journal of Sport Science*, 15(6), 488-496. <https://doi.org/10.1080/17461391.2015.1010106>
- Koyama, T., Rikukawa, A., Nagano, Y., Sasaki, S., Ichikawa, H., & Hirose, N. (2022). Acceleration Profile of High-Intensity Movements in Basketball Games. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 36(6), 1715-1719. <https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000003699>

- Laffaye, G., Phomsoupha, M., & Dor, F. (2015). *Changes in the Game Characteristics of a Badminton Match : A Longitudinal Study through the Olympic Game Finals Analysis in Men's Singles*.
- Larsson, P. & Henriksson-Lars. (2001). The use of dGPS and simultaneous metabolic measurements during orienteering: *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 33(11), 1919-1924. <https://doi.org/10.1097/00005768-200111000-00018>
- Le Mansec, Y. (2023). *Double Analysis During High-Level Badminton Matches : Different Activities Within The Pair? 5*.
- Leong et al. (2016). Match and Game Performance Structure Variables in Elite and Youth International Badminton Players. *Journal of Physical Education and Sport*, 2016(02).
- Liddle, S., Murphy, M., & Bleakley, E. (1996). A comparison of the physiological demands of singles and doubles badminton : A heart rate and time/motion analysis. *Journal of Human Movement Studies*, 30, 159-176.
- Malagoli Lanzoni, I., Di Michele, R., & Merni, F. (2014). A notational analysis of shot characteristics in top-level table tennis players. *European Journal of Sport Science*, 14(4), 309-317. <https://doi.org/10.1080/17461391.2013.819382>
- Malone, J. J., Lovell, R., Varley, M. C., & Coutts, A. J. (2017). Unpacking the Black Box : Applications and Considerations for Using GPS Devices in Sport. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12(s2), S2-18-S2-26. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0236>
- Mandorino, M., Tessitore, A., & Lacome, M. (2024). Loading or Unloading? This Is the Question! A Multi-Season Study in Professional Football Players. *Sports*, 12(6), 148. <https://doi.org/10.3390/sports12060148>
- Marutani, Y., Konda, S., Ogasawara, I., Yamasaki, K., Yokoyama, T., Maeshima, E., & Nakata, K. (2023). Gaussian mixture modeling of acceleration-derived signal for monitoring

- external physical load of tennis player. *Frontiers in Physiology*, 14, 1161182.
<https://doi.org/10.3389/fphys.2023.1161182>
- Miguel, M., Oliveira, R., Brito, J. P., Loureiro, N., García-Rubio, J., & Ibáñez, S. J. (2022). External Match Load in Amateur Soccer: The Influence of Match Location and Championship Phase. *Healthcare*, 10(4), 594.
<https://doi.org/10.3390/healthcare10040594>
- Miguens, N., Brocherie, F., Moulié, L., Milhet, P., Bon, M., Lassus, P., Toussaint, J.-F., & Sedeaud, A. (2024). Individual In-Situ GPS-Derived Acceleration-Speed Profiling: Toward Automatization and Refinement in Male Professional Rugby Union Players. *Sports Medicine - Open*, 10(1), 6. <https://doi.org/10.1186/s40798-023-00672-7>
- Ming, C. L., Keong, C. C., & Ghosh, A. K. (2011). *Time Motion and Notational Analysis of 21 Point and 15 Point Badminton Match Play*.
- Nicol, E., Adani, N., Lin, B., & Tor, E. (2024). The temporal analysis of elite breaststroke swimming during competition. *Sports Biomechanics*, 23(10), 1692-1704.
<https://doi.org/10.1080/14763141.2021.1975810>
- Oliva-Lozano, J. M., Chmura, P., Granero-Gil, P., & Muyor, J. M. (2023). Using Microtechnology and the Fourier Transform for the Analysis of Effective Activity Time in Professional Soccer. *Journal of Strength and Conditioning Research*.
<https://doi.org/10.1519/JSC.00000000000004615>
- Phomsoupha, M. (2018). Déterminants biomécanique, physiologique et modélisation physique de la performance en badminton. 2018.
- Phomsoupha, M. (2019). Physiological, neuromuscular and perceived exertion responses in badminton games. *International Journal of Racket Sports Science*.
<https://doi.org/10.30827/Digibug.57323>

- Phomsoupha, M., & Laffaye, G. (2015). The Science of Badminton : Game Characteristics, Anthropometry, Physiology, Visual Fitness and Biomechanics. *Sports Medicine*, 45, 473-495. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0287-2>
- Picabea, J. M., Cámara, J., & Yanci, J. (2022). Heart Rate Response, Temporal Structure and the Stroke Technique Distribution in Table Tennis National Category Matches. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 20(1), 739. <https://doi.org/10.3390/ijerph20010739>
- Reid, M., Morgan, S., & Whiteside, D. (2016). Matchplay characteristics of Grand Slam tennis : Implications for training and conditioning. *Journal of Sports Sciences*, 34(19), 1791-1798. <https://doi.org/10.1080/02640414.2016.1139161>
- Ren, R., Spaan, J., Jordan, A., Shafiro, A., & Su, E. P. (2023). Novel Use of an Accelerometer to Assess Load Asymmetry Over Time After Hip Resurfacing Arthroplasty. *The Journal of Arthroplasty*, 38(7), S58-S64. <https://doi.org/10.1016/j.arth.2023.04.015>
- Rico-González, M., Pino-Ortega, J., Nakamura, F. Y., Arruda Moura, F., Rojas-Valverde, D., & Los Arcos, A. (2020). Past, present, and future of the technological tracking methods to assess tactical variables in team sports : A systematic review. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: Journal of Sports Engineering and Technology*, 234(4), 281-290. <https://doi.org/10.1177/1754337120932023>
- Rocha-Lima, E. M., Tertuliano, I. W., & Fischer, C. N. (2021). The influence of ball possession, passes and shots on target in winning premier league football matches. *Research, Society and Development*, 10(8), e55110817824. <https://doi.org/10.33448/rsd-v10i8.17824>
- Roell, M., Helwig, J., Gollhofer, A., & Roecker, K. (2020). Duration-Specific Peak Acceleration Demands During Professional Female Basketball Matches. *Frontiers in Sports and Active Living*, 2, 33. <https://doi.org/10.3389/fspor.2020.00033>

- Rojas-Valverde, D., Gómez-Carmona, C. D., Fernández-Fernández, J., García-López, J., García-Tormo, V., Cabello-Manrique, D., & Pino-Ortega, J. (2020). Identification of games and sex-related activity profile in junior international badminton. *International Journal of Performance Analysis in Sport*, 20(3), 323-338. <https://doi.org/10.1080/24748668.2020.1745045>
- Scott, B. R., Lockie, R. G., Knight, T. J., Clark, A. C., & Janse De Jonge, X. A. K. (2013). A Comparison of Methods to Quantify the In-Season Training Load of Professional Soccer Players. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 8(2), 195-202. <https://doi.org/10.1123/ijsp.8.2.195>
- Talpey, S., Smyth, A., O'Grady, M., Morrison, M., & Young, W. (2021). The Occurrence of Different Vertical Jump Types in Basketball Competition and their Relationship with Lower-Body Speed-Strength Qualities. *International Journal of Strength and Conditioning*, 1(1). <https://doi.org/10.47206/ijsc.v1i1.52>
- Tarragó, R., Bottoms, L., & Iglesias, X. (2023). Temporal demands of elite fencing. *PLOS ONE*, 18(6), e0285033. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0285033>
- Torres-Luque, G., Carlos Blanca-Torres, J., Cabello-Manrique, D., & Kondric, M. (2020). Statistical Comparison of Singles Badminton Matches at the London 2012 and Rio De Janeiro 2016 Olympic Games. *Journal of Human Kinetics*, 75(1), 177-184. <https://doi.org/10.2478/hukin-2020-0046>
- Torres-Luque, G., Fernández-García, Á. I., Blanca-Torres, J. C., Kondric, M., & Cabello-Manrique, D. (2019). Statistical Differences in Set Analysis in Badminton at the RIO 2016 Olympic Games. *Frontiers in Psychology*, 10, 731. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2019.00731>
- Torres-Ronda, L., Beanland, E., Whitehead, S., Sweeting, A., & Clubb, J. (2022). Tracking Systems in Team Sports : A Narrative Review of Applications of the Data and Sport

Specific Analysis. *Sports Medicine - Open*, 8(1), 15.

<https://doi.org/10.1186/s40798-022-00408-z>



- Turner, J. A., Delves, R., Compton, H. R., Penfold, L., & Duthie, G. M. (2025). The use of accelerometers to quantify external load in rugby league match play. *Frontiers in Sports and Active Living*, 7, 1560877. <https://doi.org/10.3389/fspor.2025.1560877>
- Valldcabres, R., Benito, A.-M. D., Casal, C. A., & Pablos, C. (2017). 2015 Badminton World Championship : Singles final men's vs women's behaviours. *11th World Congress of Performance Analysis of Sport*. 11th World Congress of Performance Analysis of Sport. <https://doi.org/10.14198/jhse.2017.12.Proc3.01>
- Vanrenterghem, J., Nedergaard, N. J., Robinson, M. A., & Drust, B. (2017). Training Load Monitoring in Team Sports : A Novel Framework Separating Physiological and Biomechanical Load-Adaptation Pathways. *Sports Medicine*, 47(11), 2135-2142. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0714-2>
- Winata, B., Brochhagen, J., Apriantono, T., & Hoppe, M. W. (2025). Match-play data according to playing categories in badminton : A systematic review. *Frontiers in Sports and Active Living*, 7, 1466778. <https://doi.org/10.3389/fspor.2025.1466778>
- Winter, E. M., & Maughan, R. J. (2009). Requirements for ethics approvals. *Journal of Sports Sciences*, 27(10), 985-985. <https://doi.org/10.1080/02640410903178344>
- Wundersitz, D., Gastin, P., Robertson, S., Davey, P., & Netto, K. (2015). Validation of a Trunk-mounted Accelerometer to Measure Peak Impacts during Team Sport Movements. *International Journal of Sports Medicine*, 36(09), 742-746. <https://doi.org/10.1055/s-0035-1547265>

Autorisation de soutenance du mémoire
MASTER EOPS SEPHN

Je soussigné(e)*, HOLLVILLE Enzo

(*nom et prénom du de la directeur.trice du mémoire)

Statut : sport scientist (PhD)

Nom de l'organisme d'accueil : Pôle Olympique de Badminton, FFBaD

Donne un avis pour le dépôt et la soutenance du mémoire et ou rapport de stage :

☒ Favorable ☐ Défavorable

Dans le cadre de la soutenance du mémoire Master Sport Expertise et Performance Sport de Haut

Niveau de l'étudiant.e (nom et prénom) : Durrieu Benjamin

Niveau :

☒ M1

☐ M2

Domaine :

☒ Accompagnement scientifique

☐ Conduite de projet en milieu fédéral

Fait à Paris

Le 18/06/2025

Signature



Use of Accelerometers for Time-Motion and Notational Analysis in Badminton

Purpose : Badminton is a high-intensity sport, characterized by explosive actions interspersed with short rest phases. Understanding the temporal and notational structure of matches is essential for designing training sessions that meet competitive demands. However,

available data remain limited, particularly for younger age groups and certain disciplines such as mixed doubles. This study aimed to validate an algorithm for detecting active periods using accelerometer data, and to propose a method for estimating the number of shots per rally based on the detected duration.

Method : A total of 82 badminton matches, from U13 to Senior categories, were analyzed using synchronized video and accelerometry. The accuracy of the active time detection algorithm was assessed, and four conversion factors were tested to estimate rally shot counts.

Results : The algorithm successfully identified an average of 93% of rallies across all categories and disciplines. Compared to video analysis, it tended to overestimate rally duration, underestimate rest periods, and produce higher work density values. Five types of algorithmic errors were identified. The most effective conversion factor predicted the number of shots with a mean absolute error of 0.72 shots and a relative error of 11.32%.

Conclusion : These findings highlight a fast, reliable, and automated alternative to video analysis, with promising applications in performance monitoring and training design.

Keywords : Badminton, Accelerometer, Time-Motion Analysis, Notational Analysis, Algorithm

Utilisation des accéléromètres pour l'analyse temporelle et notationnelle au badminton

Objectifs : Le badminton est un sport à haute intensité, alternant actions explosives et courtes phases de repos. La connaissance de la structure temporelle et notationnelle des matchs est essentielle pour concevoir des entraînements adaptés aux exigences compétitives. Pourtant, les données disponibles sont limitées, notamment chez les jeunes ou dans certaines disciplines comme le double mixte. Ce mémoire vise à valider un algorithme de détection des temps actifs à partir de données d'accélérométrie, ainsi que de proposer une méthode de détermination du nombre de coups par point à partir de la durée détectée.

Méthode : 82 matchs de badminton, couvrant les catégories de Benjamin à Senior, ont fait l'objet d'une double analyse : vidéo et accélérométrique. Les signaux ont été synchronisés pour tester la précision de l'algorithme de détection, et quatre facteurs de conversion ont été évalués pour prédire le nombre de coups.

Résultats : L'algorithme détecte en moyenne 93 % des points, toutes disciplines et catégories confondues. Par rapport à l'analyse vidéo, il tend à surestimer la durée des points, réduire celle des repos et augmenter la densité d'effort. Cinq types d'erreurs ont été identifiés. Le meilleur facteur de conversion permet de prédire le nombre de coups avec une erreur absolue moyenne de 0,72 coup et une erreur relative de 11,32 %.

Conclusion : Ces résultats offrent une alternative fiable, rapide et automatisée à l'analyse vidéo, avec des applications prometteuses pour l'entraînement et le suivi de la performance.

Mots-clés : Badminton, Accéléromètre, Analyse temporelle, Analyse notationnelle, Algorithme