

Mémoire de MASTER 2

*Entrainement et optimisation de la performance sportive Parcours « Sport
et performance de haut niveau »*

Accompagnement Scientifique de la Performance

*Modélisation et individualisation du suivi de la charge d'entraînement
en badminton élite : Apports du sRPE et des modèles dynamiques*

ABGRALL Clara

Sous la direction d'Enzo HOLLVILLE, PhD et Quentin DE
LAROCHELAMBERT, PhD

Table des matières

Introduction	6
Revue de littérature.....	7
1.1 Description de l'activité.....	7
1.2 Intérêt du suivi de la charge d'entraînement.....	8
1.3 Les méthodes de quantification de la charge d'entraînement	9
1.3.1 Mesures externes.....	11
1.3.2 Mesures internes.....	14
1.3.3 Approches quantitatives et dynamiques de la charge d'entraînement	23
2. Problématique, hypothèses et objectifs.....	29
2.1 Problématique.....	29
2.2 Objectifs et hypothèses.....	29
3. Matériel et méthode :	30
3.1 Population et contexte de l'étude	30
3.2 Protocole expérimental et collecte de données	30
3.2.1 Évaluation par RPE et RPE-session	30
3.2.2 Suivi de l'état de forme.....	30
3.3 Traitement et validation des données subjectives.....	31
3.3.1 Evaluation de la substitution des RPE joueurs par les RPE coaches.....	31
3.3.2 Validation d'une méthode alternative de calcul du sRPE journalier :	31
3.3.3 Analyse de la complétude du jeu de données :	32
3.4 Modélisation dynamique et prédictive de la charge d'entraînement.....	33
3.4.1 Analyse de bien-être	33
3.4.2 Optimisation du paramètre λ du REDI.....	33
3.4.3 Calculs des indicateurs de charge.....	34
3.4.4 Analyse prédictive de la réponse des athlètes	35
3.5 Considérations éthiques.....	37
5. Résultats	38
5.1 Analyse exploratoire des données	38
5.1.1 Analyse des corrélations entre les RPE coaches et joueurs	38
5.1.2 Comparaison de deux méthodes de calcul du sRPE.....	39
5.1.3 Analyse des données manquantes.....	40
5.2 Relation charge vs douleur.....	41
5.2.1 Analyse de bien-être	41
5.2.2 Optimisation du REDI : recherche du lambda optimal.....	41
5.3 Calculs des indicateurs de charge	42

5.3.1	Calcul du REDI.....	42
5.3.2	Calcul de la monotonie.....	42
5.3.3	Calcul de la contrainte	42
5.4	Analyse des douleurs	43
5.4.1	Résultats avec sRPE	43
5.4.2	Résultats principaux avec REDI.....	43
5.4.3	Incidences par tranche d'ACWR.....	44
5.4.4	Seuils Foster.....	44
6.	Discussion	46
6.1	Analyse des corrélations RPE coachs vs athlète.....	46
6.2	Comparaison des méthodes sRPE : classique vs alternative.....	47
6.3	Analyse des données manquantes.....	47
6.4	Analyse en Composantes Principales (ACP)	48
6.5	Optimisation du REDI : Recherche du lambda optimal.....	48
6.6	Analyse des douleurs	49
	Conclusion	52
7.	Annexes :	53
8.	Bibliographie :	83
	Abstract :	99
	Abstract :	100

Liste des figures

Figure 1 : Dynamique de l'adaptation physiologique à l'entraînement selon le modèle du Syndrome Général d'Adaptation (GAS) (Cunanan et al., 2018)	9
Figure 2 : Exemple de suivi de la charge externe à partir des données de distance parcourue d'après (Dubois et al., 2020)	12
Figure 3 : Echelle de perception de l'effort en 15 graduations (Borg, 1970)	15
Figure 4 : Echelle de perception CR-10 (Foster et al., 1995).....	15
Figure 5 : Graphique issu de (Gabbett, 2016) représentant un guide d'interprétation des données sur le ratio charge aigüe / charge chronique	24
Figure 6 : Déroulement de la récolte des RPE post-séance.....	30
Figure 7 : Schéma récapitulatif des différentes étapes méthodologiques	37
Figure 8 : Bland-Altman des joueurs de doubles	38
Figure 9 : Bland-Altman des joueurs de simples	39
Figure 10 : Corrélation entre les méthodes de calcul du sRPE journalier : classique vs alternative.	39
Figure 11 : Représentation des variables de bien-être avec les deux premières composantes principales (ACP).....	41

Liste des abréviations :

GAS : Syndrome Général d'Adaptation

RPE : Rated Perceived Exertion

GPS : Global Positioning System

HSD : High-Speed Distance

CE : Charge d'Entrainement

LPS : Local Positioning System

IMU : Inertial Measurement Unit

RPE : Rating of Perceived Exertion

sRPE : Session-RPE

TRIMP : Training Impulse

FC : Fréquence Cardiaque

U.A. : Unité Arbitraire

HRV : Heart Rate Variability

RMSSD : Root Mean Square of the Successive Differences

ACWR : Acute Chronic Workload Ratio

EWMA : Exponentially Weighted Moving Average

REDI : Robust Exponential Decreasing Index

ACP : Analyse en Composantes Principales

MILS : Markov Index Load State

Introduction

La performance dans les sports de raquette de haut niveau, tels que le badminton, repose sur un équilibre délicate entre des sollicitations mécaniques intenses, une répétition élevée des efforts, et une gestion fine des périodes de récupération. Dans ce contexte, le suivi de la charge d'entraînement est devenu un outil incontournable pour prévenir la fatigue excessive, limiter les risques de blessure et optimiser la préparation des athlètes ((Halsen, 2014; Soligard et al., 2016).

Le badminton élite impose une densité de compétition élevée, avec des matchs successifs en tournoi et une exigence d'efforts intermittents à haute intensité (Phomsoupha & Laffaye, 2015). Cette spécificité justifie l'intérêt croissant pour des indicateurs de charge d'entraînement capables de capter non seulement le volume et l'intensité de l'effort, mais aussi la perception subjective des athlètes. Parmi ces indicateurs, le sRPE (session Rating of Perceived Exertion), proposé par Foster et al. (2001), s'est imposé dans les sports d'endurance et collectifs pour sa simplicité d'implémentation et sa validité écologique. Cependant, les données manquantes, la variabilité interindividuelle et les contraintes du terrain constituent autant d'obstacles à l'exploitation fiable de ces indicateurs dans les structures de haut niveau ((Bourdon et al., 2017; Gabbett, 2016).

Dans ce contexte, il devient nécessaire d'explorer des modèles plus sensibles aux variations de charge réelle et perçue. Des approches telles que l'ACWR (Acute:Chronic Workload Ratio), bien qu'utilisées dans d'autres disciplines (Bowen et al., 2020) (Bowen et al., 2020), présentent des limites dans leur capacité à prédire efficacement la forme ou le risque de blessure. Le REDI (Robust Exponential Decreasing Index) s'affirme quant à lui comme une alternative robuste face aux données incomplètes et mieux adaptée au contexte du terrain (Moussa et al., 2019; Sedeaud et al., 2020).

Ce mémoire vise ainsi à contribuer à cette modernisation méthodologique en testant l'intégration de méthodes dynamiques (ACWR, REDI) dans le suivi de la charge interne de joueurs de badminton élite. En combinant le sRPE, des analyses statistiques avancées et une approche longitudinale, l'objectif est de mieux comprendre la relation entre charge, état de forme et douleurs perçues, dans une logique à la fois scientifique et opérationnelle.

Revue de littérature

1.1 Description de l'activité

Avec plus de 250 millions de pratiquants dans le monde, le badminton figure parmi les sports les plus populaires. Cette activité est un sport duel, en deux sets gagnants de 21 points, où l'objectif est de faire franchir un volant au-dessus d'un filet dans un espace spécifique (34 m² en simple et 40 m² en double) afin de marquer des points soit en le faisant toucher le sol dans le camp adverse, soit en empêchant l'adversaire de le renvoyer (FFBaD). Ce sport repose sur une logique interne qui allie technicité et stratégie, tout en exigeant des capacités physiques importantes (Kwan et al., 2010).

En France, le badminton connaît une augmentation annuelle croissante, dépassant les 230 000 licenciés cette année. Le badminton regroupe cinq disciplines : le simple homme, le simple dame, le double homme, le double dame et le double mixte. Chacune de ces disciplines nécessite une préparation spécifique en termes de technique, de tactique et de condition physique (Winata et al., 2025). Les joueurs doivent adapter leurs mouvements pour répondre aux contraintes imposées par l'adversaire, en utilisant des stratégies complexes pour anticiper les trajectoires du volant (Alam et al., 2010). Les échanges sont caractérisés par des changements rapides de direction, des fentes, des sauts et des mouvements explosifs des bras, souvent réalisés à partir de positions posturales variées (Hong et al., 2014). Ces éléments influencent directement les demandes physiologiques du sport, combinant des périodes d'efforts intenses et des phases de récupération intermittentes.

L'intégration du badminton aux Jeux Olympiques lors des JO de Barcelone en 1992 a marqué une étape importante dans son développement mondial, augmentant la participation et l'intérêt pour ce sport (Phomsoupha & Laffaye, 2015). Depuis, le badminton s'est structuré autour de compétitions internationales majeures, notamment organisées par la Fédération mondiale de badminton (BWF). Le BWF World Tour, instauré en 2018, est aujourd'hui le circuit professionnel de référence, divisé en plusieurs niveaux en fonction de l'envergure des tournois et des points attribués pour le classement mondial. Ce circuit comprend 30 tournois annuels répartis en cinq catégories : Super 100 ; Super 300, Super 500, Super 750 et Super 1000, ce dernier représentant le niveau le plus prestigieux avant les Championnats du Monde et les Jeux Olympiques. Les tournois Super 1000 (actuellement au nombre de quatre : All England, China Open, Indonesia Open et le Malaysia Open) sont souvent comparés aux "Grands Chelems" du tennis en raison de leur importance, du prestige associé, et de la qualité du plateau de joueurs.

Cela met en lumière l'importance d'une préparation et planification optimale pour performer face à ce niveau d'exigence.

1.2 Intérêt du suivi de la charge d'entraînement

L'évolution du sport de haut niveau se caractérise par une intensification des calendriers compétitifs et des volumes d'entraînement. Les athlètes, soumis à des charges d'entraînement élevées et à des enchaînements de compétitions fréquents, doivent gérer un équilibre complexe entre performance, récupération et prévention des blessures afin de rester disponible et prêt pour leurs échéances de compétition (Soligard et al., 2016).

L'adaptation physiologique à l'entraînement repose sur l'application d'un stimulus de charge suffisamment intense, suivi d'une phase de récupération permettant de restaurer les capacités de performance et de favoriser la surcompensation (Halsen & Jeukendrup, 2004). Toutefois, une gestion inadéquate de cette charge combinées à des périodes de récupération insuffisantes, peut-être délétère et conduire à un état de surmenage non fonctionnel, voire au surentraînement ou un risque accru de blessure (Haff, 2004; Meeusen et al., 2013). La gestion précise de la relation dose-réponse constitue donc une priorité dans l'optimisation de la performance sportive.

Dans cette logique d'adaptation à l'entraînement, le modèle du Syndrome Général d'Adaptation (GAS), développé par Hans Selye (Selye, 1950), constitue un cadre conceptuel fondamental pour comprendre la réponse physiologique au stress induit par la charge d'entraînement. Le GAS décrit une séquence en trois phases : la réaction d'alarme, caractérisée par une baisse temporaire des performances en raison de la fatigue induite par l'entraînement ; la phase de résistance, où l'organisme s'adapte et surcompense, conduisant à une amélioration de la performance ; et enfin la phase d'épuisement, qui survient en cas de surcharge excessive et de récupération insuffisante, pouvant mener au surentraînement. La figure 1 illustre cette dynamique en mettant en relation la charge d'entraînement avec la réponse physiologique de l'athlète. La gestion optimale de cette relation dose-réponse est essentielle pour éviter une accumulation excessive de fatigue et optimiser la performance (Cunanan et al., 2018). Une programmation de l'entraînement basée sur ces principes permet d'appliquer une surcharge progressive tout en intégrant des phases de récupération adaptées, afin de maximiser les bénéfices et minimiser les risques de blessures ou de fatigue chronique.

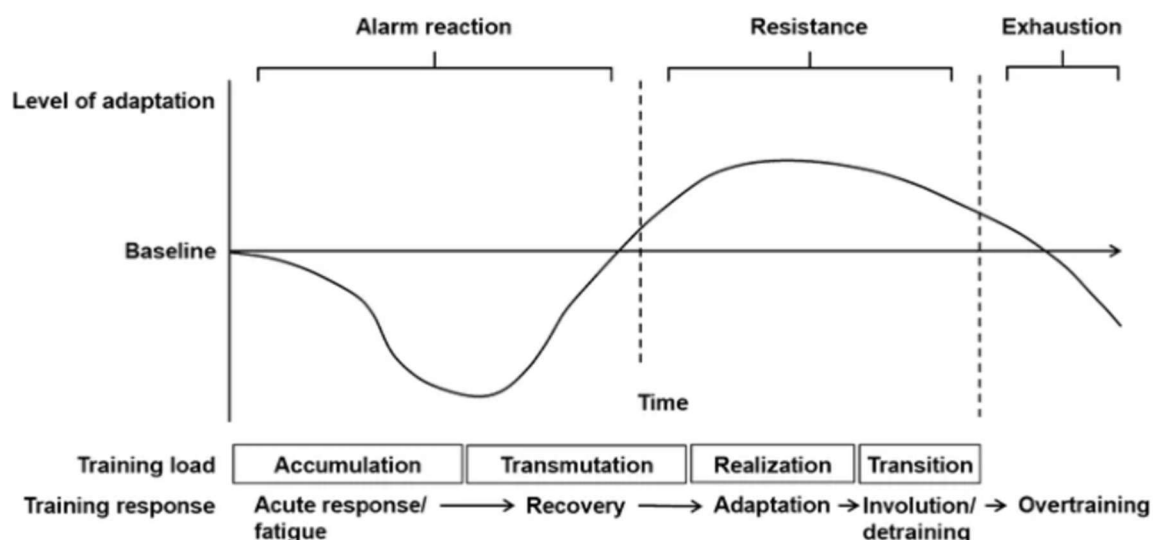


Figure 1 : Dynamique de l'adaptation physiologique à l'entraînement selon le modèle du Syndrome Général d'Adaptation (GAS) (Cunanan et al., 2018)

C'est dans cette dynamique que le suivi de la charge d'entraînement s'est imposé comme un outil fondamental pour objectiver l'impact de l'entraînement sur l'athlète, ajuster les charges en fonction des réponses individuelles et prévenir les états de fatigue excessive (Halsen, 2014).

En effet, la variabilité interindividuelle dans les réponses à l'entraînement est un facteur déterminant, nécessitant une approche personnalisée. Deux athlètes exposés à une même charge peuvent réagir de manière totalement différente en raison d'un tas de facteurs (âge, sexe, taille, poids...), de leur niveau d'entraînement antérieur ou de leur capacité de récupération (Gabbett et al., 2014). Il est donc essentiel que les staffs sportifs adaptent les charges d'entraînement en fonction des réponses spécifiques de chaque athlète.

1.3 Les méthodes de quantification de la charge d'entraînement

La quantification de la charge d'entraînement est une composante essentielle dans le sport de haut-niveau. Elle est utilisée pour superviser l'entraînement, améliorer les performances, réduire le risque de blessures ou encore individualiser l'entraînement. Dans la littérature scientifique, la charge d'entraînement est définie par plusieurs auteurs comme « la valeur décrivant la dose d'effort induite par la combinaison des variables d'exercice » (Desgorces et al., 2023). À partir de cette définition, on distingue généralement deux dimensions interdépendantes : la charge externe et la charge interne, chacune étant associée à des méthodes de mesure spécifiques.

La charge interne, telle que définie par Bourdon et al. (2017), fait référence aux facteurs de stress biologiques, englobant à la fois les dimensions physiologiques et psychologiques, auxquels l'athlète est soumis au cours de l'entraînement ou de la compétition. Elle est

couramment évaluée à l'aide de paramètres tels que la fréquence cardiaque, les concentrations de lactate sanguin ou encore la perception de l'effort (RPE). Parallèlement, la charge externe correspond aux mesures objectives du travail accompli par l'athlète durant l'entraînement ou la compétition, indépendantes des réponses internes qu'elles génèrent (Bourdon et al., 2017). Ces mesures incluent des indicateurs quantifiables tels que le nombre de répétitions ou de séries réalisées, la distance parcourue, ou encore la charge totale soulevée en musculation. Ces deux dimensions, bien que distinctes, sont interdépendantes et complémentaires, leur interaction constituant un domaine clé pour la compréhension et l'optimisation de la performance sportive.

En effet, bien que l'évaluation de la charge externe semble cruciale pour appréhender le travail effectué et les capacités de l'athlète, la mesure de la charge interne est essentielle pour déterminer le stimulus approprié pour une adaptation biologique optimale (Jaspers et al., 2017)). Pour une même charge externe, des athlètes peuvent répondre de manière différente en raison des variations inter-individuelles : telles que l'état de forme, la fatigue cumulative, ou encore la tolérance au stress. Des études montrent que la quantification des charges internes serait deux fois plus prédictive des risques de blessures que la quantification des charges externes (Drew & Finch, 2016). Cette constatation souligne que la charge externe, bien qu'essentielle pour décrire le travail réalisé, n'évalue qu'une partie de l'entraînement et offre une vision partielle du risque de surcharge ou de blessure.

Le suivi des mesures subjectives, telles que l'échelle de perception de l'effort (RPE) ou les questionnaires de bien-être, permet de mieux appréhender les réponses aiguës et chroniques des athlètes face à la charge (Saw et al., 2016). En effet, ces mesures sont souvent plus sensibles aux changements de fatigue et de stress accumulé que les indicateurs purement mécaniques. Elles permettent ainsi une évaluation plus fine des adaptations physiologiques, comportementales, et psychologiques à l'entraînement.

Il apparaît donc indispensable de mesurer la charge d'entraînement de manière individuelle afin de prescrire et d'évaluer précisément l'entraînement. En intégrant à la fois les charges externes et internes, il est possible de personnaliser les programmes d'entraînement pour chaque athlète en fonction de sa capacité à tolérer et à répondre aux entraînements.

1.3.1 Mesures externes

1.3.1.1 Les mesures de position

GPS

L'évolution des technologies de suivi du mouvement notamment les systèmes GPS, a permis de moderniser la manière dont la charge d'entraînement est quantifiée, notamment dans les sports collectifs et individuels en extérieur. Parmi les méthodes modernes utilisées, les dispositifs de géolocalisation par satellite (GPS) ont émergé comme un outil incontournable.

Couplés à des accéléromètres, gyroscopes et magnétomètres qui enrichissent les données sur la charge externe, la validité des GPS dans les sports collectifs et d'endurance a été largement étudiée. Les modèles à haute fréquence (≥ 10 Hz) montrent une bonne précision pour mesurer la distance totale parcourue et les vitesses maximales, même dans des conditions dynamiques (Johnston et al., 2014). Cependant, les mesures liées aux déplacements courts ou explosifs (sprints, changements de direction) peuvent être biaisées en raison de limitations de la capture satellitaire (Varley et al., 2012). Une des applications des GPS est la détermination des zones d'intensité, qui sont définies en fonction de seuils de vitesse. Ces zones permettent une évaluation détaillée des exigences physiques propres à chaque sport et rôle sur le terrain. Par exemple, Rey et al. (2020) ont démontré que les positions défensives en football impliquent moins de sprints mais une charge mécanique accrue due à la fréquence des contacts physiques.

De plus, une étude de Bowen et al. (2020), a montré que les distances parcourues à haute vitesse (High-Speed Distance, HSD) ont été fortement corrélées au risque de blessure, notamment lorsqu'elles sont combinées à des pics de charge aigus non soutenus par une base d'entraînement chronique suffisante.

Dans l'étude de Dubois et al. (2020), le GPS a été utilisé pour surveiller les distances totales parcourues et les distances à haute vitesse (HSD, $>14,4$ km/h) chez des joueurs de rugby professionnel sur une saison complète (Figure 2). Les résultats mettent en évidence des différences significatives dans les charges d'entraînement et les distances parcourues en fonction des postes.

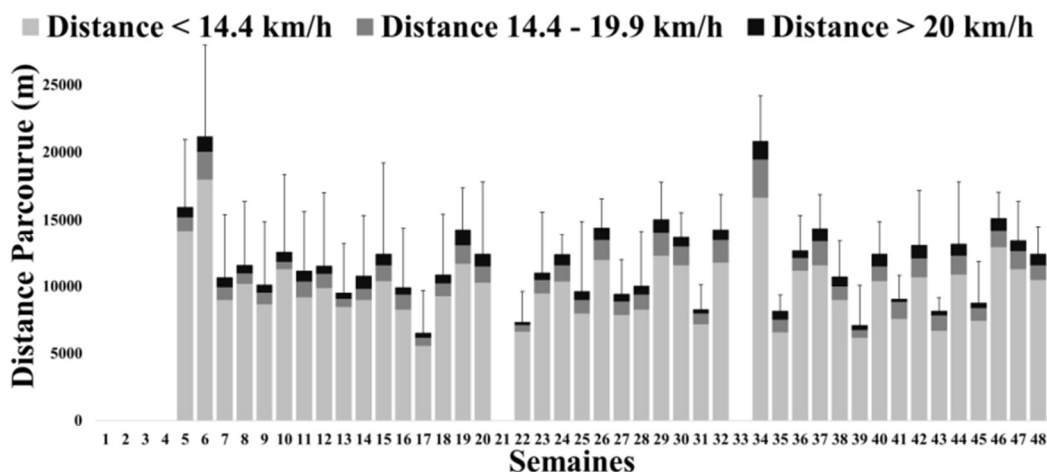


Figure 2 : Exemple de suivi de la charge externe à partir des données de distance parcourue d'après Dubois et al. (2020)

Ainsi les distances parcourues dans différentes zones de vitesse et les accélérations renseignent sur la charge mécanique des séances

Cependant la fiabilité des systèmes GPS tend à diminuer avec l'augmentation de la vitesse et de l'intensité des activités, soulignant ainsi un problème pour la quantification des performances des athlètes de très haut niveau (Jennings et al., 2010). De plus, son application dans les sports pratiqués en intérieur demeure limitée. En effet, le signal GPS est pratiquement inexistant à l'intérieur des bâtiments, ce qui constitue une contrainte majeure (Malone et al., 2017).

LPS

Pour surmonter ces contraintes, les systèmes de positionnement local (LPS) ont été développés. Contrairement au GPS, qui repose sur des satellites, les systèmes LPS utilisent un réseau local de balises fixes disposées autour de l'aire d'entraînement ou de jeu. Ces balises interagissent avec des capteurs portés par les athlètes pour fournir des données de positionnement.

Contrairement aux systèmes GPS, qui s'appuient sur des satellites, les systèmes de positionnement locaux (LPS) reposent sur un réseau local de balises fixes disposées autour de l'aire d'entraînement ou de jeu. Ces balises interagissent avec des capteurs portés par les athlètes, permettant de fournir des données de positionnement précises (Boyd et al., 2013).

Fonctionnant à des fréquences d'échantillonnage élevées (jusqu'à 20-50 Hz), les systèmes LPS offrent une précision accrue lors des sprints explosifs et des changements rapides de direction, domaines où le GPS montre souvent ses limites (Alt et al., 2020). Ils permettent également de calculer les charges d'entraînement en continu en analysant la position, la direction et la vitesse des déplacements des joueurs sur le terrain (Boyd et al., 2013). Cette technologie constitue ainsi une alternative particulièrement intéressante dans les sports indoor, où les systèmes GPS sont

inopérants, notamment pour évaluer les distances parcourues dans différentes zones d'intensité grâce aux données de position (Bastida Castillo et al., 2018).

La validité des systèmes LPS a été confirmée par plusieurs études récentes. Par exemple, Fleureau et al. (2023) ont démontré leur efficacité pour mesurer le pic de vitesse et d'accélération lors de mouvements spécifiques au handball. D'autres travaux ont mis en évidence leur capacité à mesurer avec précision les distances parcourues à basse et haute intensité, en sprint, lors des changements de direction et des accélérations (Alt et al., 2020) (Hoppe et al., 2018).

Cependant, les systèmes LPS présentent certaines limites, notamment leur coût élevé et leur manque de portabilité, en raison de la nécessité d'installer et de calibrer plusieurs antennes fixes dans un gymnase spécifique.

1.3.1.2 Capteurs inertiels et accéléromètres

Les capteurs inertiels, ou Inertial Measurement Unit (IMU), regroupent plusieurs dispositifs, tels qu'un accéléromètre (pour mesurer les accélérations), un gyroscope (pour mesurer les vitesses angulaires), et un magnétomètre (pour l'orientation relative au champ magnétique terrestre). Cette combinaison permet d'analyser les mouvements en mesurant simultanément les accélérations linéaires, les rotations, les changements d'orientation, ainsi que des actions spécifiques telles que les sauts, les impacts, les décélérations et les changements de direction (Torres-Ronda et al., 2022).

Alt et al. (2020) ont montré leur précision dans la capture des variations de vitesse angulaire lors de rotations rapides ou d'accélérations. De leur côté, Fleureau et al. (2023) ont validé leur pertinence pour mesurer des variables clés telles que les pics de vitesse et d'accélération dans des sports collectifs comme le handball, où les phases de sprint et les contacts sont fréquents.

En parallèle, les accéléromètres triaxiaux, qui mesurent les accélérations sur trois axes (x, y, z), offrent une vision de l'intensité et de la fréquence des impacts. Contrairement aux technologies GPS, qui évaluent principalement les déplacements, les accéléromètres analysent les forces générées par les changements de direction, les sauts et les impacts (Cummins et al., 2013). Les données, exprimées en "g" (unités de gravité terrestre), permettent de quantifier avec précision la charge mécanique externe et de mieux comprendre les exigences physiques associées à une activité sportive (Ghattas & Jarvis, 2021).

Les capteurs inertiels présentent un avantage considérable dans des environnements où le GPS est limité, comme les sports en salle. Ils sont particulièrement adaptés pour des disciplines comme le basketball, le handball ou le badminton, où ils permettent de suivre les mouvements multidirectionnels et d'évaluer avec précision les charges mécaniques tout en restant financièrement plus accessibles que les systèmes de positionnement local (Kerns et al., 2023). De plus, les indicateurs de charge interne, tels que la fréquence cardiaque et la perception de l'effort (sRPE), établissent des corrélations avec ces capteurs, renforçant ainsi leur rôle dans une analyse globale de l'effort (Lovell et al., 2013).

Cependant, l'utilisation des IMU nécessite une expertise technique. La précision des mesures dépend de la calibration initiale et de la qualité des algorithmes d'analyse, ainsi que de facteurs comme la fréquence d'échantillonnage, le filtrage des signaux, et le placement des capteurs (Aughey, 2011) (Gallo et al., 2015).

1.3.2 Mesures internes

1.3.2.1 Les méthodes subjectives

RPE

Parmi les méthodes couramment utilisées pour quantifier la charge d'entraînement, l'échelle de perception de l'effort (Rating of Perceived Exertion, RPE) s'impose comme un outil largement reconnu pour sa simplicité, son accessibilité et sa robustesse scientifique. Développée initialement par Gunnar Borg dans les années 1960, cette méthode repose sur l'évaluation subjective de l'intensité de l'effort physique perçu par un individu (Borg, 1970). La perception de l'effort, définie comme une sensation consciente de la difficulté et de l'intensité de l'effort fourni (S. Marcora, 2009), intègre des dimensions à la fois physiques et psychologiques, ce qui en fait un modèle multidimensionnel adapté à une évaluation holistique de la réponse à l'entraînement (S. M. Marcora, 2008).

Pour établir une relation directe entre la perception de l'effort et la fréquence cardiaque (FC), Borg a proposé une échelle démarrant à 6 (Figure 3), pour correspondre à une fréquence cardiaque au repos typique d'un jeune adulte (environ 60 bpm), et atteignant un maximum de 20, associé à une fréquence cardiaque maximale de 200 bpm (Phan Chan The, 2002). Cette relation linéaire ($RPE * 10 = FC$) permettait d'estimer la charge physiologique à partir de la perception subjective (Borg, 1970).

6	No exertion at all
7	
8	Extremely light
9	Very light
10	
11	Light
12	
13	Somewhat hard
14	
15	Hard (heavy)
16	
17	Very hard
18	
19	Extremely hard
20	Maximal exertion

Figure 3 : Echelle de perception de l'effort en 15 graduations (Borg, 1970)

Dans un objectif d'évaluer plus spécifiquement la charge d'entraînement, Carl Foster et ses collaborateurs ont revisité l'échelle de Borg pour la rendre plus adaptée à l'analyse de l'entraînement. Ils ont simplifié l'échelle en la limitant à 11 graduations (de 0 à 10) et en ajustant les descripteurs verbaux (Figure 4). Cette version, appelée échelle CR-10, permet une évaluation plus directe de l'intensité et de la charge d'entraînement (Foster et al., 1995).

Rating	Descriptor
0	Rest
1	Very easy
2	Easy
3	Moderate
4	Somewhat hard
5	Hard
6	
7	Very hard
8	
9	
10	Maximal

Figure 4 : Echelle de perception CR-10 (Foster et al., 1995)

L'échelle de perception de l'effort repose sur l'hypothèse que la perception subjective est un indicateur fiable de l'intensité de l'exercice, en corrélation avec des marqueurs physiologiques tels que la fréquence cardiaque ou les concentrations de lactate sanguin (Foster et al., 1995). Elle s'avère particulièrement utile dans le cadre d'exercices à haute intensité, ou lorsque les méthodes basées sur la fréquence cardiaque présentent des limites, comme dans les exercices de courte durée ou les efforts intermittents (Foster et al., 2001).

RPE-session

Développée par Carl Foster et ses collaborateurs (Foster et al., 2001), la méthode Session-RPE (sRPE) repose sur une évaluation de la charge d'entraînement en combinant la durée de l'exercice (en minutes) avec la perception de l'effort (RPE). Cette combinaison permet de quantifier la charge d'entraînement en unités arbitraires (U.A), selon la formule :

$$\text{sRPE} = \text{Durée (min)} * \text{RPE}$$

Grâce à cette méthode, plusieurs indicateurs essentiels pour le contrôle et l'optimisation de la charge d'entraînement ont été définis.

1. Charge d'entraînement quotidienne

Pour les athlètes effectuant plusieurs séances par jour, la charge d'entraînement quotidienne correspond à la somme des charges de chaque séance :

$$\text{CE}_{\text{quotidienne}} = \sum \text{CE}_{\text{séances}}$$

2. Charge d'entraînement hebdomadaire

La charge d'entraînement hebdomadaire est obtenue en cumulant les charges quotidiennes sur une semaine :

$$\text{CE}_{\text{hebdomadaire}} = \sum \text{CE}_{\text{quotidienne}}$$

3. Monotonie de l'entraînement

La monotonie reflète la variabilité des charges d'entraînement. Une faible variabilité (indice élevé) pourrait augmenter le risque de surentraînement et de blessures. (Foster et al, 1998) a identifié qu'un indice supérieur à 2 serait associé à une diminution des performances et à une fatigue accrue, tandis qu'un indice au-delà de 2,5 augmenterait significativement le risque de blessure :

$$\text{Indice de Monotonie (IM)} = \frac{\text{Moyenne hebdomadaire des CE quotidiennes}}{\text{Ecart-type hebdomadaire des CE quotidiennes}}$$

4. Contrainte

La contrainte mesure l'adaptation de l'organisme aux charges d'entraînement. Une contrainte hebdomadaire supérieure à 6000 U.A pourrait conduire à un risque de surentraînement, tandis qu'un seuil de 10000 U.A serait associé à une probabilité accrue de blessure (Foster, 1998) :

$\text{Indice de Contrainte (IC)} = \text{CE} * \text{Monotonie}$

5. Fitness

L'indice de fitness évalue la capacité de performance de l'athlète. Il est calculé comme la différence entre la charge et la contrainte, permettant ainsi d'estimer l'état de préparation globale du sportif (Foster, 1998) :

$\text{Indice de Fitness (IF)} = \text{Charge} - \text{Contrainte}$

Malgré sa facilité d'utilisation, le RPE présente quelques limites. En effet, une étude c'est intéressé aux différences de perception d'effort entre les entraîneurs et athlètes. Ces études montrent que les entraîneurs ont tendance à sous-estimer les efforts perçus par les athlètes lors de sessions d'intensité faible et à les surestimer lors de sessions d'intensité élevée (Wallace et al., 2009). De plus, l'utilisation exclusive du s-RPE pourrait ne pas capturer la complexité des réponses individuelles à l'entraînement, notamment en raison des différences interindividuelles dans la perception de l'effort (Wallace et al., 2009). Ainsi, une dépendance exclusive à la méthode de quantification par le RPE pourrait entraîner une mauvaise gestion de la charge d'entraînement, augmentant les risques de surentraînement, de sous-entraînement ou de réponses mal adaptées aux charges imposées.

Questionnaires

Pour surmonter ces limites et garantir un suivi complet et efficace de la charge d'entraînement, tenir compte des variables de bien-être semble être pertinent. En effet, des études ont démontré une corrélation entre ces indicateurs de bien-être et la charge d'entraînement, soulignant ainsi leur importance dans le suivi global de la condition physique et mentale des athlètes (Clemente et al., 2017; Jaspers et al., 2017).

Hooper

L'indice de Hooper (Hooper & Mackinnon, 1995) est un outil d'évaluation qui permet de prendre en compte l'état de récupération et de fatigue des athlètes. Cet indice se base sur une série de questions visant à évaluer 4 aspects de la récupération physique et mentale des sportifs : la qualité du sommeil, le niveau de fatigue, le niveau de stress et les douleurs musculaires à apparition retardée (DOMS). Chaque aspect est évalué sur une échelle allant de 1 à 7, où 1 correspond à un état très, très faible (ou très, très mauvais pour la qualité du sommeil) et 7 à un état très, très élevé (ou très, très bon pour la qualité du sommeil). En totalisant les résultats de chaque question, on obtient un score final sur 28, fournissant ainsi une évaluation globale de l'état de récupération de l'athlète.

Cet indice, permet de suivre les réponses physiologiques et psychologiques aux charges d'entraînement. Une étude de Costa et al. (2022) menée auprès de joueurs d'élite de beach soccer, a démontré des corrélations fortes entre les indicateurs de charge (sRPE, distance totale, sprints) et les indices de bien-être perçu. Ces résultats soulignent que des variables telles que la fatigue ou la qualité du sommeil sont étroitement liées à la charge, suggérant que leur suivi pourrait offrir une vision plus holistique de l'état des athlètes.

Ainsi, l'intégration de paramètres complémentaires tels que le Hooper Index aux méthodes classiques de quantification des charges (sRPE, GPS) pourrait fournir des informations sur l'état de préparation et les adaptations des athlètes.

POMS

Le Profile of Mood States (POMS) est un questionnaire psychométrique qui cherche à évaluer l'état psychologique des athlètes. Il mesure six dimensions émotionnelles principales à travers 65 items : anxiété, dépression, colère, vigueur, fatigue et confusion. L'athlète évalue chaque élément sur une échelle de Likert de 0 « pas du tout » à 4 « extrêmement » (Selmi et al., 2023). Cet outil offre une approche simple, non invasive et sensible pour surveiller les variations d'humeur chez les athlètes en réponse aux charges d'entraînement et aux compétitions.

Des études montrent que des périodes d'entraînement intensif ou prolongé sont associées à une augmentation des scores négatifs (tension, fatigue, confusion), indiquant un état psychologique détérioré (Selmi et al., 2020).

À l'inverse, des périodes de réduction de charge sont associées à une amélioration des scores d'humeur et à une meilleure récupération (Beykzade et al., 2011).

L'utilisation régulière du POMS peut ainsi permettre aux entraîneurs d'identifier les premiers signes de fatigue mentale, d'adapter les charges d'entraînement en fonction de l'état psychologique des athlètes et de suivre les impacts psychologiques des compétitions et des périodes d'entraînement intense (Selmi et al., 2020).

Bien que les questionnaires apparaissent comme des outils fiables, ils restent dépendants de l'honnêteté des réponses des athlètes et peuvent être influencé par des facteurs externes (conditions environnementales, rythme de vie). C'est pourquoi il semble important de les combiner avec d'autres marqueurs de quantification de la charge.

1.3.2.2 Les méthodes objectives

TRIMP

Introduit par Banister et Calvert (Calvert et al., 1976), le modèle TRIMP (Training Impulse) est l'un des outils les plus étudiés et utilisés en sciences du sport pour évaluer la charge interne d'entraînement. Ce modèle combine des données objectives, telles que la fréquence cardiaque (FC) et la durée de l'effort, pour fournir une mesure quantitative et standardisée de l'impact physiologique de l'entraînement sur l'organisme.

Le TRIMP repose sur deux composantes principales :

1. **La durée de l'entraînement**, exprimée en minutes.
2. **L'intensité relative**, calculée en fonction de la fréquence cardiaque (FC), exprimée soit en pourcentage de la fréquence cardiaque maximale (%FCmax), soit à partir de la réserve de fréquence cardiaque (FCréserve).

La base conceptuelle du TRIMP repose sur l'idée que la réponse physiologique à l'effort est proportionnelle à l'intensité et au temps passé à cette intensité (Calvert et al., 1976). La formule générale pour le calcul est :

$\text{TRIMP} = \text{Durée (min)} \times (\Delta\text{FC}) \times \text{Facteur pondérateur}$
--

La méthode prend en compte plusieurs paramètres clés : la durée de l'effort (exprimée en minutes) et l'intensité relative : déterminée par la relation suivante : $\Delta\text{FC} = (\text{FC}_{\text{exe}} - \text{FC}_{\text{rep}}) / (\text{FC}_{\text{max}} - \text{FC}_{\text{rep}})$

où :

FC_{exe} = fréquence cardiaque moyenne durant l'exercice,

FC_{rep} = fréquence cardiaque de repos,

FC_{max} = fréquence cardiaque maximale.

Facteur pondérateur : un coefficient différencié selon le sexe, visant à ajuster la relation entre la fréquence cardiaque et la perception de l'effort. Ce facteur est défini comme suit :

$$\text{Pour les femmes : } 0.86 \times e^{(1.67 \times \Delta\text{FC})}$$

$$\text{Pour les hommes : } 0.64 \times e^{(1.92 \times \Delta\text{FC})}$$

Les charges d'entraînement sont ensuite classées selon trois plages de valeurs :

- < 30 U.A : charge faible,
- 30-50 U.A : charge moyenne,
- > 50 U.A : charge élevée.

Bien que le TRIMP soit un outil robuste, il présente des limites, notamment dans sa capacité à évaluer avec précision les charges associées à des exercices de très haute intensité, comme les sprints ou les entraînements en intervalles à haute intensité (HIT). En effet, le TRIMP classique se base sur la fréquence cardiaque moyenne, qui peut ne pas refléter avec précision les variations rapides et intenses de l'effort (F. Impellizzeri et al., 2005).

La méthode d'Edwards

Edwards a mis au point une méthode de quantification également fondée sur le « TRIMP », qui détermine 5 zones d'intensité dans l'exercice. Les zones d'intensité sont exprimées en pourcentage de la FC maximale et corrélées à des coefficients (de 1 à 5) (Edwards 1993).

Zones d'intensité	Valeurs de % FC _{max}	Coefficient associé
1	50-60	1
2	60-70	2
3	70-80	3
4	80-90	4
5	90-100	5

Tableau 1 : Zones d'intensité et valeurs de %FCmax associé au coefficient correspondant pour la quantification de la charge d'entraînement selon (Edwards 1993)

La CE est calculée en faisant la somme des produits de chaque durée dans la zone et de son coefficient correspondant.

$$CE = (\text{Durée Zone1}) * 1 + (\text{Durée Zone2}) * 2 + (\text{Durée Zone3}) * 3 + (\text{Durée Zone4}) * 4 + (\text{Durée Zone5}) * 5$$

Une limitation importante des modèles de Banister et Edwards réside dans la nécessité de devoir réaliser fréquemment des tests de performance maximaux pour ajuster les zones d'intensité du modèle (Jobson et al., 2009). Ces tests présentent des contraintes significatives dans leur mise en œuvre, en particulier dans les sports où les compétitions sont régulières. En effet, la réalisation de tests maximaux impose un stress physique et mental supplémentaire aux athlètes, ce qui peut exacerber la fatigue accumulée et nuire à leur récupération et à leur performance globale (Nédélec et al., 2013).

Lactate

Le lactate sanguin est reconnu comme un biomarqueur fondamental pour analyser l'intensité de l'exercice et la réponse métabolique de l'organisme. Depuis les premières recherches sur la physiologie de l'exercice, son rôle comme indicateur de l'effort, de la fatigue et des processus énergétiques a été documenté (Brooks, 1986). En pratique, les mesures de lactatémie sont utilisées pour quantifier la charge d'entraînement, affiner les stratégies d'entraînement et identifier les seuils physiologiques tels que le seuil anaérobie.

Le lactate est produit lors du métabolisme glycolytique, par conversion du pyruvate en condition anaérobie relative. Longtemps considéré comme un simple déchet métabolique, il est désormais établi que le lactate joue un rôle central dans la production et le transport d'énergie (Brooks, 2002). Il peut :

- Être réutilisé comme substrat énergétique par les muscles actifs,
- Être converti en glucose dans le foie via la néoglucogenèse,
- Être transporté vers d'autres tissus pour alimenter les processus métaboliques.

Des concentrations élevées de lactate sont souvent associées à une acidose métabolique. Cependant, cette acidification résulte principalement de l'accumulation d'ions hydrogène (H^+) libérés au cours de la glycolyse, plutôt que du lactate lui-même (Robergs et al., 2004).

(Pelayo et al., 1996) ont proposé une approche structurée pour relier les niveaux de lactatémie à des zones d'intensité d'exercice. Ces zones sont définies par des plages spécifiques de concentration en lactate, associées à des coefficients pondérateurs :

ZONES	LACTATEMIE	COEFFICIENT
1	< 2 mmol-1	1
2	2 à 4 mmol-1	2
3	4 à 6 mmol-1	3
4	6 à 10 mmol-1	5
5	> 10 mmol-1	8

Tableau 2 : Zones et plages spécifiques de concentration en lactate associé au coefficient correspond pour quantifier la charge d'entraînement selon (Pelayo et al., 1996)

Ces coefficients permettent de calculer la charge d'entraînement en fonction de la distance parcourue dans chaque zone.

La charge d'entraînement est déterminée par la formule suivante :

$$CE = km(\text{Zone } 1) * 1 + km(\text{Zone } 2) * 2 + km(\text{Zone } 2) * 2 + km(\text{Zone } 3) * 3 + km(\text{Zone } 4) * 5 + km(\text{Zone } 5) * 8$$

Ce modèle intègre les kilomètres parcourus dans chaque zone d'intensité, pondérés par les coefficients associés, offrant une méthode objective pour évaluer la charge métabolique de l'entraînement.

HRV

La variabilité de la fréquence cardiaque (HRV) constitue un outil central dans le suivi des charges d'entraînement et la gestion de l'état de fatigue chez les athlètes de haut niveau. Basée sur l'analyse des variations des intervalles R-R cardiaques, la HRV fournit une évaluation indirecte du contrôle autonome du cœur, reflétant les interactions entre les branches sympathique et parasympathique du système nerveux autonome (Schmitt et al., 2013) (Buchheit, 2014).

L'un des indices les plus couramment utilisés pour évaluer la HRV est le RMSSD (Root Mean Square of Successive Differences), mesuré au repos dans une position allongée pendant des enregistrements de 5 minutes au réveil. Cette méthode est privilégiée pour sa simplicité, son accessibilité et sa faible sensibilité aux variations du rythme respiratoire (Saboul, 2013). Des auteurs (Plews et al., 2013) ont montré que des augmentations progressives du RMSSD étaient corrélées à des améliorations significatives de la performance aérobie chez des triathlètes d'élite. À l'inverse, une diminution prolongée du RMSSD a été associée à des états de surcharge chronique, indiquant une fatigue non fonctionnelle. Ces résultats soulignent le rôle de la HRV dans la quantification des adaptations positives à l'entraînement tout en permettant de détecter les signes précoces de surmenage.

De plus l'efficacité de la HRV pour prévenir les états de surentraînement a été validée dans plusieurs contextes sportifs. (Schmitt et al., 2013) ont montré que des fluctuations marquées du RMSSD sur une courte période étaient des indicateurs précoces d'une fatigue excessive, nécessitant des ajustements rapides des charges d'entraînement.

Cependant, la HRV ne reflète pas uniquement l'état de forme, mais elle est également liée à la charge interne perçue par l'athlète. Saboul et al. (2016) ont mis en évidence un lien direct entre les variations quotidiennes de la HRV et la perception de l'effort, soulignant ainsi l'aspect d'indicateur multifactorielle de la HVR.

Malgré ses nombreux avantages, son utilisation comporte des limites. Le contexte de la mesure et de l'environnement nécessite d'être similaires voire identiques pour l'intégralité des mesures puisque les facteurs environnementaux (température, altitude) ou comportementaux (stress, sommeil) peuvent influencer les données et compliquer leur interprétation (Schmitt et al., 2008) (Brocherie et al., 2014). De plus, bien que les indices temporels comme le RMSSD soient pratiques et largement utilisés, ils ne fournissent qu'une vision partielle de l'activité autonome, en particulier du contrôle sympathique (Buchheit, 2014).

1.3.3 Approches quantitatives et dynamiques de la charge d'entraînement

1.3.3.1 ACWR

Le modèle ACWR (Acute/Chronic Workload Ratio) est un indicateur utilisé pour quantifier la charge d'entraînement. Ce ratio permet de suivre les variations de charge d'entraînement au fil du temps. Ce modèle inclus : la charge aigue qui correspond à la somme des charges d'entraînement sur une semaine ; la charge chronique qui correspond à la moyenne mobile des charges sur quatre semaines. L'ACWR est alors calculé comme le rapport de la charge aigue sur la charge chronique (Gabbett, 2016b).

Ce ratio permet de fournir un indicateur de la condition physique de l'athlète. Si la charge chronique est progressivement augmentée jusqu'à un niveau relativement élevé et que la charge aigue est minimale, alors on considère que l'athlète est bien préparé et dans une bonne forme physique. Toutefois, si la charge aiguë dépasse la charge chronique, on considère que l'athlète est sous-entraîné et qu'il présente un risque de blessure (Soligard et al., 2016).

Selon les travaux de (Gabbett, 2016b) , le ratio optimal se situerait entre 0,8 et 1,3. Une « zone idéale » de l'entraînement, en lien avec le risque de blessure, serait établie dans cet intervalle, correspondant à une charge suffisamment élevée pour développer la condition de l'athlète tout en maintenant un faible risque de blessure. À l'inverse, un ratio supérieur à 1,5 représenterait un risque accru de blessure (Figure 5).

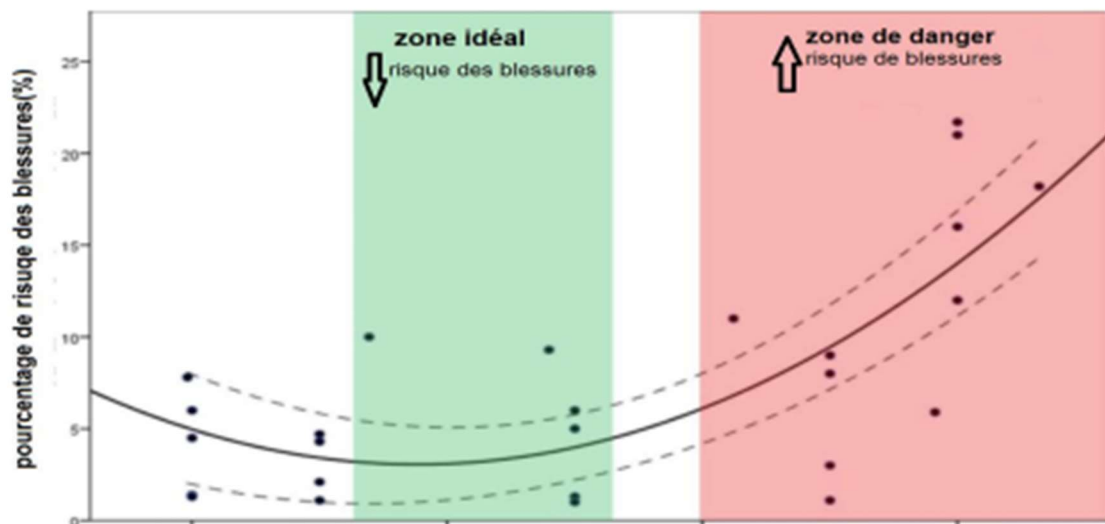


Figure 5 : Graphique issu de (Gabbett, 2016) représentant un guide d'interprétation des données sur le ratio charge aiguë / charge chronique

Malgré son utilité, le modèle ACWR présente plusieurs limitations importantes (Gabbett, 2020). Tout d'abord, son application nécessite un minimum de 4 semaines de collecte complète de données. En présence de données manquantes, le calcul des charges devient impossible, ce qui peut compromettre l'évaluation fiable de la charge d'entraînement.

Bowen et al. (2020) ont également montré que des ratios d'ACWR supérieurs à 2 augmentaient le risque de blessures sans contact de 5 à 7 fois chez les joueurs de Premier League anglaise. Cependant, ils ont également noté qu'un ACWR élevé associé à des charges chroniques faibles était particulièrement dangereux, alors que des charges chroniques élevées avaient un effet protecteur. Jiang et al. (2022) soulignent quant à eux qu'il n'est pas possible d'établir un seuil d'ACWR universel minimisant le risque de blessure en raison des variations des programmes d'entraînement.

De plus, ce modèle ne reflète que les tendances générales des charges sur les 4 dernières semaines, masquant ainsi les fluctuations importantes telles que les pics ou creux de charge. Il ne prend pas en compte les variations aiguës ou les stimuli spécifiques qui peuvent survenir entre deux périodes ou avant une compétition. L'ACWR considère uniquement les ratios entre la charge aiguë (charge récente) et la charge chronique (moyenne sur plusieurs semaines). Par conséquent, une réduction planifiée de la charge aiguë avant une compétition peut artificiellement augmenter ou diminuer le ratio, donnant une fausse alerte ou une impression de risque réduit. Cette distorsion limite la capacité du modèle à représenter fidèlement l'état physiologique de l'athlète ou à prédire les blessures dans ces situations spécifiques (Williams et al., 2017). Par ailleurs, la charge chronique est calculée à l'aide d'une moyenne mobile,

attribuant un poids équivalent à toutes les séances d'entraînement, qu'elles aient eu lieu la veille ou il y a 4 semaines (Windt & Gabbett, 2019).

En raison de ces limites, il est recommandé de ne pas interpréter l'ACWR isolément, mais de l'intégrer dans un cadre d'évaluation multifactoriel. Une approche combinant plusieurs indicateurs pourrait offrir une vision plus complète et précise pour la gestion des charges d'entraînement et la prévention des blessures.

1.3.3.2 EWMA

Afin de palier à plusieurs limites du modèle ACWR, l'utilisation du modèle EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) dans la quantification de la charge d'entraînement à vue le jour. Contrairement à l'ACWR, l'EWMA prend en compte la nature dégressive des effets de la fatigue et de la forme physique (Cousins et al., 2019). Le modèle EWMA est une méthode de moyenne mobile qui applique une pondération exponentielle décroissante aux données temporelles (Williams et al., 2017). Ce modèle attribue des poids plus élevés aux données récentes tout en réduisant progressivement l'importance des données plus anciennes. Ainsi, il permet de mieux refléter les changements récents dans les charges d'entraînement tout en tenant compte des tendances à long terme (Perry, 2011). La formule est la suivante :

$$EWMA_{aujourd'hui} = Load_{aujourd'hui} \times \lambda_a + ((1 - \lambda_a) \times EWMA_{veille})$$

Avec λ_a : coefficient de pondération ($0 < \lambda_a \leq 1$) qui représente le niveau de diminution de la charge de travail (degré de décroissance exponentielle). Il est défini comme : $\lambda_a = 2/(N + 1)$ avec N qui correspond à la constante de temps choisi.

Selon Williams et al. (2017), l'EWMA est pertinent dans la détection des variations progressives de la charge d'entraînement et des risques potentiels de surcharge ou de sous-entraînement. En attribuant un poids plus important aux charges récentes, l'EWMA ajuste avec précision les prédictions et identifie les changements subtils dans l'état de charge, ce qui améliore la capacité des entraîneurs à anticiper les risques de fatigue ou de blessure.

De plus, Griffin et al. (2020) démontre que l'EWMA améliore la prédiction des risques de blessures par rapport aux approches statiques. Les périodes où les charges aiguës augmentent de manière disproportionnée par rapport aux charges chroniques sont identifiées de manière plus réactive, ce qui permet une possibilité d'ajustement des programmes d'entraînement. Par exemple, une surcharge soudaine identifiée par l'EWMA pourrait signaler la nécessité de réduire l'intensité ou le volume des séances.

Le paramètre clé de l'EWMA est le facteur d'atténuation (λ), qui détermine la pondération relative entre les données anciennes et récentes. Cependant, lorsque le suivi s'étend sur une longue période (par exemple, $N = 100$ jours), la pondération attribuée aux charges récentes devient très faible ($\lambda a = 2/101$) (Moussa et al., 2019). Cela réduit la sensibilité du modèle aux fluctuations récentes et augmente l'influence des charges cumulées historiques. Cette caractéristique constitue une limite importante, similaire à celle observée avec l'ACWR, car elle peut négliger les variations significatives de la charge de travail récente.

1.3.3.3 REDI

Le REDI (Robust Exponential Decrease Index) semble s'imposer comme une autre alternative aux méthodes classiques, telles que l'ACWR et l'EWMA. Il repose sur un modèle de pondération exponentielle, mais intègre des mécanismes de correction qui lui permettent de mieux refléter les fluctuations réelles des charges d'entraînement dans des environnements dynamiques (Moussa et al., 2019). Contrairement à l'ACWR, qui souffre de biais, le REDI assure une continuité dans le suivi des charges grâce à son modèle de calcul adaptatif (Sedeaud et al., 2020).

La formule générale peut s'exprimer comme suit :

$$REDI_{\text{jour}}^{\lambda} = \frac{1}{\sum_{i=0}^N \alpha_i^{\lambda}} \sum_{i=0}^N \alpha_i^{\lambda} \times WL_i$$

$$\alpha_i^{\lambda} = \begin{cases} 0 \\ e^{-\lambda i} \end{cases} \text{ si } WL_i \text{ est manquant sinon :}$$

Où :

- WL_i est la charge d'entraînement du dernier jour i avant le jour actuel
- N est le nombre total de jours précédents
- λ est un paramètre permettant d'ajuster la pondération

Le REDI applique un modèle de décroissance exponentielle similaire à l'EWMA, dans lequel les charges les plus récentes sont pondérées plus fortement que les anciennes. Toutefois, il introduit des mécanismes correctifs pour mieux s'adapter aux variations soudaines ou aux anomalies dans les charges d'entraînement. En cas de données manquantes, les poids correspondants sont fixés à 0, ce qui permet de ne pas ignorer les jours concernés tout en maintenant une décroissance continue pour les jours suivants. Ainsi, l'indice demeure insensible aux valeurs manquantes jusqu'à 30% (Moussa et al., 2019).

Une étude menée par Sedeaud et al. (2020) a démontré que le REDI était capable de maintenir un suivi cohérent des charges d'entraînement même dans des contextes de données incomplètes. Avec un taux de données manquantes atteignant 25,4 %, le REDI a permis une analyse robuste et fiable. Ainsi, le REDI se différencie des autres modèles par sa capacité à maintenir l'intégrité des données dans des séries temporelles incomplètes, tout en gérant efficacement les variations extrêmes. Cette caractéristique en fait un outil particulièrement adapté aux environnements sportifs exigeants où la gestion des charges peut être perturbée par des imprévus (Wu et al., 2024).

1.3.3.4 ACP

Dans le sport de haut niveau, l'accès désormais presque systématique à des technologies de suivi et à des données massives, couvrant des aspects physiques, physiologiques et mécaniques, peut entraîner une problématique : la surcharge de données. Cette abondance d'informations peut compliquer l'analyse ou la prise des décisions en noyant les informations essentielles dans une masse de variables parfois peu significatives (Ryan et al., 2019). L'analyse en composantes principales (ACP) apparaît comme une réponse efficace à ce défi. Elle permet de réduire la complexité d'ensembles de données multidimensionnels, tout en identifiant les variables clés qui expliquent la majeure partie de la variance des données, facilitant ainsi la visualisation et interprétation des données sans compromettre significativement leur contenu informatif (Weaving et al., 2014)

En synthétisant les données en quelques composantes principales (CP), l'ACP offre une solution pour résumer les informations provenant de multiples sources tout en évitant une perte significative d'information. Par exemple, dans une étude menée dans le rugby professionnel, (Weaving et al., 2018) ont démontré que 60 à 70 % de la variance totale de la charge d'entraînement pouvaient être expliqués par seulement trois variables principales : la distance totale (TD), la charge perçue de l'effort (sRPE) et le PlayerLoad. Une quatrième variable, la distance à haute vitesse (HSD), a permis de capturer jusqu'à 28 % de variance additionnelle, illustrant son rôle dans la représentation des efforts à haute intensité. De même, dans le football australien professionnel, Ryan et al. (2020) ont observé que la distance totale expliquait 47,3 % de la variance quotidienne, suivie des courses à haute vitesse (22,5 %) et de la charge perçue via le sRPE (15,6 %). Ces résultats tendent à démontrer que l'ACP serait un outil intéressant pour identifier les indicateurs les plus pertinents, facilitant ainsi la gestion des charges d'entraînement et l'optimisation des performances.

Ainsi, en permettant une simplification des données complexes tout en conservant leur pertinence, l'ACP aide à surmonter la surcharge de données, en transformant un ensemble conséquent et multidimensionnel en informations exploitables.

1.3.3.5 MILS

Le modèle de Markov Index Load State (MILS) (Larochelambert et al., 2024) permet d'intégrer des données temporelles et de modéliser dynamiquement l'état d'un athlète en réponse à la charge d'entraînement. Il se distingue des autres modèles par sa capacité à mesurer la charge de travail, mais également la réponse cumulée de l'athlète, en capturant de manière probabiliste les transitions entre différents états réactionnels face à cette charge. Cette caractéristique est particulièrement précieuse dans les sports où les mesures objectives ne sont pas ou peu disponibles.

Le modèle MILS offre plusieurs atouts qui le différencient des approches classiques. Il permet une prise en compte des états transitoires, en capturant les fluctuations rapides et les états intermédiaires. Il s'adapte également aux spécificités physiologiques de chaque individu en ajustant ses paramètres, contrairement aux modèles qui utilisent des valeurs standardisées.

Une étude longitudinale (Larochelambert et al., 2024) de sept mois réalisés auprès de 24 athlètes féminines (skieuses et rameuses) a permis d'évaluer l'efficacité du MILS pour analyser les réponses à la charge d'entraînement en fonction des fluctuations hormonales liées au cycle menstruel (CM) et à l'utilisation de contraceptifs oraux (OC). Les résultats ont identifié trois états distincts : « facile », « modéré » et « difficile ». Ces résultats soulignent la capacité du MILS à fournir une mesure probabiliste des réponses cumulatives à la charge d'entraînement, en intégrant des données complexes telles que les niveaux hormonaux, le bien-être perçu et les symptômes menstruels. Contrairement aux approches statiques, le MILS modélise les transitions dynamiques entre états, permettant ainsi d'optimiser la gestion de la charge d'entraînement, de prévenir les risques de surentraînement et d'anticiper les périodes critiques liées aux fluctuations hormonales ou aux états de fatigue. En conclusion, le modèle MILS se positionne comme un outil innovant et robuste pour la quantification personnalisée de la réponse à la charge d'entraînement, offrant des perspectives prometteuses pour améliorer la performance sportive et prévenir les blessures.

2. Problématique, hypothèses et objectifs

2.1 Problématique

Comment adapter les méthodes de suivi de la charge d'entraînement en conditions réelles (i.e., avec des données manquantes) tout en intégrant une capacité prédictive sur l'état de forme et la douleur chez des joueurs de badminton élite ?

2.2 Objectifs et hypothèses

Les principaux objectifs de ce travail seront de : fiabiliser la collecte des données subjectives de charge en contexte terrain, en évaluant des stratégies de substitution des RPE et de simplification des méthodes de calcul. Nous supposons, pour cette étude, que l'utilisation combinée de données simplifiées et de substitutions permettront de maintenir une qualité suffisante pour une analyse longitudinale. Le second objectif sera d'optimiser les modèles dynamiques de quantification de la charge d'entraînement (ACWR et REDI) en adaptant leurs paramètres au contexte de ce mémoire. Nous attendons que le modèle REDI, grâce à sa capacité d'intégration des données manquantes et sa pondération temporelle, fournisse une mesure plus stable et sensible de la charge cumulée que le modèle ACWR. Enfin, le dernier objectif sera d'évaluer la capacité prédictive des indicateurs de charge (sRPE, REDI, ACWR, monotonie, contrainte) sur l'état de forme global et la survenue de douleur tout en identifiant des seuils critiques de charges associées à une incidence accrue de douleur. La dernière hypothèse soutient que l'optimisation des paramètres des modèles dynamiques (fenêtres ACWR, lambda REDI) améliore leur capacité prédictive sur l'état de forme et les douleurs ainsi que les indicateurs de Foster (monotonie et contrainte) présentent des seuils associés à une élévation du risque de douleur.

3. Matériel et méthode :

3.1 Population et contexte de l'étude

Cette étude a été conduite au sein du pôle olympique de badminton de l'INSEP. La période d'observation s'est étendue du 30 septembre 2024 au 5 avril 2025, soit un total de 188 jours de récolte. L'échantillon est composé de 23 athlètes adultes de badminton (Tableau 3). Ce groupe se compose de 6 joueurs de simple et 17 joueurs de double, répartis en 13 joueuses et 10 joueurs, tous évoluant à un niveau international.

(n = 6)	Rang mondial	Age	(n = 17)	Rang mondial	Age
Moyenne	81.3	22.4	Moyenne	71.4	22.4
Médiane	78.5	21.6	Médiane	69.0	22.0
Ecart-type	51.4	1.96	Ecart-type	35.3	2.84
Minimum	10.0	20.1	Minimum	7.00	18.3
Maximum	168	24.8	Maximum	120	26.3

Tableau 3 : Statistiques descriptives de la population étudiée. A gauche les athlètes du groupe simple. A droite, ceux du double.

3.2 Protocole expérimental et collecte de données

3.2.1 Évaluation par RPE et RPE-session

La quantification de la charge interne repose sur l'utilisation d'une échelle de perception de l'effort (RPE), fondée sur les travaux de (Borg, 1962) et (Foster et al., 2001). À l'issue de chaque séance (entraînement de badminton ou préparation physique), les athlètes devaient indiquer leur ressenti d'effort sur une échelle de 0 à 10 (Figure 6). Cette saisie était réalisée de manière autonome, directement sur des tablettes mises à disposition dans la salle d'entraînement.



Figure 6 : Déroutement de la récolte des RPE post-séance

Les données étaient saisies via l'application « *Teamwork* », connectée à la plateforme Athlète360, assurant une centralisation et une conservation des RPE individuels par séance. La charge d'entraînement journalière a ensuite été calculée en multipliant la durée de chaque séance (en minutes) par le RPE associé, selon la formule du sRPE proposée par Foster.

3.2.2 Suivi de l'état de forme

Parallèlement, un questionnaire quotidien de bien-être était rempli par les athlètes chaque matin. Ce questionnaire (voir annexe 1) incluait des évaluations subjectives sur plusieurs dimensions : qualité du sommeil, motivation, niveau de fatigue, stress, douleurs musculaires et douleurs corporelles localisées. Les réponses étaient saisies sur une échelle visuelle analogique de 0 à

100 pour chaque item. La douleur musculaire était catégorisée en quatre niveaux : gêne, douleur légère, douleur moyenne, douleur forte. Les données ont été collectées via l'application Athlète360.

3.3 Traitement et validation des données subjectives

Dans un contexte de suivi longitudinal sur plusieurs mois, la qualité, la fiabilité et la complétude des données subjectives constituent un enjeu pour garantir la pertinence des analyses. Ce travail a donc intégré un axe méthodologique dédié à la validation et à la fiabilisation des données issues des questionnaires et des RPE des athlètes.

3.3.1 Evaluation de la substitution des RPE joueurs par les RPE coachs

L'un des principaux défis rencontrés durant la collecte de données a été la gestion des données manquantes, un enjeu à la fois scientifique et représentatif des contraintes du terrain. Comme mentionné précédemment, les athlètes devaient renseigner leur RPE à l'issue de chaque séance. Toutefois, une proportion non négligeable de données manquait, en particulier en début de période d'enregistrement. Pour pallier ce manque, l'une des pistes envisagées a été d'utiliser les RPE estimés par les entraîneurs comme valeur de substitution lorsque les RPE des joueurs n'étaient pas renseignés.

Afin d'évaluer la faisabilité de cette méthode, une analyse de Bland-Altman a été réalisée. Contrairement aux études de corrélation qui étudie la relation entre deux variables, et non les différences (Giavarina, 2015), cette méthode permet de quantifier la différence moyenne entre deux mesures (Altman & Bland, 1983), en s'appuyant sur : le biais moyen (différence systématique entre les évaluations), les limites d'accord ($\pm 1,96$ écart-types autour du biais) et la dispersion des écarts selon les niveaux moyens de RPE (Karun & Puranik, 2021).

Les analyses ont été menées séparément pour les joueurs de simples et de doubles, afin de prendre en compte les éventuelles spécificités liées à la discipline et aux entraîneurs.

3.3.2 Validation d'une méthode alternative de calcul du sRPE journalier :

La quantification de la charge d'entraînement via le RPE-session (sRPE) repose traditionnellement sur la formule proposée par Foster, où la charge d'une séance est obtenue par le produit entre la durée de la séance (en minutes) et la note RPE donnée par l'athlète (Foster et al., 2001).

Cependant, au cours du recueil des données sur le terrain, une variabilité importante a été constatée dans la manière dont les RPE étaient renseignés. En effet, certains entraîneurs ne transmettaient qu'une note globale de RPE pour la journée complète, sans distinction entre les différentes séances (matin/après-midi).

Face à cette contrainte, l'objectif a été de tester la pertinence d'une méthode alternative de calcul du sRPE, plus simple et adaptée aux données disponibles, en la comparant à la méthode classique. Deux formules ont ainsi été évaluées :

Méthode classique (Foster et al., 2001) :

$$\text{sRPE} = (\text{RPE}_{\text{matin}} \times \text{durée}_{\text{matin}}) + (\text{RPE}_{\text{après-midi}} \times \text{durée}_{\text{après-midi}})$$

Cette méthode considère chaque séance indépendamment.

Méthode alternative :

$$\text{sRPE} = \text{RPE}_{\text{journée}} \times \sum \text{durées}$$

Avec $\text{RPE}_{\text{journée}} = \text{La moyenne des RPE de chaque entraînement de la journée}$

$\sum \text{durées} = \text{La somme des durées de chaque entraînement de la journée}$

Cette approche repose sur une moyenne unique de RPE pour l'ensemble de la journée, multipliée par la durée totale cumulée.

Afin de comparer statistiquement les deux méthodes de calcul du sRPE, une régression linéaire a été réalisée, prenant la méthode alternative comme variable dépendante et la méthode classique comme variable indépendante. L'analyse a porté sur 93 journées comprenant au moins deux séances, sur la période du 13 janvier au 3 avril.

3.3.3 Analyse de la complétude du jeu de données :

Avant d'appliquer les modèles dynamiques de charge, une analyse de la complétude du jeu de données a été réalisée afin de garantir la fiabilité des indicateurs calculés, et plus particulièrement d'évaluer la faisabilité de l'utilisation du REDI (Robust Exponential Decreasing Index). Ce modèle présente l'avantage d'être robuste face aux données incomplètes, ayant été validé scientifiquement pour maintenir des performances fiables jusqu'à 30 % de données manquantes (Moussa et al., 2019).

Pour estimer au mieux ces taux de complétude, un report journalier de la présence des joueurs à chaque séance a été effectué. Cette étape a permis de distinguer les données réellement

manquantes de celles simplement absentes pour cause de non-participation (blessure, récupération, compétition).

Ainsi, sans un premier temps, l'ensemble du dispositif méthodologique a porté sur la qualité, la structure et la complétude des données subjectives recueillies au quotidien.

3.4 Modélisation dynamique et prédictive de la charge d'entraînement

Une seconde phase a consisté à modéliser dynamiquement la charge d'entraînement tout en évaluant la capacité prédictive de ces modèles sur les réponses des athlètes.

3.4.1 Analyse de bien-être

Afin de synthétiser les différentes dimensions du bien-être des athlètes collectées quotidiennement, une Analyse en Composantes Principales (ACP) a été réalisée. L'objectif était de réduire la complexité des données issues du questionnaire (fatigue, douleurs musculaires, qualité du sommeil, stress, motivation), tout en conservant l'essentiel de l'information. Cette démarche s'inscrit dans une logique d'extraction d'un indicateur reflétant l'état de forme des joueurs, utilisable dans les modèles statistiques de relation avec la charge d'entraînement.

L'analyse en composantes principales (ACP) a été réalisée à partir des réponses aux questionnaires du matin, sur l'application « Athlète360 », déclarés par les 23 athlètes (Tableau 4).

Statistique	Valeur
Moyenne	87.0 %
Écart-type	6.8 %
Médiane	88.8 %

Tableau 4 : Taux de remplissage des questionnaires du matin ATH360

3.4.2 Optimisation du paramètre λ du REDI

Le REDI repose sur un paramètre de pondération exponentielle λ , qui module le poids attribué aux charges d'entraînement récentes. Pour optimiser ce paramètre, 27 versions du REDI ont été générées en faisant varier le paramètre n de 2 à 28 jours, ce qui correspond à des valeurs de λ comprises entre 0,2 et 0,666. Une analyse prédictive a ensuite été menée à l'aide de la fonction caret en utilisant le logiciel R, en utilisant ces différentes séries de REDI comme

variables explicatives pour prédire la composante principale 1 (PC1, i.e., celle qui explique la plus grande part de variance) à J+1.

L'objectif de cette étape est de déterminer le lambda optimal (λ) dans le calcul du REDI, afin de modéliser au mieux la réponse de l'athlète à la charge d'entraînement, évaluée par l'ACP (voir section 3.4.1).

Plusieurs algorithmes de régression ont été testés, parmi lesquels :

- lm (régression linéaire),
- gbm (gradient boosting),
- xgbTree (XGBoost),
- svmRadial (support vector machine à noyau radial),
- rf (random forest),
- knn (K-Nearest Neighbors)

Chaque modèle a été évalué pour les indicateurs suivants :

- RMSE (Root Mean Square Error),
- MAE (Mean Absolute Error),
- R^2

3.4.3 Calculs des indicateurs de charge

Dans la continuité des analyses exploratoires et des modélisations prédictives, plusieurs indicateurs de charge ont été calculés, dans une logique à la fois descriptive et analytique.

3.4.3.1 Calcul du REDI

Le REDI (Robust Exponential Decreasing Index) a été calculé quotidiennement pour chaque athlète, en appliquant la formule décrite par (Moussa et al., 2019), fondée sur une pondération exponentielle décroissante des charges antérieures.

La formule utilisée est la suivante :

$$REDI_{\text{jour}}^{\lambda} = \frac{1}{\sum_{i=0}^N \alpha_i^{\lambda}} \sum_{i=0}^N \alpha_i^{\lambda} \times WL_i$$

Le REDI a été appliqué sur les séries de charges issues du sRPE journalier, en tenant compte des valeurs manquantes (cf. section 4.3.1).

3.4.3.2 Calcul de la monotonie

La monotonie de l'entraînement a été calculée hebdomadairement selon la formule classique de Foster :

$\text{Indice de Monotonie (IM)} = \frac{\text{Moyenne hebdomadaire des CE quotidiennes}}{\text{Ecart-type hebdomadaire des CE quotidiennes}}$
--

Des valeurs élevées indiquent une répétitivité importante des charges quotidiennes, pouvant entraîner une accumulation de fatigue et une augmentation du risque de blessure. Selon (Foster, 1998), une valeur > 2 serait considérée comme critique, avec un risque de blessure lorsqu'elle serait supérieur à 2,5.

Les valeurs de monotonie ont été calculées à partir du sRPE total quotidien, en regroupant les données par semaines (du lundi au dimanche).

3.4.3.3 Calcul de la contrainte

La contrainte combine le volume global de charge avec sa variabilité. Elle est définie comme le produit entre la charge hebdomadaire et la monotonie :

$\text{Indice de Contrainte (IC)} = \text{CE} * \text{Monotonie}$

Elle permet d'évaluer l'intensité cumulative de l'exposition à la charge. Une contrainte excessive (> 6000 U.A. selon Foster) pourrait indiquer une période de surcharge mal maîtrisée, avec un risque accru de fatigue ou de blessure lorsqu'elle serait supérieure à 10 000 U.A..

L'intégration conjointe de ces indicateurs dans les modèles prédictifs vise ainsi à capturer la dynamique réelle de la charge, au-delà des simples volumes hebdomadaires.

3.4.4 Analyse prédictive de la réponse des athlètes

Une fois les modèles dynamiques de charge calculés, il s'agit de savoir si ces derniers permettent de prédire efficacement l'apparition de douleurs chez les athlètes, et d'identifier d'éventuels seuils critiques associés à une augmentation du risque.

Trois approches complémentaires ont été utilisées :

1. ACWR classique (7/28 jours) vs ACWR optimisé, en testant toutes les combinaisons possibles de fenêtres aiguë (1 à 27 jours) et chronique (2 à 28 jours), appliqué aux charges calculées via le sRPE.
2. ACWR optimisé, en testant toutes les combinaisons possibles de fenêtres aiguë (1 à 27 jours) et chronique (2 à 28 jours), appliqué aux charges calculées via le REDI ($\lambda = 0.5$) en section 4.2.2.
3. Analyse des indicateurs de Foster : monotonie et contrainte, évalués la veille du jour d'apparition des douleurs, afin d'identifier des seuils opérationnels associés à une incidence maximale.

Dans cette étude, l'ACWR optimisé ne renvoie pas simplement à une modification du ratio « charge aiguë/chronique », mais à un ajustement spécifique au contexte du badminton élite et à notre jeu de données. Contrairement au ACWR classique, basé sur une fenêtre conventionnelle de 7 jours pour la charge aigue et 28 jours pour la charge chronique, l'ACWR optimisé repose sur l'exploration systématique de toutes les combinaisons possibles de fenêtres temporelles, dans le but d'identifier celles qui offrent la meilleure performance prédictive dans notre population d'étude. Cet ajustement contextuel vise à refléter plus fidèlement les dynamiques de charge spécifiques du badminton.

Ainsi, pour chaque configuration de modèle (ACWR ou Foster), une régression logistique binaire a été réalisée, avec comme variable dépendante la présence ou l'absence de douleur. Les douleurs ont été étudiées à deux niveaux : d'une part en regroupant toutes les douleurs confondues, et d'autre part en les classant par intensité (gêne, douleur légère, moyenne, forte).

La régression logistique binaire est une méthode statistique adaptée à l'analyse d'une variable dichotomique (ici : douleur présente vs absente). Elle permet d'estimer la probabilité qu'un événement se produise (douleur perçue) en fonction de variables explicatives continues ou catégorielles (charge, monotonie, ACWR, REDI, etc.). Elle est particulièrement pertinente dans ce contexte, car elle quantifie l'influence de la charge d'entraînement sur la survenue d'un état douloureux, tout en permettant d'identifier d'éventuels seuils critiques associés à un risque accru.

La performance des modèles a été évaluée via l'AUC (aire sous la courbe). Les comparaisons entre modèles optimisés et standards ont été testées à l'aide du test statistique de DeLong, permettant d'évaluer la significativité des différences de performance.

En complément, l'analyse de la proportion de jours douloureux a été menée en fonction des tranches de monotonie et de contrainte, calculées à partir des charges hebdomadaires. L'objectif était de mettre en évidence des valeurs seuils au-delà desquelles l'incidence de douleur augmentait sensiblement.

L'intégralité des résultats est présentée en annexe (de l'annexe 3 au tableau 46) ; seuls les résultats les plus représentatifs et pertinents sont synthétisés ci-dessous afin d'en faciliter la lecture et l'interprétation.

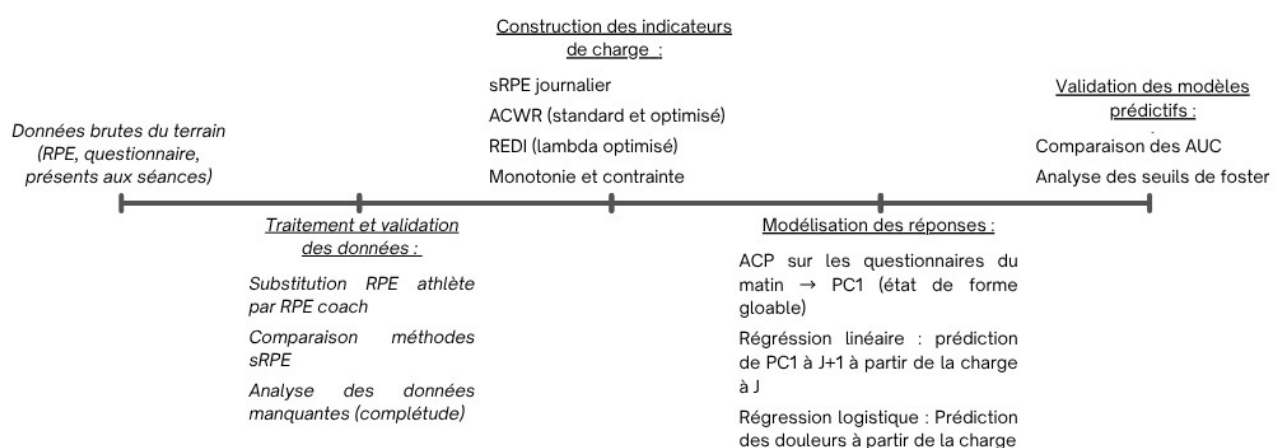


Figure 7 : Schéma récapitulatif des différentes étapes méthodologiques

3.5 Considérations éthiques

La collecte de données a été obtenue auprès des athlètes du pôle Olympique de Badminton (Fédération Française de Badminton) au sein duquel ils sont quotidiennement suivis tout au long de la saison. Par conséquent, la procédure usuelle de validation par une comité de protection des personnes n'était pas requise (Winter & and 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.

5. Résultats

5.1 Analyse exploratoire des données

5.1.1 Analyse des corrélations entre les RPE coachs et joueurs

Concernant le groupe des joueurs de doubles, le biais moyen observé était de -0.81 . Les limites d'accord s'étendaient de -4.35 à $+2.73$, soit un intervalle de 7.08 points autour du biais, avec 76,5% des observations qui se trouvaient dans les limites d'accord (Figure 8). La distribution des différences était globalement centrée, avec une répartition relativement homogène autour de la moyenne, bien que certaines valeurs extrêmes soient observées pour des intensités plus faibles.

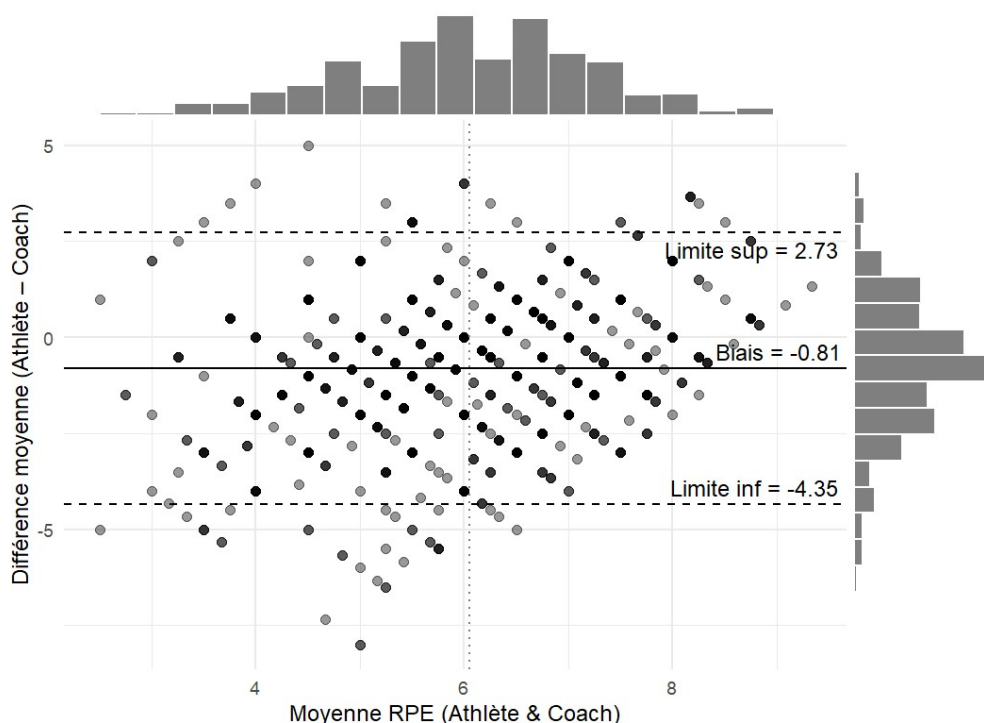


Figure 8 : Bland-Altman des joueurs de doubles

Quant au groupe des joueurs de simples le biais moyen était similaire, à -0.80 (Figure 9). Les limites d'accord allaient de -4.66 à $+3.05$, et comprenaient 72,3% des données, représentant une dispersion de 7.71 points autour du biais. Et enfin, comme pour le groupe doubles, les écarts les plus importants sont observés pour des moyennes de RPE plus faibles.

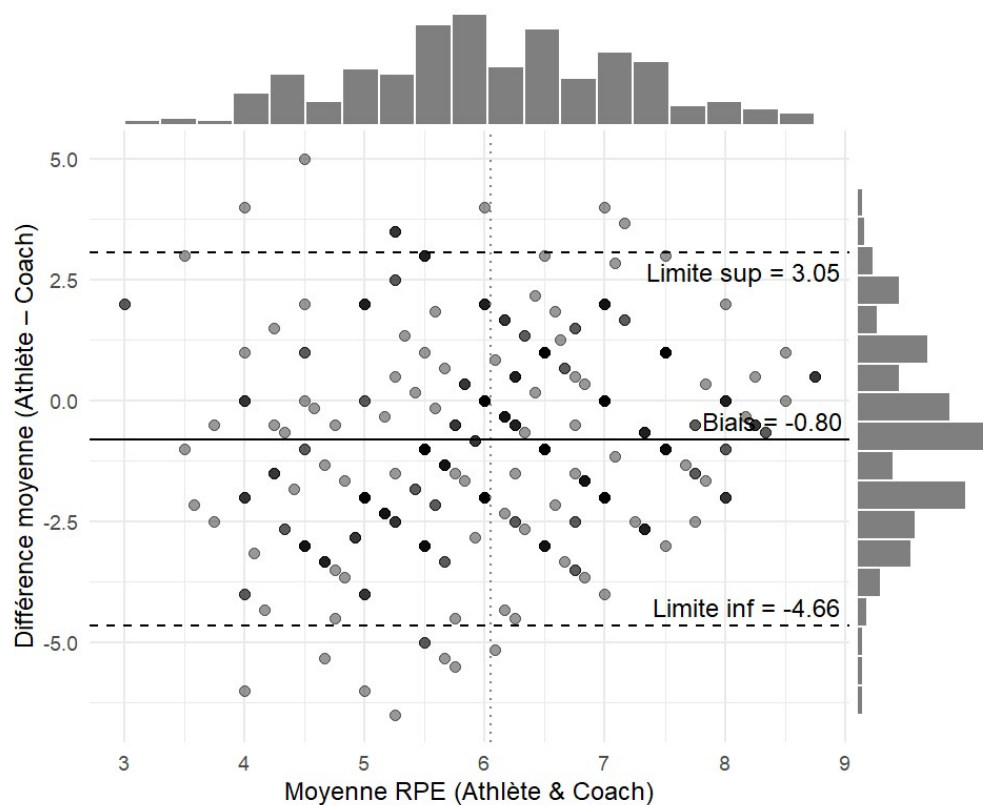


Figure 9 : Bland-Altman des joueurs de simples

5.1.2 Comparaison de deux méthodes de calcul du sRPE

La comparaison entre la méthode classique et la méthode alternative de calcul du sRPE journalier, via une régression linéaire simple sur 93 journées, montre une très forte corrélation avec un coefficient de détermination $R^2 = 0.985$ (Figure 10).

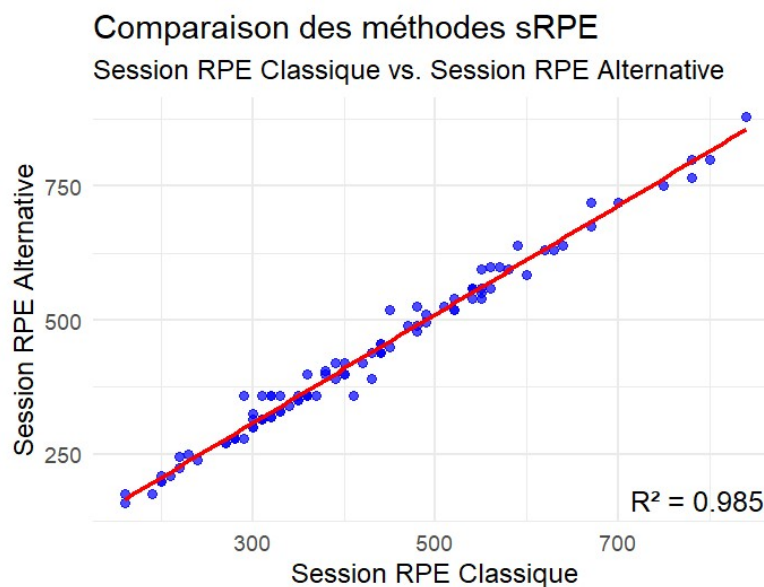


Figure 10 : Corrélation entre les méthodes de calcul du sRPE journalier : classique vs alternative.

5.1.3 Analyse des données manquantes

Aucun des taux individuels de données manquantes n'a dépassé le seuil de 30 % (tableau 5).

Les taux d'absence moyens observés étaient les suivants :

- Badminton : 11,7 % (doubles) ; 23,5 % (simples)
- Préparation physique : 21,2 % (doubles) ; 12,2 % (simples)

En complément, les RPE manquants des athlètes ont été remplacés lorsque possible par les RPE estimés par les entraîneurs, en s'appuyant sur l'analyse de leur concordance (voir section 4.1.1).

Taux manquant RPE badminton (doubles)	Taux manquant RPE badminton (simples)	Taux manquant RPE physique (doubles)	Taux manquant RPE physique (simples)
11.7 %	23.5 %	23.9 %	21.8 %
22.4 %	23.6 %	21.2 %	12.2 %
8.4 %	9.8 %	20 %	6.2 %
16.5 %	19.6 %	20.9 %	12.2 %
7.5 %	7.9 %	5.3 %	15.8 %
8.9 %	17.2 %	19.3 %	17.5 %
11.4 %	23,5 %	5.7 %	27,2 %
19.6 %		18.4 %	
14 %		13.2 %	
23.9 %		22.7 %	
18 %		17.6 %	
17.4 %		24.9 %	
13.5 %		25.2 %	
13.2 %		12.3 %	
13.8 %		21.9 %	
27.4 %		7.4 %	
14.3 %		11.2 %	

Tableau 5 : Pourcentage de données manquantes en physique et badminton pour les joueurs de doubles (n=17) et de simples (n=6)

5.2 Relation charge vs douleur

5.2.1 Analyse de bien-être

L'analyse des vecteurs propres a permis d'interpréter les deux premières composantes principales (Figure 11) :

La dimension 1 (42,1%) (voir annexe 2) regroupe la fatigue, les douleurs musculaires et le stress de manière positive, et la motivation ainsi que la qualité du sommeil de manière négative.

La dimension 2, quant à elle, montre une répartition différente des contributions : elle oppose davantage la forme mentale (motivation, sommeil) à la forme physique (fatigue, douleurs musculaires et stress).

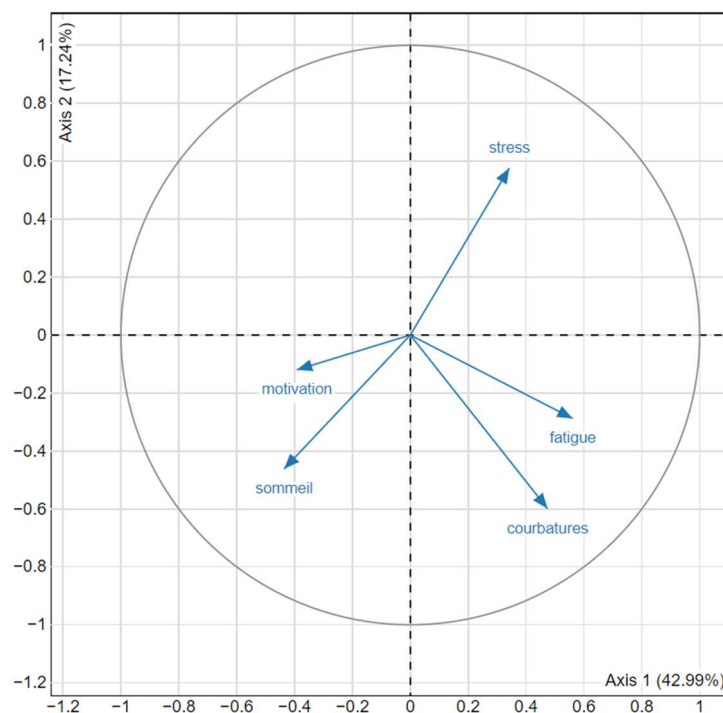


Figure 11 : Représentation des variables de bien-être avec les deux premières composantes principales (ACP)

5.2.2 Optimisation du REDI : recherche du lambda optimal

Vingt-sept versions du REDI ont été générées pour différents λ (entre 0.2 et 0.666) afin de prédire PC1 à J+1. L'analyse comparative des modèles via caret (régression linéaire, GBM, XGBoost, SVM, k-NN, random forest) a identifié un λ optimal de 0.5 (Tableau 7).

Method	Lambda	RMSE	MAE	Rsquared
gbm	0.500	0.186	0.148	0.0317
knn	0.500	0.192	0.152	0.0134
lm	0.667	0.187	0.148	0.0271
rf	0.154	0.207	0.163	0.0190
svmRadial	0.500	0.188	0.147	0.0284
xgbTree	0.500	0.186	0.148	0.0304

Tableau 6 : Performances des modèles prédictifs testés avec la fonction caret pour l'estimation de la PC1 à J+1 selon différentes valeurs de lambda

Les meilleurs résultats prédictifs ont été obtenus avec les modèles gbm et xgbTree, affichant les RMSE les plus faibles (0.186), des MAE équivalents (0.148), et les meilleurs scores R^2 (0.0317 pour gbm, 0.0304 pour xgbTree). D'autres modèles comme svmRadial ou lm ont montré des performances très proches, confirmant la stabilité des prédictions autour d'un lambda donné.

5.3 Calculs des indicateurs de charge

5.3.1 Calcul du REDI

Le REDI a été calculé quotidiennement pour chaque athlète en intégrant les données de charge journalière (sRPE), avec une pondération temporelle basée sur $\lambda = 0.5$ (voir section 4.2.2). Les séries obtenues ont ensuite été utilisées dans les modèles prédictifs de forme et de douleur.

5.3.2 Calcul de la monotonie

L'indice hebdomadaire de monotonie a été calculé à partir des sRPE quotidiens. Les valeurs observées se situaient majoritairement entre 0,5 et 1,5, avec certains pics hebdomadaires supérieurs à 2. Ces pics ont été étudiés en lien avec l'incidence de douleurs dans la section suivante.

5.3.3 Calcul de la contrainte

L'indice de contrainte hebdomadaire a révélé une variabilité marquée entre les semaines. Plusieurs semaines ont présenté des valeurs supérieures à 6000 U.A., des pics de contrainte supérieurs à 10 000 U.A. ont également été identifiés ponctuellement.

5.4 Analyse des douleurs

L'intégralité des résultats est présentée en annexe (de l'annexe 3 au tableau 46) ; seuls les résultats les plus représentatifs et pertinents sont synthétisés ci-dessous afin d'en faciliter la lecture et l'interprétation.

5.4.1 Résultats avec sRPE

Pour l'ensemble des douleurs confondues, le modèle optimisé sur une fenêtre de 17/21 jours atteint une AUC de 0.552, contre 0.513 pour le modèle classique. En ce qui concerne la gêne, le modèle ajusté (7/11 jours) présente une AUC de 0.572, supérieure à celle du modèle standard (0.525). Pour les douleurs légères, le meilleur ratio observé (1/10 jours) atteint une AUC de 0.578, alors que le modèle traditionnel plafonne à 0.514. Les douleurs moyennes bénéficient également d'un gain, avec une AUC optimisée de 0.564 (13/28 jours), contre 0.541 pour le modèle standard. En revanche, pour les douleurs fortes, les performances des deux modèles sont comparables, avec une AUC de 0.670 pour le modèle optimisé (6/16 jours), légèrement inférieure à celle du modèle classique (0.680) (voir tableau 7).

5.4.2 Résultats principaux avec REDI

Pour l'ensemble des douleurs confondues, le modèle optimisé utilisant une fenêtre de 22/28 jours atteint une AUC de 0.558, nettement supérieure à celle du modèle classique (0.503). Concernant la gêne, l'amélioration est marquée avec une AUC optimisée de 0.584 (25/26 jours), contre 0.494 pour le modèle standard. Les douleurs légères montrent également un gain, avec une AUC de 0.537 pour la version optimisée (2/6 jours), contre 0.512 pour le modèle traditionnel. Pour les douleurs moyennes, l'optimisation sur une période de 18/25 jours permet d'atteindre une AUC de 0.575, supérieure à celle du modèle standard (0.528). Enfin, en ce qui concerne les douleurs fortes, les performances des deux modèles sont très proches, avec une AUC de 0.638 pour le modèle optimisé (5/21 jours) contre 0.634 pour le modèle classique (Tableau 8).

Le tableau ci-dessous synthétise ces résultats en comparant les résultats des deux modèles.

Douleur	ACWR sRPE (AUC)	ACWR REDI (AUC)	ACWR Standard (AUC)	AUC max atteinte
Toutes douleurs	0.552	0.558	0.513	0.558 (REDI)
Gêne	0.572	0.584	0.525	0.584 (REDI)
Douleur légère	0.578	0.537	0.514	0.578 (sRPE)

Douleur	ACWR sRPE (AUC)	ACWR REDI (AUC)	ACWR Standard (AUC)	AUC max atteinte
Douleur moyenne	0.564	0.575	0.541	0.575 (REDI)
Douleur forte	0.670	0.638	0.680	0.680 (Standard)

Tableau 7 : Comparaison des performances prédictives (AUC) des modèles ACWR optimisés à partir du sRPE et du REDI, par type de douleur

5.4.3 Incidences par tranche d'ACWR

Pour les charges calculées à partir du sRPE, les douleurs apparaissent dans des tranches distinctes d'ACWR. L'incidence maximale pour toutes douleurs confondues est ainsi observée dans la tranche [1.2 ; 1.4] avec une incidence de 18,7 %. Les gênes et douleurs moyennes présentent aussi leurs pics dans les zones comprises entre [1.2 ; 1.8], alors que les douleurs fortes [0 ; 0.2] et légères [7 ; 7,2] semblent plus dispersées (Tableau 9).

Pour les charges calculées via le REDI, l'incidence maximale globale (26,3 %) pour toutes douleurs confondues est atteinte dans la tranche [0.4 ; 0.6). Les douleurs légères et fortes sont également plus fréquentes dans les plages basses, respectivement [0.0 ; 0.2) et [0.2 ; 0.4). Enfin, pour les gênes [1 ; 1.2] et douleurs moyennes [1.2 ; 1.4] on retrouve là encore des plages proches (voir tableau 8).

Le Tableau 9 synthétise ces résultats en indiquant, pour chaque douleur, la plage d'ACWR associée à l'incidence la plus élevée, ainsi que la proportion de jours douloureux observée dans cette tranche.

Douleur	ACWR sRPE	Incidence sRPE	ACWR REDI	Incidence REDI
Toutes douleurs	1,2 – 1,4	0,187	0,4 – 0,6	0,263
Gêne	1,4 – 1,6	0,059	1 – 1,2	0,046
Douleur légère	7 – 7,2	0,667	0 – 0,2	0,167
Douleur moyenne	1,6 – 1,8	0,126	1,2 – 1,4	0,071
Douleur forte	0 – 0,2	0,037	0,2 – 0,4	0,053

Tableau 8 : Tranches d'ACWR associées aux incidences maximales de douleurs selon le type de douleur, pour les charges calculées par sRPE et REDI.

5.4.4 Seuils Foster

Pour toutes douleurs confondues, la tranche de monotonie [1.4 ; 1.5) est associée à une incidence de 28,6 %, tandis que la contrainte entre 21 000 et 22 000 U.A. est associée à 100 % de jours douloureux. Les gênes et les douleurs moyennes suivent des profils similaires avec une

monotonie critique autour de 1.4 – 1.5. Les douleurs légères atteignent leur incidence maximale (9,5 %) dès la tranche [1.2 ; 1.3), et une contrainte de 22 000 – 23 000 U.A. est également associée à un risque élevé. Les douleurs fortes, quant à elles ont de faibles incidences réparties sur des plages de monotonie plus basses ([0.5 – 0.8]) et une contrainte autour de 6 000 – 7 000 U.A (Tableau 10).

Douleur	Monotonie	Incidence monotonie	Contrainte	Incidence contrainte
Toutes douleurs	1,4 – 1,5	0,286	21 000 – 22 000	1,000
Gêne	1,4 – 1,5	0,143	26 000 – 27 000	1,000
Douleur légère	1,2 – 1,3	0,095	22 000 – 23 000	0,500
Douleur moyenne	1,4 – 1,5	0,143	21 000 – 22 000	0,333
Douleur forte	0,5 – 0,6 / 0,7 – 0,8	0,023	6 000 – 7 000	0,025

Tableau 9 : Tranches de monotonie et de contrainte associées aux incidences maximales de douleurs selon le type de douleur

6. Discussion

L'objectif de cette étude était de réaliser le suivi de la charge d'entraînement de joueurs élités de badminton dans un contexte de terrain contraint, en combinant des indicateurs dynamiques et subjectifs afin d'optimiser les modèles d'estimation des états de forme et d'apparition des douleurs via la personnalisation et le choix des indicateurs. Les résultats obtenus confirment partiellement les hypothèses formulées en début de travail, notamment sur la faisabilité d'une collecte simplifiée, l'intérêt du REDI face aux données manquantes, et la pertinence de certains seuils de charge.

6.1 Analyse des corrélations RPE coachs vs athlète

L'un des défis majeurs rencontrés sur le terrain a été la gestion des données manquantes de RPE. Dans ce contexte, l'utilisation des RPE estimés par les entraîneurs comme valeur de substitution apparaissait comme une solution pragmatique. L'analyse de Bland-Altman menée séparément sur les joueurs de simples et de doubles a permis de quantifier le niveau d'accord entre les évaluations des coachs et celles des athlètes. Dans les deux cas, un biais moyen négatif a été observé (environ -0.8), traduisant une tendance légère mais systématique à la surestimation de l'effort perçu par les entraîneurs.

En termes de limites d'accord, les résultats montrent que 76,5 % des points se situent dans les bornes $\pm 1,96$ écart-type chez les joueurs de double, et 72,3 % chez les joueurs de simple, ce qui reste en deçà du seuil classique de 95 % attendu pour une bonne concordance. Ces résultats doivent donc être interprétés avec précaution : la substitution des RPE par ceux des coachs peut être envisagée, mais de manière ciblée et non systématique.

Ces écarts s'inscrivent dans une tendance déjà rapportée dans la littérature (Brink et al., 2014; Wallace et al., 2009). Ces auteurs ont montré que pour les journées considérées comme faciles ou intermédiaires par les entraîneurs, les joueurs déclaraient en réalité des charges perçues significativement plus élevées, tandis que pour les journées « difficiles » prévues, les joueurs estimaient au contraire des charges inférieures à celles anticipées.

De plus, à la lecture des diagrammes de Bland-Altman, on observe néanmoins une tendance encourageante : plus les niveaux de RPE augmentent (à partir de 5–6), plus l'écart entre les estimations des entraîneurs et les ressentis des athlètes diminue. Autrement dit, l'accord est meilleur pour les séances les plus intenses. Ainsi, cette analyse valide l'utilisation des RPE estimés par les coachs comme solution de remplacement ponctuelle, en particulier lors des

séances d'intensité élevée où l'accord est le meilleur. Toutefois, pour les séances de faible intensité, la substitution devrait être utilisée avec prudence, en raison de la plus grande variabilité observée. Ce constat justifie l'importance d'une éducation des athlètes au remplissage systématique du RPE, en particulier sur les journées perçues comme 'faciles', qui peuvent fausser la dynamique globale de charge si elles sont manquantes.

6.2 Comparaison des méthodes sRPE : classique vs alternative

Face à l'hétérogénéité des formats de déclaration des RPE (certains entraîneurs ne fournissant qu'un RPE global de journée), il était crucial de vérifier si une formule simplifiée permettait de conserver la fiabilité du calcul de la charge. Les résultats ont clairement montré qu'il existait une quasi-équivalence entre les deux approches ($R^2 = 0,985$), validant la méthode alternative basée sur le $RPE_{\text{journée}} \times \sum \text{durées}$.

Cette corrélation très forte suggère que, dans le contexte du suivi en badminton élite, la méthode alternative constitue une solution viable pour limiter la perte de données, sans introduire de biais majeur dans l'estimation des charges quotidiennes. Comme le rappellent certains auteurs, (Impellizzeri et al., 2019), la validité des indicateurs de charge repose autant sur leur robustesse que sur leur applicabilité dans des contextes réels, où la flexibilité méthodologique devient essentielle. Ainsi, cette méthode alternative représente un compromis entre rigueur scientifique et faisabilité terrain, sans alourdir la charge déclarative pour les athlètes ou le staff.

6.3 Analyse des données manquantes

L'analyse de complétude a mis en évidence des taux de données manquantes variables, mais inférieurs au seuil critique de 30 %, seuil retenu conformément aux recommandations de Moussa et al. (2019) pour garantir une application fiable du modèle REDI. Ce constat rejoint également les conclusions de Saw et al. (2016), qui soulignent que l'adhésion des athlètes aux auto-déclarations est souvent incomplète, limitant ainsi la robustesse des analyses si les données manquantes ne sont pas correctement prises en compte. La distinction rigoureuse entre données manquantes et absences justifiées (repos, blessure) a permis d'affiner l'interprétation des résultats. De plus, l'utilisation ponctuelle des RPE coaches pour compléter les séries incomplètes a contribué à préserver la continuité du suivi sans fausser l'analyse.

Cela illustre l'un des défis majeurs du suivi en sport de haut niveau : le respect de la régularité des déclarations par les athlètes eux-mêmes. La logique de remplissage reste souvent tributaire du contexte et de l'individu (compétition, engagement etc.), et la perte de données ne peut être

considérée comme aléatoire. Dans ce sens, le calcul du REDI, qui ignore les jours non applicables tout en poursuivant la pondération exponentielle, s'avère méthodologiquement plus robuste que le calcul d'un ACWR classique, qui exige la continuité des fenêtres temporelles. Le REDI n'impute pas les valeurs manquantes mais adapte son calcul à leur présence, ce qui évite les erreurs de reconstruction artificielle du signal.

6.4 Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'ACP a permis de répondre à un double objectif : réduire la dimensionnalité des données de bien-être tout en produisant un indicateur synthétique exploitable dans les analyses longitudinales.

L'ACP réalisée sur l'ensemble des réponses des 23 athlètes a permis d'identifier une première composante principale (PC1) expliquant plus de 40 % de la variance totale. L'analyse des vecteurs de contribution montre que cette dimension regroupe de manière cohérente : positivement (fatigue, douleurs musculaires et stress) ; négativement (motivation et qualité du sommeil). Cette configuration permet une interprétation fiable et intuitive : PC1 reflète un niveau d'état de forme, allant d'un état de bien-être physique et mental à un état de fatigue généralisée. Cet axe synthétique a donc été retenu comme indicateur de référence pour la modélisation des réponses à la charge d'entraînement. Cette approche est cohérente avec les travaux de Weaving et al. (2014), qui ont démontré que l'ACP permettait d'identifier les variables clés de la charge dans des environnements à forte densité de données, tout en préservant leur valeur interprétative.

Il convient toutefois de noter que la PC1, malgré sa forte contribution, n'explique qu'une partie de la complexité du bien-être. La PC2, qui oppose dimensions physiques et psychologiques, pourrait faire l'objet d'analyses spécifiques dans une étude complémentaire.

6.5 Optimisation du REDI : Recherche du lambda optimal

La recherche du λ optimal constitue un apport méthodologique central de cette étude, et ce d'autant plus que plusieurs travaux antérieurs mobilisant des indices à pondération exponentielle, comme le REDI ou l'EWMA, ne proposent pas de démarche explicite de calibration de ce paramètre.

Dans un article, Moussa et al. (2019), proposent une gamme de λ à adapter au contexte, sans recommander de valeur précise. La valeur $\lambda = 0.1$ est utilisée à titre d'exemple, et d'autres valeurs allant de 0.001 à 5 sont explorées pour montrer l'effet sur la pondération temporelle.

Leur approche reste exploratoire et conceptuelle, insistant sur la nécessité d'adapter λ à chaque contexte sportif, sans proposer de procédure de sélection empirique.

De manière similaire, Griffin et al. (2020), examinent l'utilisation du modèle EWMA pour calculer l'ACWR, mais ne précisent ni comment ils déterminent λ , ni s'ils testent plusieurs valeurs. Leur travail se concentre davantage sur la structure des fenêtres temporelles (7 jours pour l'aiguë, 28 pour la chronique), en assumant un λ dérivé de ces longueurs via la formule standard ($\lambda = 2/(N+1)$). L'enjeu du calibrage contextuel n'y est pas abordé.

Enfin, Williams et al. (2017), militent pour l'utilisation du modèle EWMA en lieu et place des moyennes mobiles simples, et proposent effectivement une formule pour calculer λ à partir de la fenêtre temporelle. Toutefois, leur propos reste normatif : λ est défini indirectement (ex. $\lambda = 0.25$ pour $N = 7$ jours), sans exploration de son impact ou comparaison entre différentes valeurs. Là encore, aucune tentative n'est faite pour identifier empiriquement une valeur optimale dans un contexte sportif donné.

La présente étude se distingue par une approche empirique du calibrage de λ , via la comparaison de modèles REDI selon différents niveaux de performance prédictive. Cette démarche a permis de constater que quatre des six meilleurs modèles partagent une valeur commune de $\lambda = 0.5$, justifiant son adoption pour les analyses finales. Cette valeur traduit un équilibre entre sensibilité aux fluctuations journalières (fort poids accordé à la charge du jour) et stabilité temporelle (pondération dégressive des jours précédents).

En pratique, un $\lambda = 0.5$ signifie que 50 % du REDI du jour est déterminé par la charge du jour même, tandis que les jours précédents comptent pour les 50 % restants, avec une décroissance exponentielle. Ce résultat souligne l'intérêt d'un paramétrage spécifique au sport, voire à l'athlète, pour tirer pleinement parti des indices de charge pondérés comme le REDI.

6.6 Analyse des douleurs

Contrairement à la majorité des travaux de la littérature qui utilisent des critères de blessure médicalement validés (Gabbett, 2016 ; Soligard et al., 2016), ce travail s'est focalisé sur la douleur perçue et auto-déclarée, incluant la gêne, les douleurs légères, moyennes ou fortes. Ce choix, plus sensible, traduit une volonté de détection précoce, en amont de la blessure, dans une logique de prévention fine, mieux adaptée aux réalités du terrain. Ce positionnement rejoint les travaux de Saw et al. (2016), qui ont montré que les indicateurs subjectifs, dont la douleur

perçue, sont des marqueurs sensibles pour anticiper des états de surcharge, parfois avant même qu'une blessure clinique ne se manifeste.

L'ensemble des modèles dynamiques testés, REDI, ACWR optimisé, indicateurs de Foster, a permis de prédire la survenue de douleurs perçues, avec des performances en AUC comprises entre 0.51 et 0.67. Bien que modestes, ces résultats traduisent une amélioration par rapport aux modèles classiques, grâce à l'optimisation des paramètres temporels et à l'adaptation au contexte de l'activité.

Les AUC maximales ont été atteintes pour les douleurs fortes avec l'ACWR classique (0.680), les douleurs légères et moyennes avec les versions optimisées du REDI et du sRPE (jusqu'à 0.58) et les gênes avec l'ACWR optimisé basé sur REDI (0.584). Les AUC modestes observées ici (max ~0.68) s'inscrivent dans les ordres de grandeur rapportés dans la littérature sur les modèles prédictifs de blessure (Griffin et al., 2020), soulignant que ces indicateurs doivent être considérés comme des outils de surveillance, non des outils de diagnostic.

Les ACWR optimisés, qu'ils soient calculés à partir du sRPE ou du REDI, ont généralement amélioré les performances prédictives par rapport au modèle standard 7/28 jours. Cependant, l'analyse détaillée révèle que : les fenêtres optimales sont très variables avec le sRPE, selon le type de douleur (ex. : 1/10 jours pour douleur légère, 18/26 pour moyennes), tandis qu'avec le REDI, les ratios optimaux sont plus homogènes, suggérant une meilleure stabilité temporelle du modèle.

Quant aux indicateurs classiques de monotonie et de contrainte, ces derniers ont montré une concordance avec les zones de risque décrites dans la littérature : monotonie > 1.4 associée à un pic d'incidence pour les douleurs moyennes, contrainte $> 20\ 000$ U.A. liée à des incidences de douleur très élevées. Leur intérêt principal réside dans leur simplicité d'interprétation et leur intégration facile dans une routine hebdomadaire. Toutefois, ils doivent être maniés avec prudence méthodologique : certains pics d'incidence (100 %) reposent sur un seul jour d'observation, ce qui peut conduire à des biais d'interprétation et leur caractère discret les rend peu sensibles aux dynamiques internes de charge.

Leur utilisation doit donc être envisagée comme un signal d'alerte clinique, à croiser avec des modèles dynamiques plus sensibles comme le REDI. Ce type de biais rappelle l'importance de ne pas surinterpréter les tranches rares ou peu représentées, et renforce la nécessité d'intégrer des analyses plus robustes plutôt que de se fier uniquement aux incidences brutes. Ainsi, les valeurs extrêmes sont à manier avec précaution, et leur fiabilité dépend du nombre de jours

observés dans chaque classe, comme le rappellent Drew et Finch (2016). Leur rôle est donc complémentaire : ils offrent une lecture clinique simple et actionnable, mais doivent être utilisés en parallèle d'indicateurs dynamiques plus sensibles comme le REDI.

En conclusion, l'ensemble des résultats met en lumière la complexité de la relation charge - douleur, qui ne peut être modélisée par un indicateur unique. Les modèles dynamiques, lorsqu'ils sont optimisés, apportent une plus-value dans la détection des états à risque. Le REDI, par sa stabilité et sa capacité à capter les charges diffuses, apparaît comme un outil particulièrement adapté au suivi longitudinal dans un sport à haute fréquence d'entraînement comme le badminton.

Conclusion

Ce mémoire s'est attaché à explorer les possibilités de suivi et de modélisation de la charge d'entraînement chez des joueurs de badminton élite, au sein du Pôle Olympique de l'INSEP. En s'appuyant sur des outils simples comme le sRPE et des questionnaires quotidiens de bien-être, enrichis par l'utilisation de modèles dynamiques tels que l'ACWR et le REDI, ce travail visait à concilier exigence scientifique et faisabilité de terrain.

L'approche méthodologique a permis une collecte longitudinale sur 188 jours auprès de 23 joueurs et joueuses de niveau international, combinant données perçues (RPE, fatigue, douleur) et calculs de charge. Une attention particulière a été portée à la fiabilisation des données, notamment par l'évaluation de la substituabilité des RPE joueurs manquants par ceux des entraîneurs. Cette démarche, rarement formalisée dans la littérature, constitue une contribution originale et concrète pour les structures confrontées à des problématiques similaires.

Les résultats obtenus ont confirmé la pertinence du sRPE comme outil central dans le contexte du terrain, du fait de sa simplicité, de sa sensibilité et de sa capacité à refléter la perception individuelle de l'effort. La modélisation dynamique via le REDI s'est révélée plus stable que l'ACWR, en particulier dans les contextes de données incomplètes, et mieux corrélée aux états de fatigue ou de douleur. Cette approche a permis d'identifier des tendances invisibles à l'œil nu, ouvrant des perspectives pour une anticipation plus fine de la dégradation de l'état de forme.

Néanmoins, ce travail présente des limites, notamment l'absence de données de charge externe (type LPS, accéléromètres) et la dépendance de l'auto-déclaration. Ces éléments restreignent l'analyse croisée entre charge interne et charge externe, pourtant importante dans une quantification complète.

Pour aller plus loin, l'intégration d'outils de mesure externes, la construction de profils de charge individualisés, et l'approfondissement des algorithmes d'alerte constituent des pistes concrètes de développement. Dans tous les cas, ce travail confirme que le suivi de la charge, s'il est adapté et contextualisé, peut devenir un véritable outil d'aide à la décision pour les entraîneurs, au service d'une performance durable et maîtrisée.

7. Annexes :

Annexe 1 : Questionnaire du matin à remplir par les athlètes au réveil sur l'application athlète 360

Journée : ☐ Journée d'entraînement
☐ Jour de match
☐ Journée de voyage
☐ Jour de repos

As-tu un rdv médical/paramédical aujourd'hui ? ☐ Oui
☒ Non

Es-tu malade ? ☐ Oui
☒ Non

Hier soir, à quelle heure t'es-tu endormi (environ) ?

Ce matin, à quelle heure t'es-tu levé.e ?

As-tu fait ton HRV ? ☐ Oui
☒ Non

As-tu bien dormi ?

Fatigue : comment te sens tu ?

Aujourd'hui, tu te sens...

Est-ce que tu as envie de t'entraîner/jouer aujourd'hui ?

Estimes-tu que tes muscles ou tendons sont chargés ou raides

As-tu des courbatures ce matin ? ☐ Oui
☒ Non

Intensité courbatures

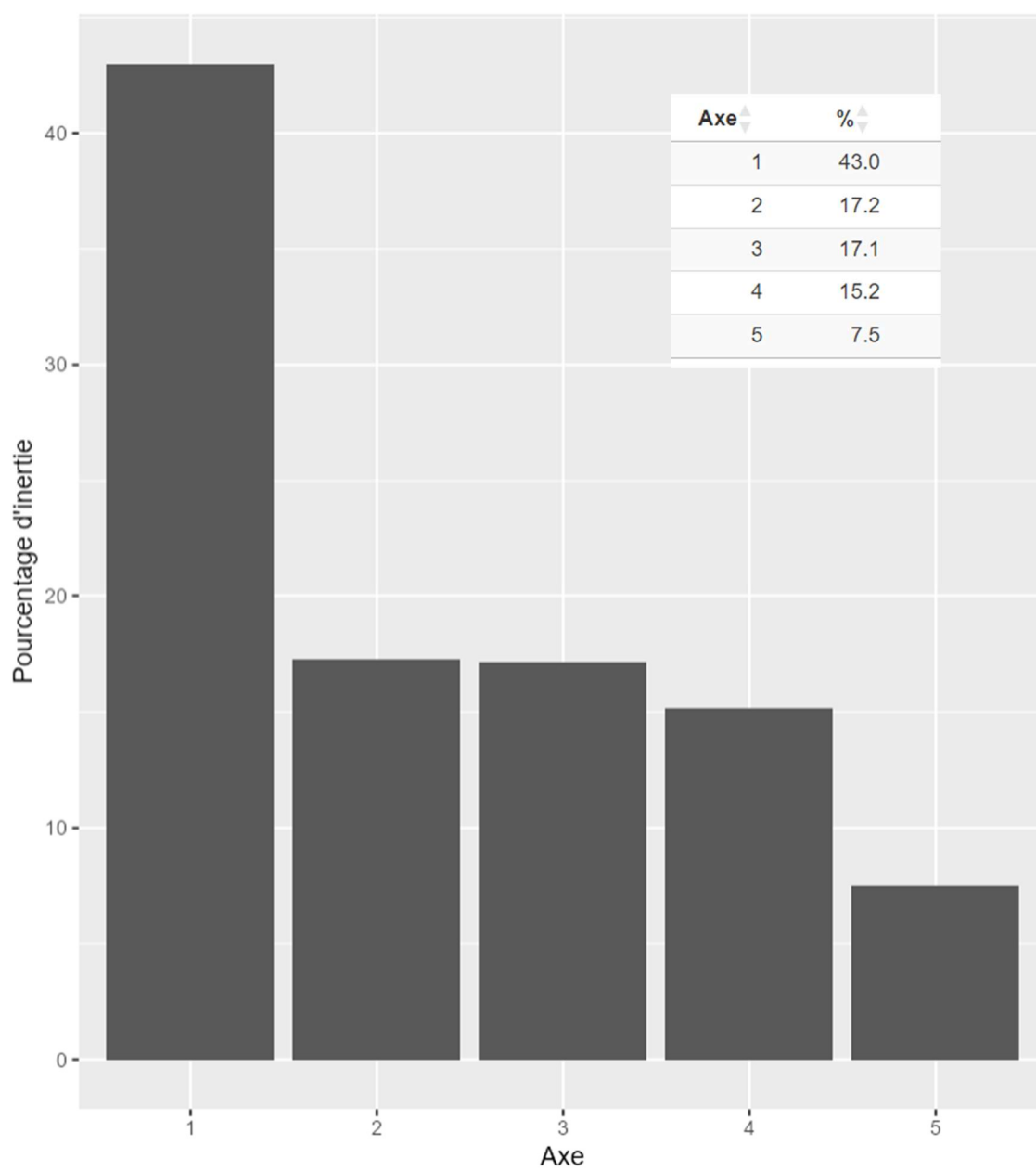
Douleurs

As-tu ressenti une douleur hier à l'entraînement, pendant la nuit ou maintenant ? ☐ Oui
☒ Non

Intensité douleurs

Champ libre d'expression

Annexe 2 : Histogramme des valeurs (en %) de chaque composante principale de l'ACP



Annexe 3 : Convergence du ratio aiguë / chronique pour chaque catégorie de douleur à partir du sRPE journalier

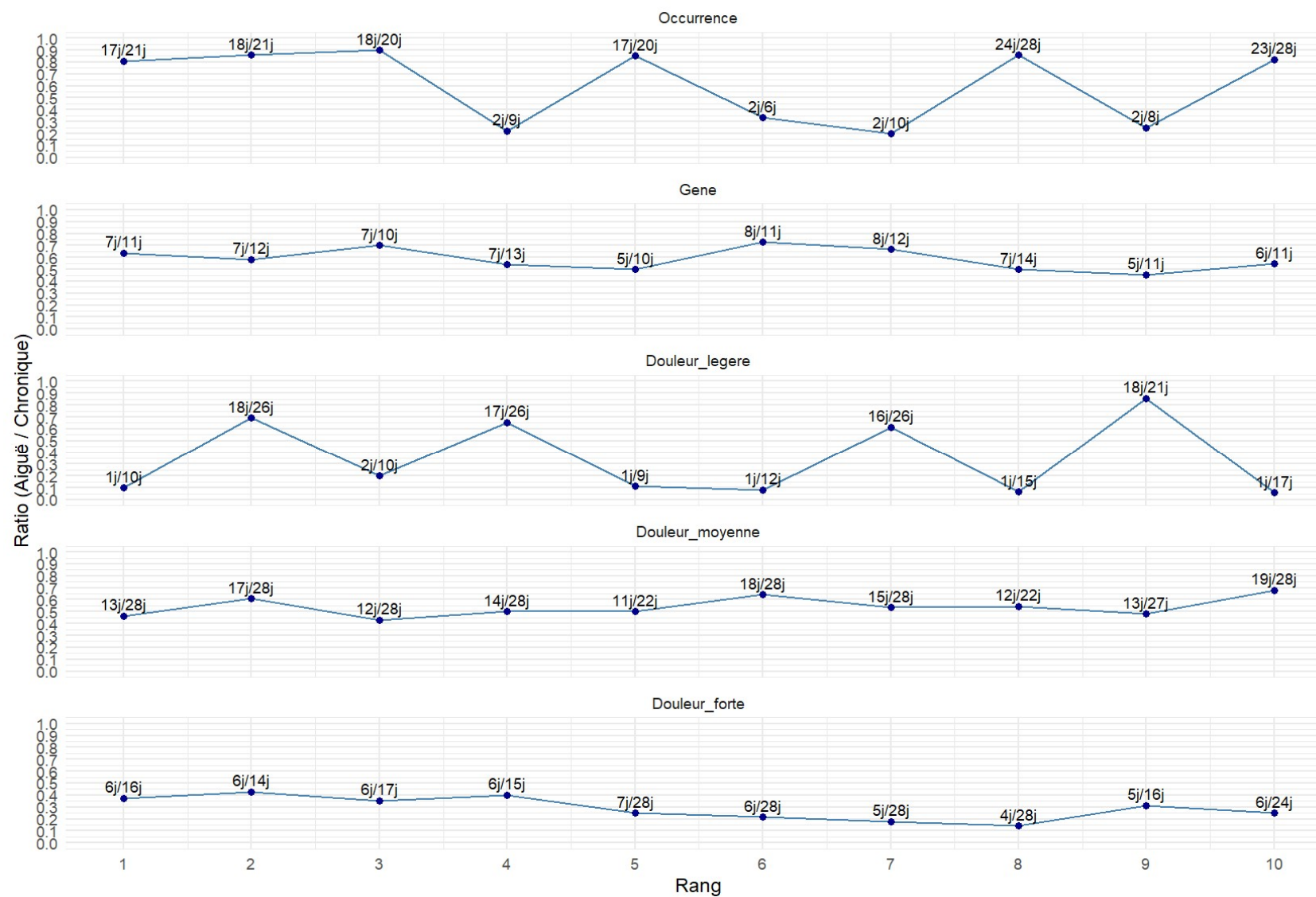


Tableau 10 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour toutes les douleurs confondues à partir du sRPE journalier

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Occurrence	17	21	0.5524428	3,760	0.8095238
2	Occurrence	18	21	0.5522901	3,760	0.8571429
3	Occurrence	18	20	0.5515257	3,761	0.9000000
4	Occurrence	2	9	0.5508957	3,784	0.2222222
5	Occurrence	17	20	0.5502955	3,761	0.8500000
6	Occurrence	2	6	0.5502913	3,635	0.3333333
7	Occurrence	2	10	0.5502643	3,844	0.2000000
8	Occurrence	24	28	0.5490508	3,645	0.8571429
9	Occurrence	2	8	0.5481363	3,721	0.2500000
10	Occurrence	23	28	0.5480306	3,645	0.8214286

Tableau 11 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour les gènes à partir du sRPE journalier

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Gene	7	11	0.5717484	3,787	0.6363636
2	Gene	7	12	0.5693434	3,838	0.5833333
3	Gene	7	10	0.5681959	3,844	0.7000000
4	Gene	7	13	0.5646989	3,811	0.5384615
5	Gene	5	10	0.5643615	3,844	0.5000000
6	Gene	8	11	0.5640569	3,787	0.7272727
7	Gene	8	12	0.5612402	3,838	0.6666667
8	Gene	7	14	0.5602092	3,810	0.5000000
9	Gene	5	11	0.5591356	3,787	0.4545455
10	Gene	6	11	0.5589207	3,787	0.5454545

Tableau 12 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour toutes les douleurs légères à partir du sRPE journalier

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Douleur_legere	1	10	0.5742702	3,844	0.10000000
2	Douleur_legere	18	26	0.5729325	3,684	0.69230769
3	Douleur_legere	2	10	0.5724414	3,844	0.20000000
4	Douleur_legere	17	26	0.5723462	3,684	0.65384615
5	Douleur_legere	1	9	0.5721801	3,784	0.11111111
6	Douleur_legere	1	12	0.5714088	3,838	0.08333333
7	Douleur_legere	16	26	0.5712235	3,684	0.61538462
8	Douleur_legere	1	15	0.5711767	3,831	0.06666667
9	Douleur_legere	18	21	0.5710985	3,760	0.85714286
10	Douleur_legere	1	17	0.5707820	3,797	0.05882353

Tableau 13 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour toutes les douleurs moyennes à partir du sRPE journalier

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Douleur_moyenne	13	28	0.5645036	3,645	0.4642857
2	Douleur_moyenne	17	28	0.5626448	3,645	0.6071429
3	Douleur_moyenne	12	28	0.5623664	3,645	0.4285714
4	Douleur_moyenne	14	28	0.5621677	3,645	0.5000000
5	Douleur_moyenne	11	22	0.5620576	3,753	0.5000000
6	Douleur_moyenne	18	28	0.5618267	3,645	0.6428571
7	Douleur_moyenne	15	28	0.5607705	3,645	0.5357143
8	Douleur_moyenne	12	22	0.5603086	3,753	0.5454545
9	Douleur_moyenne	13	27	0.5595731	3,665	0.4814815
10	Douleur_moyenne	19	28	0.5590810	3,645	0.6785714

Tableau 14 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour toutes les douleurs fortes à partir du sRPE journalier

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Douleur_forte	6	16	0.6688915	3,802	0.3750000
2	Douleur_forte	6	14	0.6644579	3,810	0.4285714
3	Douleur_forte	6	17	0.6642272	3,797	0.3529412
4	Douleur_forte	6	15	0.6633064	3,831	0.4000000
5	Douleur_forte	7	28	0.6629035	3,645	0.2500000
6	Douleur_forte	6	28	0.6627368	3,645	0.2142857
7	Douleur_forte	5	28	0.6624781	3,645	0.1785714
8	Douleur_forte	4	28	0.6586644	3,645	0.1428571
9	Douleur_forte	5	16	0.6582887	3,802	0.3125000
10	Douleur_forte	6	24	0.6579404	3,710	0.2500000

Annexe 4 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé et type de douleur à partir du SRPE journalier

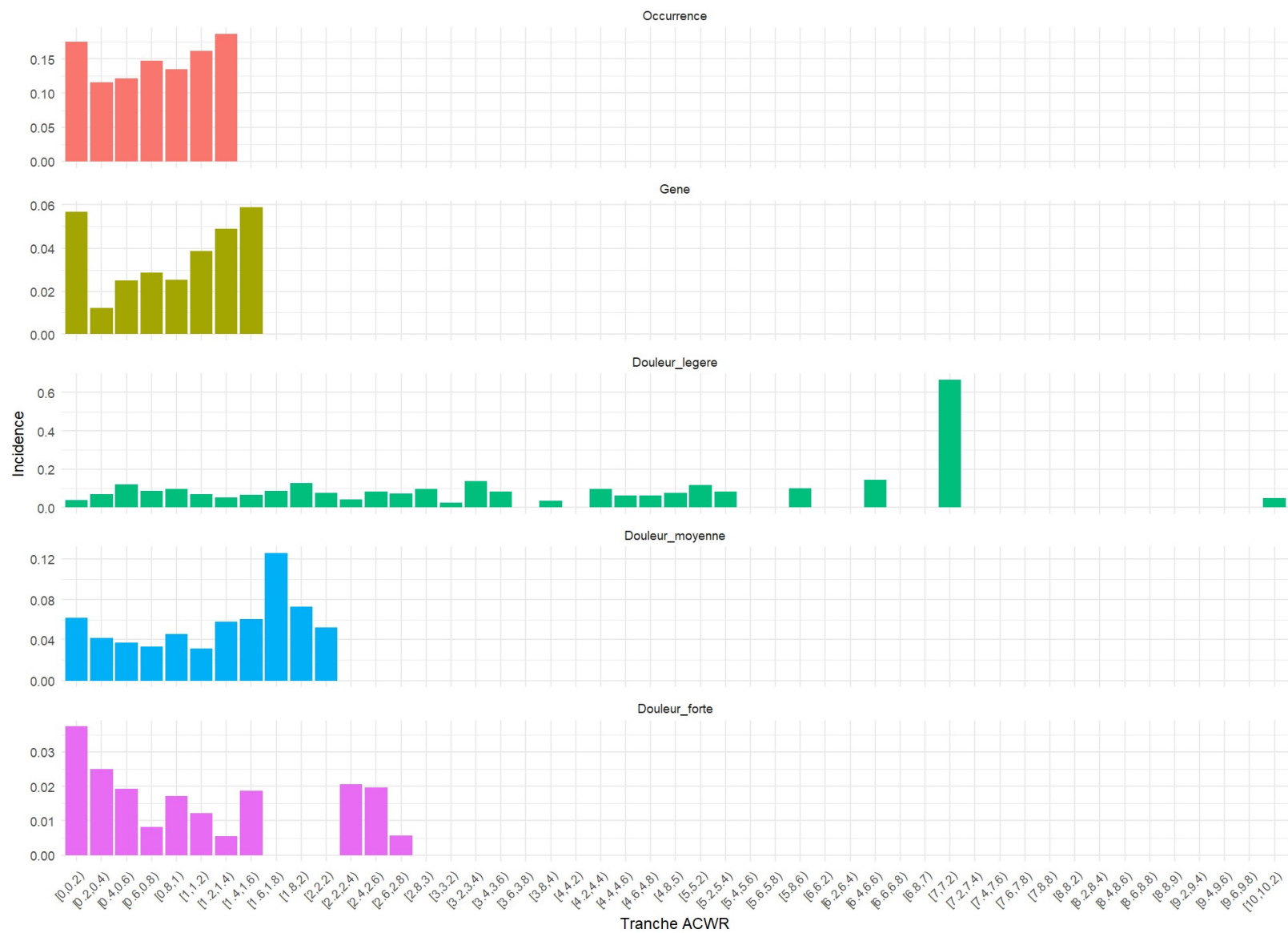


Tableau 15 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour toutes les douleurs à partir du sRPE journalier

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Occurrence	[1.2,1.4)	899	168	0.1868743
Occurrence	[0,0.2)	57	10	0.1754386
Occurrence	[1,1.2)	1,471	237	0.1611149
Occurrence	[0.6,0.8)	319	47	0.1473354
Occurrence	[0.8,1)	789	106	0.1343473
Occurrence	[0.4,0.6)	156	19	0.1217949
Occurrence	[0.2,0.4)	69	8	0.1159420

Tableau 16 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les gênes à partir du sRPE journalier

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Gene	[1.4,1.6)	865	51	0.05895954
Gene	[0,0.2)	264	15	0.05681818
Gene	[1.2,1.4)	553	27	0.04882459
Gene	[1,1.2)	727	28	0.03851444
Gene	[0.6,0.8)	347	10	0.02881844
Gene	[0.8,1)	631	16	0.02535658
Gene	[0.4,0.6)	239	6	0.02510460
Gene	[0.2,0.4)	161	2	0.01242236

Tableau 17 : Les 10 proportions les plus importante pour l'incidence des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les douleurs légères à partir du sRPE journalier

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Douleur_legere	[7,7.2)	3	2	0.66666667
Douleur_legere	[6.4,6.6)	7	1	0.14285714
Douleur_legere	[3.2,3.4)	51	7	0.13725490
Douleur_legere	[1.8,2)	87	11	0.12643678
Douleur_legere	[0.4,0.6)	168	20	0.11904762
Douleur_legere	[5,5.2)	17	2	0.11764706
Douleur_legere	[5.8,6)	10	1	0.10000000
Douleur_legere	[2.8,3)	31	3	0.09677419
Douleur_legere	[0.8,1)	125	12	0.09600000
Douleur_legere	[4.2,4.4)	21	2	0.09523810

Tableau 18 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les douleurs moyennes à partir du sRPE journalier

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Douleur_moyenne	[1.6,1.8)	223	28	0.12556054
Douleur_moyenne	[1.8,2)	123	9	0.07317073
Douleur_moyenne	[0,0.2)	225	14	0.06222222
Douleur_moyenne	[1.4,1.6)	345	21	0.06086957
Douleur_moyenne	[1.2,1.4)	483	28	0.05797101
Douleur_moyenne	[2,2.2)	213	11	0.05164319
Douleur_moyenne	[0.8,1)	528	24	0.04545455
Douleur_moyenne	[0.2,0.4)	218	9	0.04128440
Douleur_moyenne	[0.4,0.6)	324	12	0.03703704
Douleur_moyenne	[0.6,0.8)	420	14	0.03333333
Douleur_moyenne	[1,1.2)	543	17	0.03130755

Tableau 19 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les douleurs fortes à partir du SRPE journalier

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Douleur_forte	[0,0.2)	535	20	0.037383178
Douleur_forte	[0.2,0.4)	280	7	0.025000000
Douleur_forte	[2.2,2.4)	97	2	0.020618557
Douleur_forte	[2.4,2.6)	51	1	0.019607843
Douleur_forte	[0.4,0.6)	311	6	0.019292605
Douleur_forte	[1.4,1.6)	215	4	0.018604651
Douleur_forte	[0.8,1)	468	8	0.017094017
Douleur_forte	[1,1.2)	411	5	0.012165450
Douleur_forte	[0.6,0.8)	364	3	0.008241758
Douleur_forte	[2.6,2.8)	175	1	0.005714286
Douleur_forte	[1.2,1.4)	363	2	0.005509642
Douleur_forte	[1.6,1.8)	227	0	0.000000000
Douleur_forte	[1.8,2)	153	0	0.000000000
Douleur_forte	[2,2.2)	152	0	0.000000000

Annexe 5 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard (test DeLong) à partir du sRPE journalier

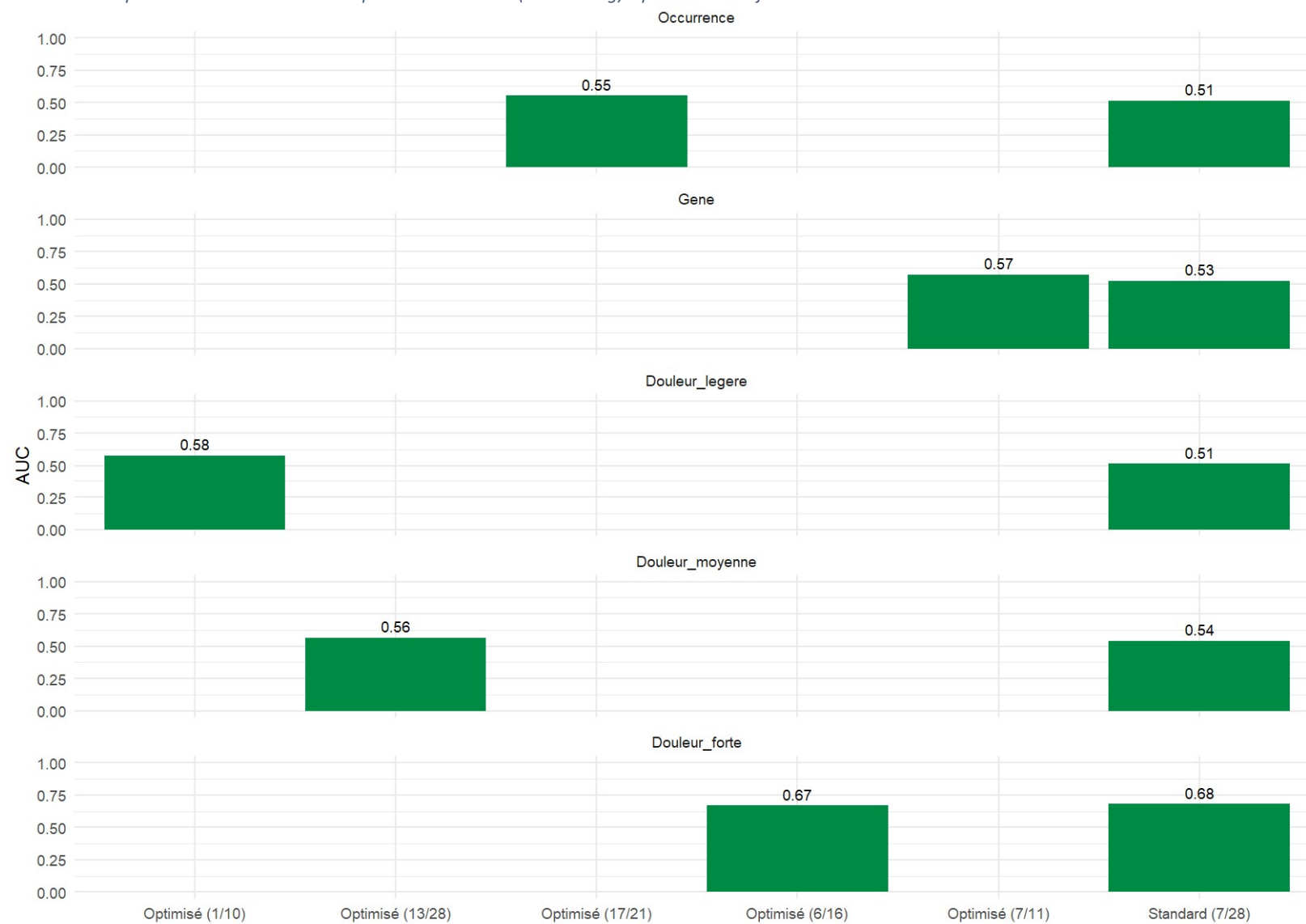


Tableau 20 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour toutes les douleurs à partir du sRPE journalier

Douleur	Modèle	AUC
Occurrence	Optimisé (17/21)	0.5522740
Occurrence	Standard (7/28)	0.5130559

Tableau 21 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour les gênes à partir du sRPE journalier

Douleur	Modèle	AUC
Gene	Optimisé (7/11)	0.5716499
Gene	Standard (7/28)	0.5250848

Tableau 22 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour toutes les douleurs légères à partir du sRPE journalier

Douleur	Modèle	AUC
Douleur_legere	Optimisé (1/10)	0.5783967
Douleur_legere	Standard (7/28)	0.5141846

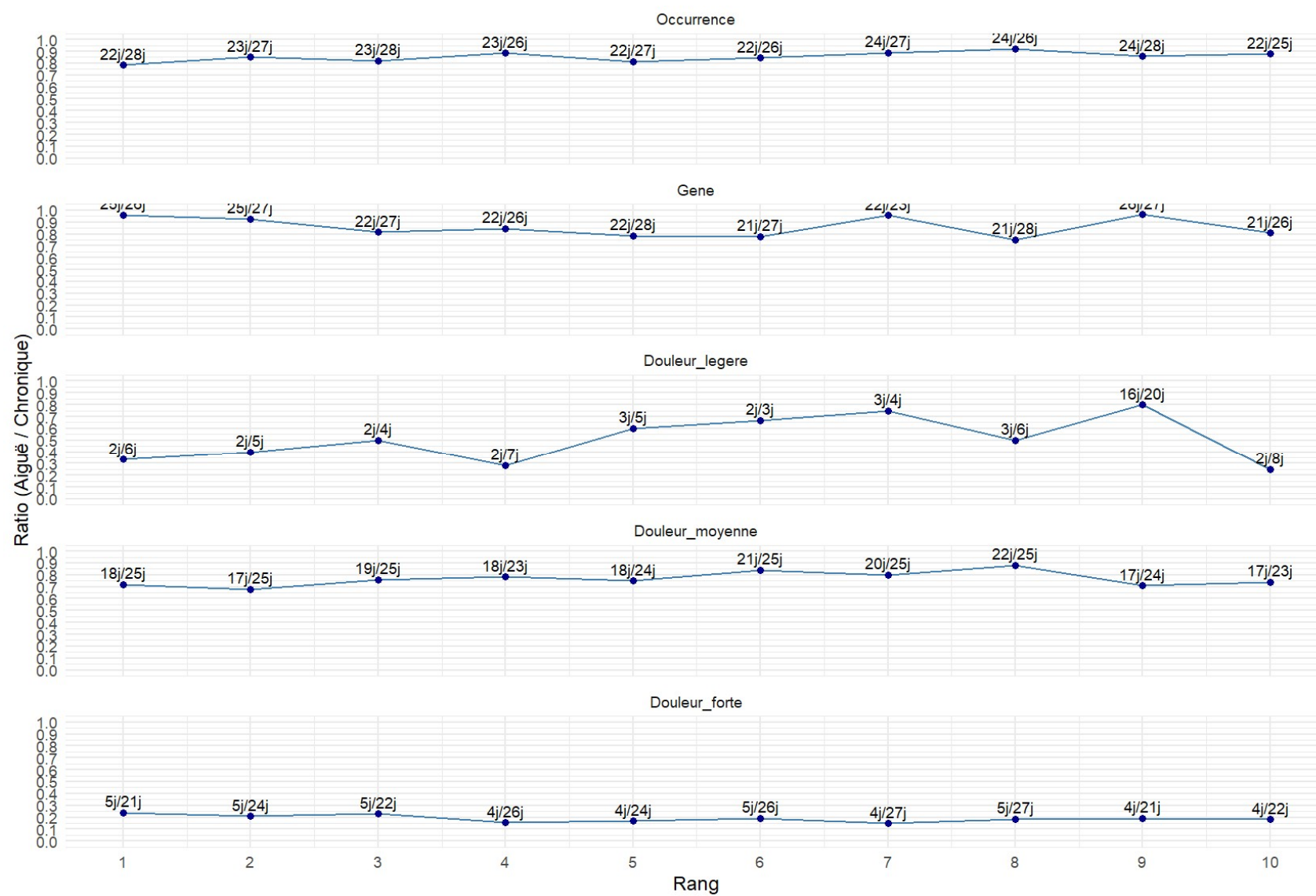
Tableau 23 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour toutes les douleurs moyennes à partir du sRPE journalier

Douleur	Modèle	AUC
Douleur_moyenne	Optimisé (13/28)	0.5647008
Douleur_moyenne	Standard (7/28)	0.5409260

Tableau 24 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour toutes les douleurs fortes à partir du sRPE journalier

Douleur	Modèle	AUC
Douleur_forte	Optimisé (6/16)	0.6698470
Douleur_forte	Standard (7/28)	0.6803971

Annexe 6 : Convergence du ratio aiguë / chronique pour chaque catégorie de douleur à partir du REDI



Annexe 7 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour toutes les douleurs à partir du REDI

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Occurrence	22	28	0.5584972	3,700	0.7857143
2	Occurrence	23	27	0.5582549	3,723	0.8518519
3	Occurrence	23	28	0.5579892	3,700	0.8214286
4	Occurrence	23	26	0.5577826	3,746	0.8846154
5	Occurrence	22	27	0.5576567	3,723	0.8148148
6	Occurrence	22	26	0.5575347	3,746	0.8461538
7	Occurrence	24	27	0.5570779	3,723	0.8888889
8	Occurrence	24	26	0.5570625	3,746	0.9230769
9	Occurrence	24	28	0.5562633	3,700	0.8571429
10	Occurrence	22	25	0.5556475	3,769	0.8800000

Tableau 25 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour les gènes à partir du REDI

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Gene	25	26	0.5839365	3,746	0.9615385
2	Gene	25	27	0.5834304	3,723	0.9259259
3	Gene	22	27	0.5833867	3,723	0.8148148
4	Gene	22	26	0.5831137	3,746	0.8461538
5	Gene	22	28	0.5827276	3,700	0.7857143
6	Gene	21	27	0.5826935	3,723	0.7777778
7	Gene	22	23	0.5824583	3,815	0.9565217
8	Gene	21	28	0.5819721	3,700	0.7500000
9	Gene	26	27	0.5816473	3,723	0.9629630
10	Gene	21	26	0.5814626	3,746	0.8076923

Tableau 26 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour les douleurs légères à partir du REDI

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Douleur_legere	2	6	0.5369410	4,206	0.3333333
2	Douleur_legere	2	5	0.5364780	4,229	0.4000000
3	Douleur_legere	2	4	0.5318320	4,252	0.5000000
4	Douleur_legere	2	7	0.5317551	4,183	0.2857143
5	Douleur_legere	3	5	0.5316988	4,229	0.6000000
6	Douleur_legere	2	3	0.5302250	4,275	0.6666667
7	Douleur_legere	3	4	0.5297164	4,252	0.7500000
8	Douleur_legere	3	6	0.5286981	4,206	0.5000000
9	Douleur_legere	16	20	0.5274269	3,884	0.8000000
10	Douleur_legere	2	8	0.5272997	4,160	0.2500000

Tableau 27 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour les douleurs moyennes à partir du REDI

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Douleur_moyenne	18	25	0.5745778	3,769	0.7200000
2	Douleur_moyenne	17	25	0.5731566	3,769	0.6800000
3	Douleur_moyenne	19	25	0.5729435	3,769	0.7600000
4	Douleur_moyenne	18	23	0.5723472	3,815	0.7826087
5	Douleur_moyenne	18	24	0.5721462	3,792	0.7500000
6	Douleur_moyenne	21	25	0.5713723	3,769	0.8400000
7	Douleur_moyenne	20	25	0.5711671	3,769	0.8000000
8	Douleur_moyenne	22	25	0.5711556	3,769	0.8800000
9	Douleur_moyenne	17	24	0.5709968	3,792	0.7083333
10	Douleur_moyenne	17	23	0.5709806	3,815	0.7391304

Tableau 28 : Les 10 meilleures combinaisons de l'ACWR optimisé pour les douleurs fortes à partir du REDI

Rank	Douleur	Acute	Chronic	AUC	nObs	Ratio
1	Douleur_forte	5	21	0.6382076	3,861	0.2380952
2	Douleur_forte	5	24	0.6376946	3,792	0.2083333
3	Douleur_forte	5	22	0.6376710	3,838	0.2272727
4	Douleur_forte	4	26	0.6376307	3,746	0.1538462
5	Douleur_forte	4	24	0.6366988	3,792	0.1666667
6	Douleur_forte	5	26	0.6365805	3,746	0.1923077
7	Douleur_forte	4	27	0.6364973	3,723	0.1481481
8	Douleur_forte	5	27	0.6364048	3,723	0.1851852
9	Douleur_forte	4	21	0.6363669	3,861	0.1904762
10	Douleur_forte	4	22	0.6363209	3,838	0.1818182

Annexe 8 : Incidence des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé et type de douleur à partir du REDI

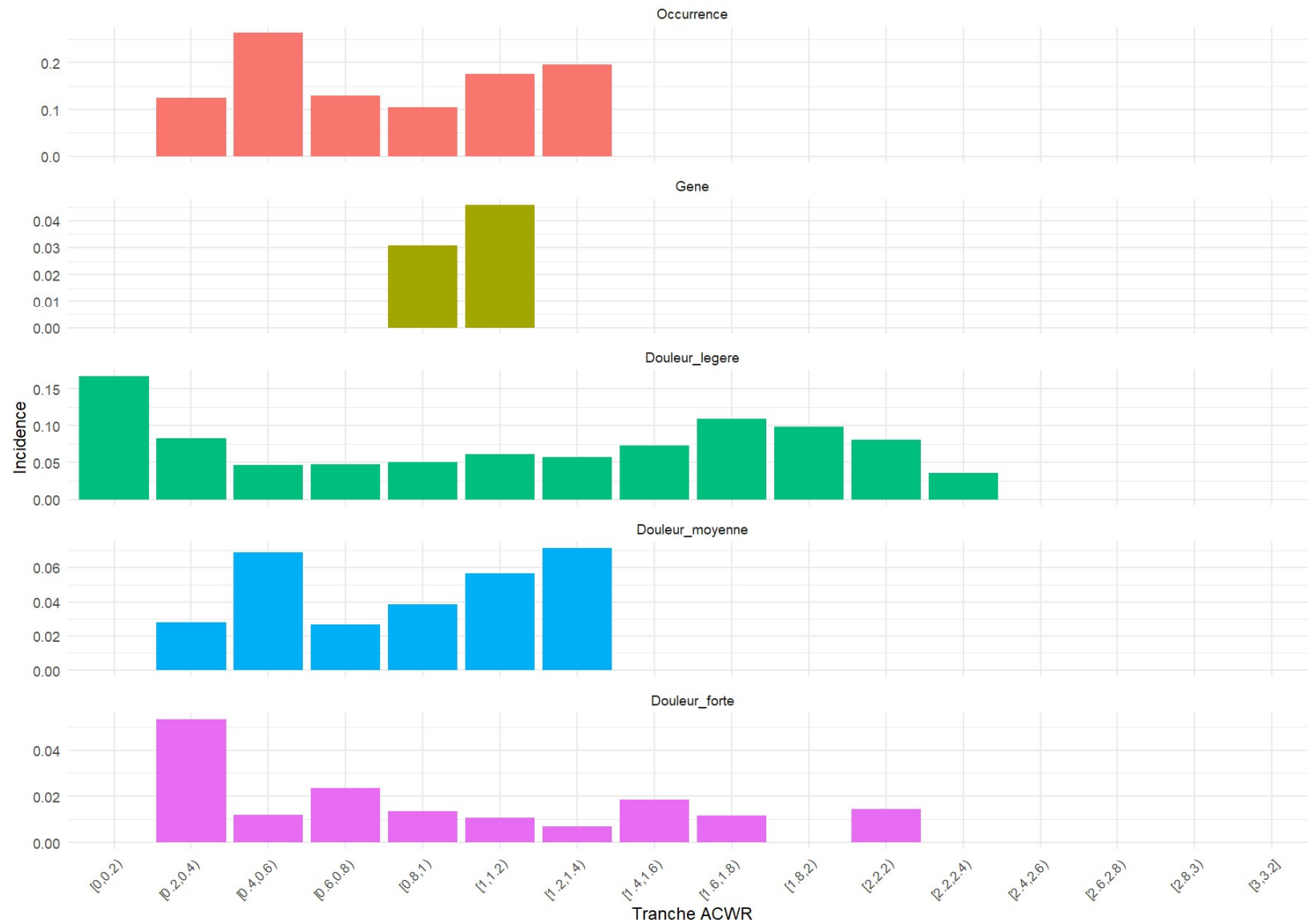


Tableau 29 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour toutes les douleurs à partir du REDI

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Occurrence	[0.4,0.6)	95	25	0.2631579
Occurrence	[1.2,1.4)	214	42	0.1962617
Occurrence	[1,1.2)	2,154	379	0.1759517
Occurrence	[0.6,0.8)	263	34	0.1292776
Occurrence	[0.2,0.4)	16	2	0.1250000
Occurrence	[0.8,1)	949	99	0.1043203
Occurrence	[0,0.2)	9	0	0.0000000

Tableau 30 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les gênes à partir du REDI

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Gene	[1,1.2)	2,664	122	0.04579580
Gene	[0.8,1)	1,070	33	0.03084112
Gene	[0.6,0.8)	12	0	0.00000000

Tableau 31 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les douleurs légères à partir du REDI

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Douleur_legere	[0,0.2)	6	1	0.16666667
Douleur_legere	[1.6,1.8)	119	13	0.10924370
Douleur_legere	[1.8,2)	71	7	0.09859155
Douleur_legere	[0.2,0.4)	97	8	0.08247423
Douleur_legere	[2,2.2)	37	3	0.08108108
Douleur_legere	[1.4,1.6)	205	15	0.07317073
Douleur_legere	[1,1.2)	1,197	73	0.06098580
Douleur_legere	[1.2,1.4)	470	27	0.05744681
Douleur_legere	[0.8,1)	987	50	0.05065856
Douleur_legere	[0.6,0.8)	618	29	0.04692557
Douleur_legere	[0.4,0.6)	348	16	0.04597701
Douleur_legere	[2.2,2.4)	28	1	0.03571429
Douleur_legere	[2.4,2.6)	10	0	0.00000000
Douleur_legere	[2.6,2.8)	9	0	0.00000000
Douleur_legere	[2.8,3)	2	0	0.00000000
Douleur_legere	[3,3.2]	2	0	0.00000000

Tableau 32 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les douleurs moyennes à partir du REDI

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Douleur_moyenne	[1.2,1.4)	603	43	0.07131012
Douleur_moyenne	[0.4,0.6)	131	9	0.06870229
Douleur_moyenne	[1,1.2)	1,713	97	0.05662580
Douleur_moyenne	[0.8,1)	935	36	0.03850267
Douleur_moyenne	[0.2,0.4)	36	1	0.02777778
Douleur_moyenne	[0.6,0.8)	338	9	0.02662722
Douleur_moyenne	[0,0.2)	13	0	0.00000000

Tableau 33 : Proportion des jours douloureux par tranche d'ACWR optimisé pour les douleurs fortes à partir du REDI

Douleur	ACWR_bin	total_days	inj_days	incidence
Douleur_forte	[0.2,0.4)	262	14	0.053435115
Douleur_forte	[0.6,0.8)	554	13	0.023465704
Douleur_forte	[1.4,1.6)	216	4	0.018518519
Douleur_forte	[2,2.2)	69	1	0.014492754
Douleur_forte	[0.8,1)	665	9	0.013533835
Douleur_forte	[0.4,0.6)	413	5	0.012106538
Douleur_forte	[1.6,1.8)	172	2	0.011627907
Douleur_forte	[1,1.2)	658	7	0.010638298
Douleur_forte	[1.2,1.4)	435	3	0.006896552
Douleur_forte	[0,0.2)	82	0	0.000000000
Douleur_forte	[1.8,2)	117	0	0.000000000
Douleur_forte	[2.2,2.4)	61	0	0.000000000
Douleur_forte	[2.4,2.6)	43	0	0.000000000
Douleur_forte	[2.6,2.8)	46	0	0.000000000
Douleur_forte	[2.8,3)	27	0	0.000000000
Douleur_forte	[3,3.2]	23	0	0.000000000

Annexe 9 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard (test DeLong) à partir du REDI

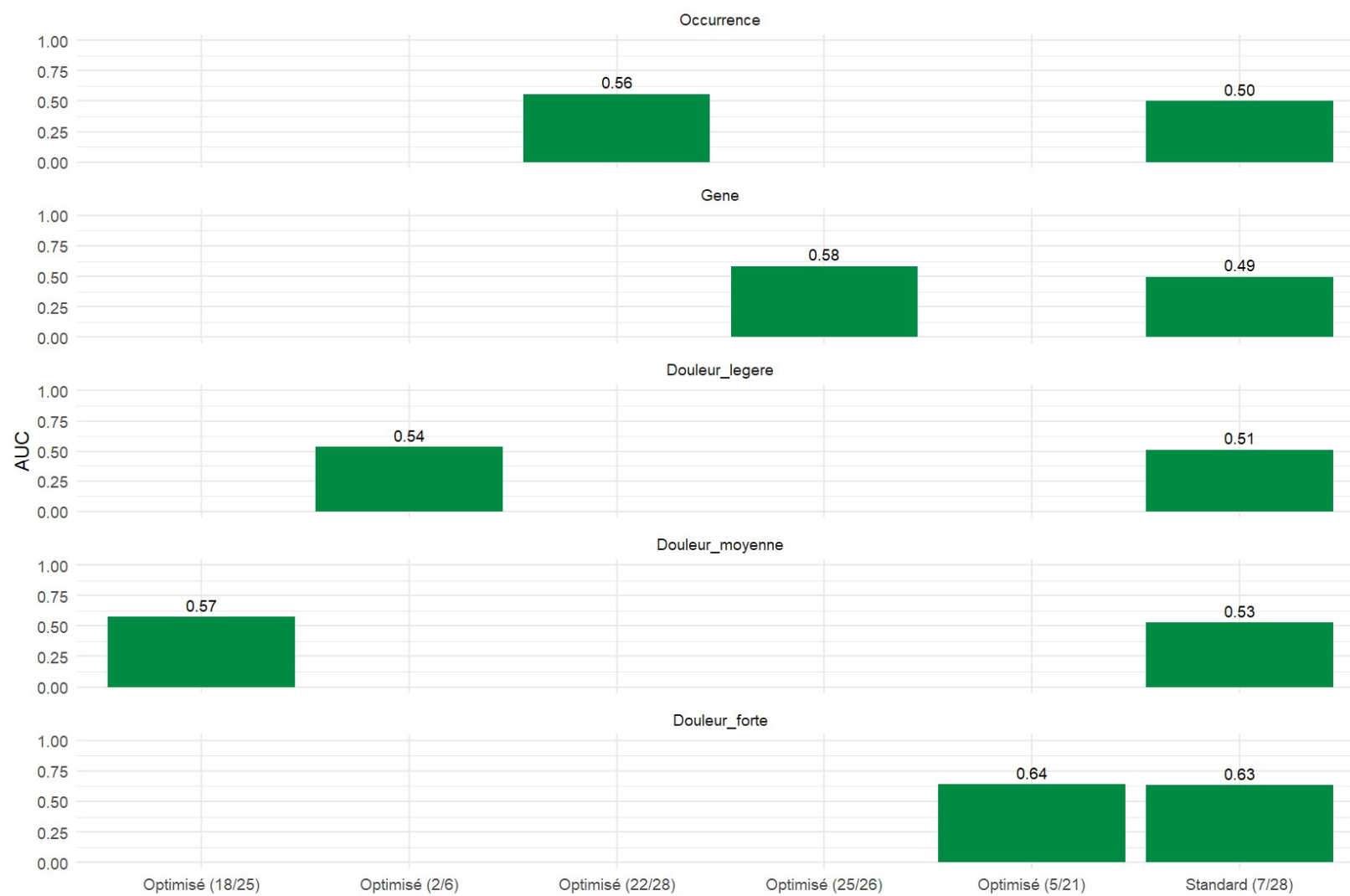


Tableau 34 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour toutes les douleurs à partir du REDI

Douleur	Modèle	AUC
Occurrence	Optimisé (22/28)	0.5584972
Occurrence	Standard (7/28)	0.5030337

Tableau 35 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour les gênes à partir du REDI

Douleur	Modèle	AUC
Gene	Optimisé (25/26)	0.5839365
Gene	Standard (7/28)	0.4943411

Tableau 36 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour les douleurs légères à partir du REDI

Douleur	Modèle	AUC
Douleur_legere	Optimisé (2/6)	0.5369410
Douleur_legere	Standard (7/28)	0.5124588

Tableau 37 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour les douleurs moyennes à partir du REDI

Douleur	Modèle	AUC
Douleur_moyenne	Optimisé (18/25)	0.5745778
Douleur_moyenne	Standard (7/28)	0.5279147

Tableau 38 : Comparaison des AUC des ACWR optimisé et standard pour les douleurs fortes à partir du REDI

Douleur	Modèle	AUC
Douleur_forte	Optimisé (5/21)	0.6382076
Douleur_forte	Standard (7/28)	0.6338119

Annexe 10 : Proportion de jours douloureux selon la monotonie de la veille

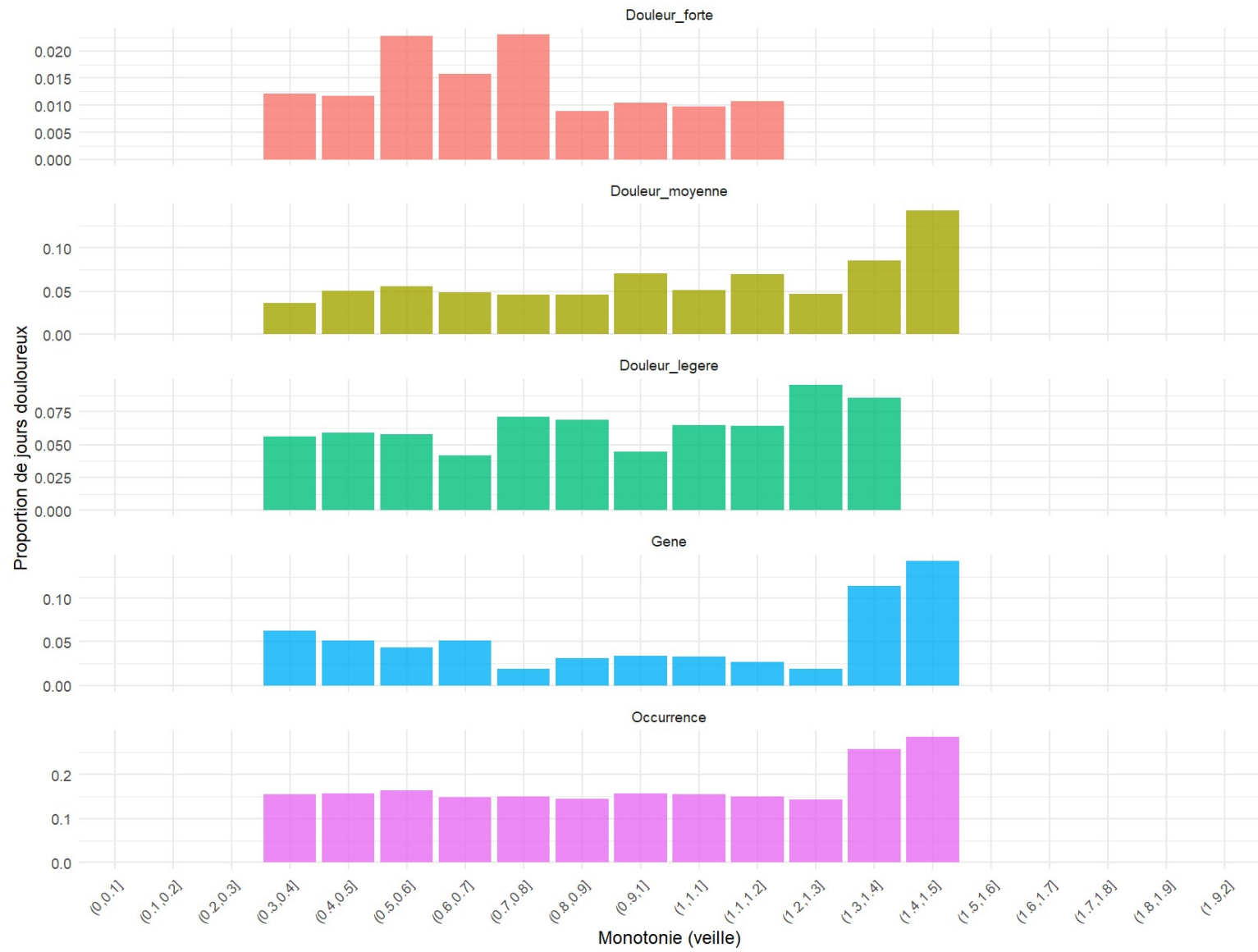


Tableau 39 : Proportion les plus élevés de monotonie pour les douleurs fortes

Douleur	Monotonie	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Douleur_forte	(0.7,0.8]	521	12	0.023
Douleur_forte	(0.5,0.6]	484	11	0.023
Douleur_forte	(0.6,0.7]	507	8	0.016
Douleur_forte	(0.3,0.4]	412	5	0.012
Douleur_forte	(0.4,0.5]	255	3	0.012
Douleur_forte	(1.1,1.2]	187	2	0.011
Douleur_forte	(0.9,1]	383	4	0.010
Douleur_forte	(1,1.1]	308	3	0.010
Douleur_forte	(0.8,0.9]	451	4	0.009
Douleur_forte	(0,0.1]	0	0	0.000

Tableau 40 : Proportion les plus élevés de monotonie pour les douleurs moyennes

Douleur	Monotonie	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Douleur_moyenne	(1.4,1.5]	7	1	0.143
Douleur_moyenne	(1.3,1.4]	35	3	0.086
Douleur_moyenne	(0.9,1]	383	27	0.070
Douleur_moyenne	(1.1,1.2]	187	13	0.070
Douleur_moyenne	(0.5,0.6]	484	27	0.056
Douleur_moyenne	(1,1.1]	308	16	0.052
Douleur_moyenne	(0.4,0.5]	255	13	0.051
Douleur_moyenne	(0.6,0.7]	507	25	0.049
Douleur_moyenne	(1.2,1.3]	105	5	0.048
Douleur_moyenne	(0.8,0.9]	451	21	0.047

Tableau 41 : Proportion les plus élevés de monotonie pour les douleurs légères

Douleur	Monotonie	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Douleur_légère	(1.2,1.3]	105	10	0.095
Douleur_légère	(1.3,1.4]	35	3	0.086
Douleur_légère	(0.7,0.8]	521	37	0.071
Douleur_légère	(0.8,0.9]	451	31	0.069
Douleur_légère	(1,1.1]	308	20	0.065
Douleur_légère	(1.1,1.2]	187	12	0.064
Douleur_légère	(0.4,0.5]	255	15	0.059
Douleur_légère	(0.5,0.6]	484	28	0.058
Douleur_légère	(0.3,0.4]	412	23	0.056
Douleur_légère	(0.9,1]	383	17	0.044

Tableau 42 : Proportion les plus élevés de monotonie pour les gênes

Douleur	Monotonie	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Gêne	(1.4,1.5]	7	1	0.143
Gêne	(1.3,1.4]	35	4	0.114
Gêne	(0.3,0.4]	412	26	0.063
Gêne	(0.6,0.7]	507	26	0.051
Gêne	(0.4,0.5]	255	13	0.051
Gêne	(0.5,0.6]	484	21	0.043
Gêne	(0.9,1]	383	13	0.034
Gêne	(1,1.1]	308	10	0.032
Gêne	(0.8,0.9]	451	14	0.031
Gêne	(1.1,1.2]	187	5	0.027

Tableau 43 : Proportion les plus élevés de monotonie pour toutes les douleurs confondues (occurrence)

Douleur	Monotonie	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Occurrence	(1.4,1.5]	7	2	0.286
Occurrence	(1.3,1.4]	35	9	0.257
Occurrence	(0.5,0.6]	484	79	0.163
Occurrence	(0.4,0.5]	255	40	0.157
Occurrence	(0.9,1]	383	60	0.157
Occurrence	(1,1.1]	308	48	0.156
Occurrence	(0.3,0.4]	412	64	0.155
Occurrence	(1.1,1.2]	187	28	0.150
Occurrence	(0.7,0.8]	521	78	0.150
Occurrence	(0.6,0.7]	507	75	0.148

Annexe 11 : Proportion de jours douloureux selon la contrainte de la veille

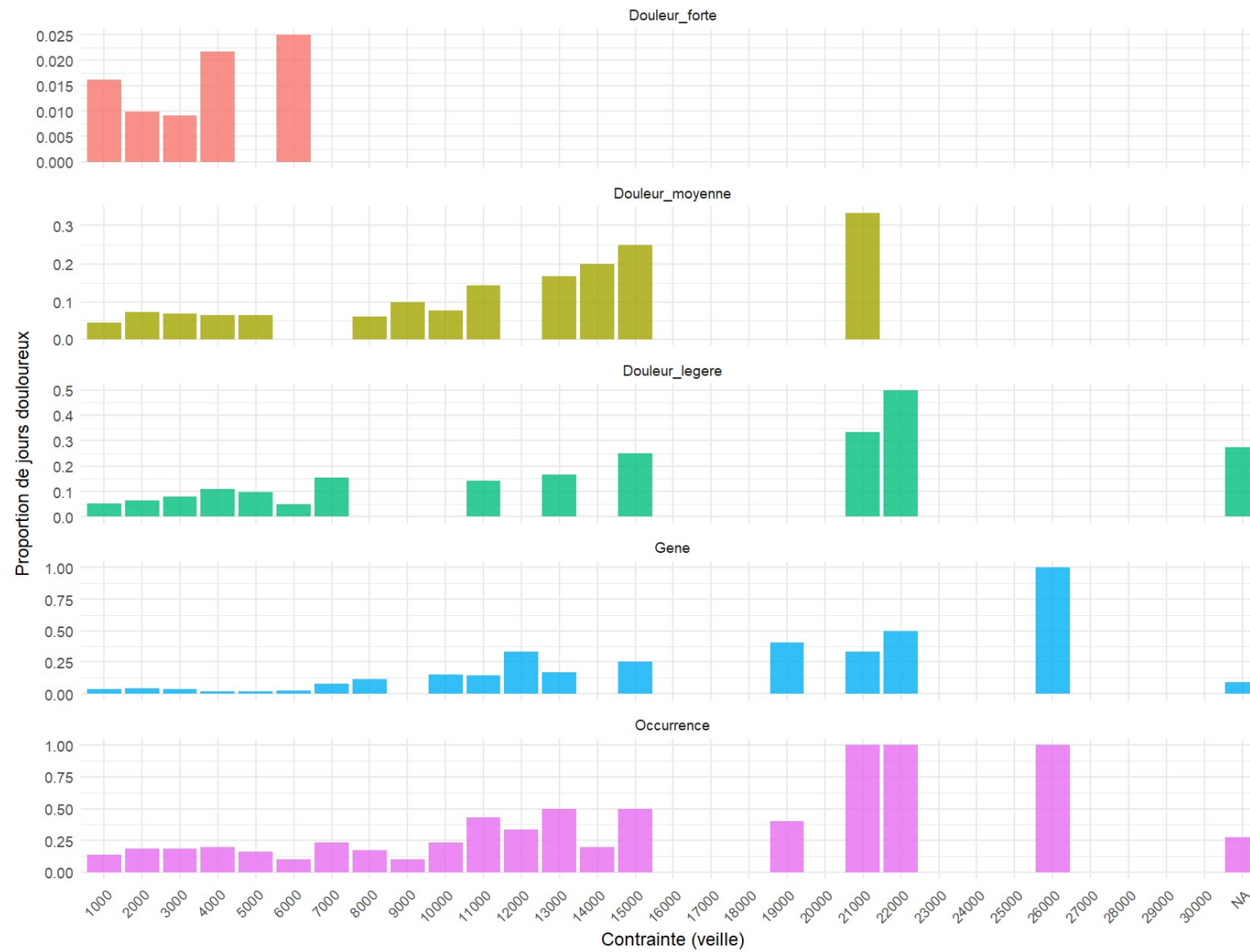


Tableau 44 : Proportion les plus élevés de contrainte pour les douleurs fortes

Douleur	Contrainte	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Douleur_forte	6000	40	1	0.025
Douleur_forte	4000	138	3	0.022
Douleur_forte	1000	2,465	40	0.016
Douleur_forte	2000	505	5	0.010
Douleur_forte	3000	331	3	0.009
Douleur_forte	5000	61	0	0.000
Douleur_forte	7000	13	0	0.000
Douleur_forte	8000	17	0	0.000
Douleur_forte	9000	10	0	0.000
Douleur_forte	10000	13	0	0.000

Tableau 45 : Proportion les plus élevés de contrainte pour les douleurs moyennes

Douleur	Contrainte	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Douleur_moyenne	21000	3	1	0.333
Douleur_moyenne	15000	4	1	0.250
Douleur_moyenne	14000	5	1	0.200
Douleur_moyenne	13000	6	1	0.167
Douleur_moyenne	11000	7	1	0.143
Douleur_moyenne	9000	10	1	0.100
Douleur_moyenne	10000	13	1	0.077
Douleur_moyenne	2000	505	37	0.073
Douleur_moyenne	3000	331	23	0.069
Douleur_moyenne	5000	61	4	0.066

Tableau 46 : Proportion les plus élevés de contrainte pour les douleurs légères

Douleur	Contrainte	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Douleur_légère	22000	2	1	0.500
Douleur_légère	21000	3	1	0.333
Douleur_légère	15000	4	1	0.250
Douleur_légère	13000	6	1	0.167
Douleur_légère	7000	13	2	0.154
Douleur_légère	11000	7	1	0.143
Douleur_légère	4000	138	15	0.109
Douleur_légère	5000	61	6	0.098
Douleur_légère	3000	331	26	0.079

Tableau 47 : Proportion les plus élevés de contrainte pour les gênes

Douleur	Contrainte	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Gêne	26000	1	1	1.000
Gêne	22000	2	1	0.500
Gêne	19000	5	2	0.400
Gêne	12000	6	2	0.333
Gêne	21000	3	1	0.333
Gêne	15000	4	1	0.250
Gêne	13000	6	1	0.167
Gêne	10000	13	2	0.154
Gêne	11000	7	1	0.143
Gêne	8000	17	2	0.118

Tableau 48 : Proportion les plus élevés de contrainte pour toutes les douleurs (occurrence)

Douleur	Contrainte	Total jours	Jours douloureux	Proportion
Occurrence	21000	3	3	1.000
Occurrence	22000	2	2	1.000
Occurrence	26000	1	1	1.000
Occurrence	13000	6	3	0.500
Occurrence	15000	4	2	0.500
Occurrence	11000	7	3	0.429
Occurrence	19000	5	2	0.400
Occurrence	12000	6	2	0.333
Occurrence	7000	13	3	0.231

8. Bibliographie :

- Alam, F., Chowdhury, H., Theppadungporn, C., & Subic, A. (2010). Measurements of aerodynamic properties of badminton shuttlecocks. *Procedia Engineering*, 2(2), 2487-2492.
<https://doi.org/10.1016/j.proeng.2010.04.020>
- Alt, P. S., Baumgart, C., Ueberschär, O., Freiwald, J., & Hoppe, M. W. (2020). Validity of a Local Positioning System during Outdoor and Indoor Conditions for Team Sports. *Sensors*, 20(20), Article 20. <https://doi.org/10.3390/s20205733>
- Altman, D. G., & Bland, J. M. (1983). Measurement in Medicine : The Analysis of Method Comparison Studies. *Journal of the Royal Statistical Society Series D: The Statistician*, 32(3), 307-317.
<https://doi.org/10.2307/2987937>
- Aughey, R. J. (2011). Applications of GPS technologies to field sports. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 6(3), 295-310. <https://doi.org/10.1123/ijsspp.6.3.295>
- Bastida Castillo, A., Gómez Carmona, C. D., De la Cruz Sánchez, E., & Pino Ortega, J. (2018). Accuracy, intra- and inter-unit reliability, and comparison between GPS and UWB-based position-tracking systems used for time-motion analyses in soccer. *European Journal of Sport Science*, 18(4), 450-457. <https://doi.org/10.1080/17461391.2018.1427796>
- Beykzade, P., Farzanegi, Beykzade, H., Babaee, Robati, & Jourkesh. (2011). *Monitoring of the Pre-season Preparatory Training by the Mood Profile and Physical Performance in the Male Soccer Players*. ResearchGate.
https://www.researchgate.net/publication/362659065_Monitoring_of_the_Pre-season_Preparatory_Training_by_the_Mood_Profile_and_Physical_Performance_in_the_Male_Soccer_Players
- Borg. (1962). *Physical performance and perceived exertion* (p. 64). Univer. Lund.
- Borg, G. (1970). Perceived exertion as an indicator of somatic stress. *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine*, 2(2), 92-98.

- Bourdon, P. C., Cardinale, M., Murray, A., Gastin, P., Kellmann, M., Varley, M. C., Gabbett, T. J., Coutts, A. J., Burgess, D. J., Gregson, W., & Cable, N. T. (2017). Monitoring Athlete Training Loads : Consensus Statement. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 12(s2), S2-170. <https://doi.org/10.1123/IJSP.2017-0208>
- Bowen, L., Gross, A. S., Gimpel, M., Bruce-Low, S., & Li, F.-X. (2020). Spikes in acute:chronic workload ratio (ACWR) associated with a 5-7 times greater injury rate in English Premier League football players : A comprehensive 3-year study. *British Journal of Sports Medicine*, 54(12), 731-738. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2018-099422>
- Boyd, L. J., Ball, K., & Aughey, R. J. (2013). Quantifying external load in Australian football matches and training using accelerometers. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 8(1), 44-51. <https://doi.org/10.1123/ijsp.8.1.44>
- Brink, M. S., Frencken W, G. P., Jordet, G., & Lemmink, K. A. (2014). Coaches' and players' perceptions of training dose : Not a perfect match. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 9(3), 497-502. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2013-0009>
- Brocherie, F., Girard, O., Pezzoli, A., & Millet, G. P. (2014). Outdoor exercise performance in ambient heat : Time to overcome challenging factors? *International Journal of Hyperthermia: The Official Journal of European Society for Hyperthermic Oncology, North American Hyperthermia Group*, 30(8), 547-549. <https://doi.org/10.3109/02656736.2014.979257>
- Brooks, G. A. (1986). The lactate shuttle during exercise and recovery. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 18(3), 360-368. <https://doi.org/10.1249/00005768-198606000-00019>
- Brooks, G. A. (2002). Lactate shuttles in nature. *Biochemical Society Transactions*, 30(2), 258-264. <https://doi.org/10.1042/bst0300258>
- Buchheit, M. (2014). Monitoring training status with HR measures : Do all roads lead to Rome? *Frontiers in Physiology*, 5, 73. <https://doi.org/10.3389/fphys.2014.00073>
- Calvert, T. W., Banister, E. W., Savage, M. V., & Bach, T. (1976). A Systems Model of the Effects of Training on Physical Performance. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, SMC-

- 6(2), 94-102. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.
<https://doi.org/10.1109/TSMC.1976.5409179>
- Clemente, F. M., Mendes, B., Nikolaidis, P. T., Calvete, F., Carriço, S., & Owen, A. L. (2017). Internal training load and its longitudinal relationship with seasonal player wellness in elite professional soccer. *Physiology & Behavior*, 179, 262-267.
<https://doi.org/10.1016/j.physbeh.2017.06.021>
- Costa, J. A., Figueiredo, P., Prata, A., Reis, T., Reis, J. F., Nascimento, L., & Brito, J. (2022). Associations between Training Load and Well-Being in Elite Beach Soccer Players : A Case Report. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(10), 6209.
<https://doi.org/10.3390/ijerph19106209>
- Cousins, B. E. W., Morris, J. G., Sunderland, C., Bennett, A. M., Shahtahmassebi, G., & Cooper, S. B. (2019). Match and Training Load Exposure and Time-Loss Incidence in Elite Rugby Union Players. *Frontiers in Physiology*, 10, 1413. <https://doi.org/10.3389/fphys.2019.01413>
- Cummins, C., Orr, R., O'Connor, H., & West, C. (2013). Global positioning systems (GPS) and microtechnology sensors in team sports : A systematic review. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 43(10), 1025-1042. <https://doi.org/10.1007/s40279-013-0069-2>
- Cunanan, A. J., DeWeese, B. H., Wagle, J. P., Carroll, K. M., Sausaman, R., Hornsby, W. G., Haff, G. G., Triplett, N. T., Pierce, K. C., & Stone, M. H. (2018). The General Adaptation Syndrome : A Foundation for the Concept of Periodization. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 48(4), 787-797. <https://doi.org/10.1007/s40279-017-0855-3>
- Desgorces, F., Sedeaud, A., Toussaint, J.-F., Renfree, A., Launay, T., & Noirez, P. (2023). Charge d'entraînement : De la définition du concept aux méthodes de quantification. *Science & Sports*. <https://doi.org/10.1016/j.scispo.2022.07.011>
- Doğan, N. Ö. (2018). Bland-Altman analysis : A paradigm to understand correlation and agreement. *Turkish Journal of Emergency Medicine*, 18(4), 139-141.
<https://doi.org/10.1016/j.tjem.2018.09.001>

- Drew, M. K., & Finch, C. F. (2016). The Relationship Between Training Load and Injury, Illness and Soreness : A Systematic and Literature Review. *Sports Medicine*, 46(6), 861-883.
<https://doi.org/10.1007/s40279-015-0459-8>
- Dubois, R., Lyons, M., Paillard, T., Maurelli, O., & Prioux, J. (2020). Influence of Weekly Workload on Physical, Biochemical and Psychological Characteristics in Professional Rugby Union Players Over a Competitive Season. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 34(2), 527.
<https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000002741>
- Fleureau, A., Rabita, G., Leduc, C., Buchheit, M., & Lacome, M. (2023). Peak Locomotor Intensity in Elite Handball Players : A First Insight Into Player Position Differences and Training Practices. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 37(2), 432-438.
<https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000004247>
- Foster, C. (1998). Monitoring training in athletes with reference to overtraining syndrome. *Medicine & Science in Sports & Exercise*, 30(7), 1164.
- Foster, C., Florhaug, J. A., Franklin, J., Gottschall, L., Hrovatin, L. A., Parker, S., Doleshal, P., & Dodge, C. (2001). A New Approach to Monitoring Exercise Training. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 15(1), 109.
- Foster, C., Hector, L. L., Welsh, R., Schrager, M., Green, M. A., & Snyder, A. C. (1995). Effects of specific versus cross-training on running performance. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 70(4), 367-372. <https://doi.org/10.1007/BF00865035>
- Gabbett, T. J. (2016a). The training—injury prevention paradox : Should athletes be training smarter and harder? *British Journal of Sports Medicine*, 50(5), 273-280.
<https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095788>
- Gabbett, T. J. (2016b). The training—injury prevention paradox : Should athletes be training smarter and harder? *British Journal of Sports Medicine*, 50(5), 273-280.
<https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-095788>

- Gabbett, T. J. (2020). Debunking the myths about training load, injury and performance : Empirical evidence, hot topics and recommendations for practitioners. *British Journal of Sports Medicine*, 54(1), 58-66. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2018-099784>
- Gabbett, T. J., Whyte, D. G., Hartwig, T. B., Wescombe, H., & Naughton, G. A. (2014). The relationship between workloads, physical performance, injury and illness in adolescent male football players. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 44(7), 989-1003. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0179-5>
- Gallo, T., Cormack, S., Gabbett, T., Williams, M., & Lorenzen, C. (2015). Characteristics impacting on session rating of perceived exertion training load in Australian footballers. *Journal of Sports Sciences*, 33(5), 467-475. <https://doi.org/10.1080/02640414.2014.947311>
- Ghattas, J., & Jarvis, D. N. (2021). Validity of inertial measurement units for tracking human motion : A systematic review. *Sports Biomechanics*, 23(11), 1853-1866. <https://doi.org/10.1080/14763141.2021.1990383>
- Giavarina, D. (2015). Understanding Bland Altman analysis. *Biochemia Medica*, 25(2), 141-151. <https://doi.org/10.11613/BM.2015.015>
- Griffin, A., Kenny, I. C., Comyns, T. M., & Lyons, M. (2020). The Association Between the Acute:Chronic Workload Ratio and Injury and its Application in Team Sports : A Systematic Review. *Sports Medicine*, 50(3), 561-580. <https://doi.org/10.1007/s40279-019-01218-2>
- Haff, G. (2004). Roundtable Discussion : Periodization of Training-Part 1. *ResearchGate*. <https://doi.org/10.1519/00126548-200402000-00016>
- Halsen, S. L. (2014). Monitoring Training Load to Understand Fatigue in Athletes. *Sports Medicine*, 44(2), 139-147. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0253-z>
- Halsen, S. L., & Jeukendrup, A. E. (2004). Does Overtraining Exist? *Sports Medicine*, 34(14), 967-981. <https://doi.org/10.2165/00007256-200434140-00003>

- Hong, Y., Wang, S. J., Lam, W. K., & Cheung, J. T. M. (2014). Kinetics of badminton lunges in four directions. *Journal of Applied Biomechanics*, 30(1), 113-118.
<https://doi.org/10.1123/jab.2012-0151>
- Hooper, S. L., & Mackinnon, L. T. (1995). Monitoring overtraining in athletes. Recommendations. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 20(5), 321-327. <https://doi.org/10.2165/00007256-199520050-00003>
- Hoppe, M. W., Baumgart, C., Polglaze, T., & Freiwald, J. (2018). Validity and reliability of GPS and LPS for measuring distances covered and sprint mechanical properties in team sports. *PloS One*, 13(2), e0192708. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0192708>
- Impellizzeri, F. M., Marcora, S. M., & Coutts, A. J. (2019). Internal and External Training Load : 15 Years On. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 14(2), 270-273.
<https://doi.org/10.1123/ijsp.2018-0935>
- Impellizzeri, F., Rampinini, E., & Marcora, S. (2005). Physiological assessment of aerobic training in soccer. *Journal of sports sciences*, 23, 583-592. <https://doi.org/10.1080/02640410400021278>
- Jaspers, A., Brink, M. S., Probst, S. G. M., Frencken, W. G. P., & Helsen, W. F. (2017). Relationships Between Training Load Indicators and Training Outcomes in Professional Soccer. *Sports Medicine*, 47(3), 533-544. <https://doi.org/10.1007/s40279-016-0591-0>
- Jennings, D., Cormack, S., Coutts, A. J., Boyd, L., & Aughey, R. J. (2010). The validity and reliability of GPS units for measuring distance in team sport specific running patterns. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 5(3), 328-341.
<https://doi.org/10.1123/ijsp.5.3.328>
- Jiang, Z., Hao, Y., Jin, N., & Li, Y. (2022). A Systematic Review of the Relationship between Workload and Injury Risk of Professional Male Soccer Players. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(20), 13237. <https://doi.org/10.3390/ijerph192013237>

- Jobson, S. A., Passfield, L., Atkinson, G., Barton, G., & Scarf, P. (2009). The analysis and utilization of cycling training data. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 39(10), 833-844.
<https://doi.org/10.2165/11317840-000000000-00000>
- Johnston, R. J., Watsford, M. L., Kelly, S. J., Pine, M. J., & Spurrs, R. W. (2014). Validity and interunit reliability of 10 Hz and 15 Hz GPS units for assessing athlete movement demands. *Journal of Strength and Conditioning Research*, 28(6), 1649-1655.
<https://doi.org/10.1519/JSC.0000000000000323>
- Karun, K. M., & Puranik, A. (2021). *BA.plot* : An R function for Bland-Altman analysis. *Clinical Epidemiology and Global Health*, 12, 100831. <https://doi.org/10.1016/j.cegh.2021.100831>
- Kerns, J. A., Zwart, A. S., Perez, P. S., Gurchiek, R. D., & McBride, J. M. (2023). Effect of IMU location on estimation of vertical ground reaction force during jumping. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, 11. <https://doi.org/10.3389/fbioe.2023.1112866>
- Kwan, M., Cheng, C.-L., Tang, W.-T., & Rasmussen, J. (2010). The Exponentially Weighted Moving Average. *ResearchGate*.
https://www.researchgate.net/publication/313992620_The_Exponentially_Weighted_Moving_Average
- Larochelambert, Q. D., Hamri, I., Chassard, T., Meignié, A., Storme, F., Dupuit, M., Diry, A., Toussaint, J.-F., Louis, P. Y., Coulmy, N., & Antero, J. da S. (2024). Exploring the effect of the menstrual cycle or oral contraception on elite athletes' training responses when workload is not objectively quantifiable : The MILS approach and findings from female Olympians. *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, 10(2). <https://doi.org/10.1136/bmjsem-2023-001810>
- Lovell, T. W. J., Sirotic, A. C., Impellizzeri, F. M., & Coutts, A. J. (2013). Factors affecting perception of effort (session rating of perceived exertion) during rugby league training. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 8(1), 62-69.
<https://doi.org/10.1123/ijsp.8.1.62>

- 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(Suppl 2), S218-S226. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2016-0236>
- Marcora, S. (2009). Perception of effort during exercise is independent of afferent feedback from skeletal muscles, heart, and lungs. *Journal of Applied Physiology*, 106(6), 2060-2062. <https://doi.org/10.1152/jappphysiol.90378.2008>
- Marcora, S. M. (2008). Do we really need a central governor to explain brain regulation of exercise performance? *European Journal of Applied Physiology*, 104(5), 929-931; author reply 933-935. <https://doi.org/10.1007/s00421-008-0818-3>
- Meeusen, R., Duclos, M., Foster, C., Fry, A., Gleeson, M., Nieman, D., Raglin, J., Rietjens, G., Steinacker, J., Urhausen, A., European College of Sport Science, & American College of Sports Medicine. (2013). Prevention, diagnosis, and treatment of the overtraining syndrome : Joint consensus statement of the European College of Sport Science and the American College of Sports Medicine. *Medicine and Science in Sports and Exercise*, 45(1), 186-205. <https://doi.org/10.1249/MSS.0b013e318279a10a>
- Moussa, I., Leroy, A., Sauliere, G., Schipman, J., Toussaint, J.-F., & Sedeaud, A. (2019). Robust Exponential Decreasing Index (REDI) : Adaptive and robust method for computing cumulated workload. *BMJ Open Sport & Exercise Medicine*, 5(1). <https://doi.org/10.1136/bmjsem-2019-000573>
- Nédélec, M., McCall, A., Carling, C., Legall, F., Berthoin, S., & Dupont, G. (2013). Recovery in soccer : Part ii-recovery strategies. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 43(1), 9-22. <https://doi.org/10.1007/s40279-012-0002-0>
- Pelayo, P., Mujika, I., Sidney, M., & Chatard, J.-C. (1996). Blood lactate recovery measurements, training, and performance during a 23-week period of competitive swimming. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 74(1), 107-113. <https://doi.org/10.1007/BF00376502>

- Perry, M. (2011, février 15). *The Exponentially Weighted Moving Average*.
<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/9780470400531.eorms0314>
- Phomsoupha, M., & Laffaye, G. (2015). The science of badminton : Game characteristics, anthropometry, physiology, visual fitness and biomechanics. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 45(4), 473-495. <https://doi.org/10.1007/s40279-014-0287-2>
- Plews, D. J., Laursen, P. B., Stanley, J., Kilding, A. E., & Buchheit, M. (2013). Training adaptation and heart rate variability in elite endurance athletes : Opening the door to effective monitoring. *Sports Medicine (Auckland, N.Z.)*, 43(9), 773-781. <https://doi.org/10.1007/s40279-013-0071-8>
- Robergs, R. A., Ghiasvand, F., & Parker, D. (2004). Biochemistry of exercise-induced metabolic acidosis. *American Journal of Physiology. Regulatory, Integrative and Comparative Physiology*, 287(3), R502-516. <https://doi.org/10.1152/ajpregu.00114.2004>
- Ryan, S., Kempton, T., & Coutts, A. J. (2020). *Data Reduction Approaches to Athlete Monitoring in Professional Australian Football*. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2020-0083>
- Ryan, S., Kempton, T., Impellizzeri, F. M., & Coutts, A. J. (2019). Training monitoring in professional Australian football : Theoretical basis and recommendations for coaches and scientists. *ResearchGate*.
https://www.researchgate.net/publication/334472891_Training_monitoring_in_professional_Australian_football_theoretical_basis_and_recommendations_for_coaches_and_scientists
- Saboul, D. (2013). *Apports de la variabilité de la fréquence cardiaque dans l'évaluation de la charge d'entraînement et le suivi d'athlètes : Aspects méthodologiques et applications pratiques* [Phdthesis, Université Claude Bernard - Lyon I]. <https://theses.hal.science/tel-01265039>
- Saboul, D., Balducci, P., Millet, G., Pialoux, V., & Hautier, C. (2016). A pilot study on quantification of training load : The use of HRV in training practice. *European Journal of Sport Science*, 16(2), 172-181. <https://doi.org/10.1080/17461391.2015.1004373>

- Saw, A. E., Main, L. C., & Gustin, P. B. (2016). Monitoring the athlete training response : Subjective self-reported measures trump commonly used objective measures: a systematic review. *British Journal of Sports Medicine*, 50(5), 281-291. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2015-094758>
- Schmitt, L., Fouillot, J.-P., Millet, G. P., Robach, P., Nicolet, G., Brugniaux, J., & Richalet, J.-P. (2008). Altitude, heart rate variability and aerobic capacities. *International Journal of Sports Medicine*, 29(4), 300-306. <https://doi.org/10.1055/s-2007-965355>
- Schmitt, L., Regnard, J., Desmarests, M., Mauny, F., Mourot, L., Fouillot, J.-P., Coulmy, N., & Millet, G. (2013). Fatigue shifts and scatters heart rate variability in elite endurance athletes. *PloS One*, 8(8), e71588. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0071588>
- Sedeaud, A., De Larochelambert, Q., Moussa, I., Brasse, D., Berrou, J.-M., Duncombe, S., Antero, J., Orhant, E., Carling, C., & Toussaint, J.-F. (2020). Does an Optimal Relationship Between Injury Risk and Workload Represented by the « Sweet Spot » Really Exist? An Example From Elite French Soccer Players and Pentathletes. *Frontiers in Physiology*, 11, 1034. <https://doi.org/10.3389/fphys.2020.01034>
- Selmi, Castellano, Levitt, Bouassida, & Ouergui. (2020). Effect of an intensified training period on well-being indices, recovery and psychological aspects in professional soccer players. *ResearchGate*. <https://doi.org/10.1016/j.erap.2020.100603>
- Selmi, O., Ouergui, I., Muscella, A., Levitt, D. E., Suzuki, K., & Bouassida, A. (2023). Monitoring mood state to improve performance in soccer players : A brief review. *Frontiers in Psychology*, 14, 1095238. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1095238>
- Selye, H. (1950). Stress and the General Adaptation Syndrome. *British Medical Journal*, 1(4667), 1383-1392.
- Soligard, T., Schwellnus, M., Alonso, J.-M., Bahr, R., Clarsen, B., Dijkstra, H. P., Gabbett, T., Gleeson, M., Hägglund, M., Hutchinson, M. R., Rensburg, C. J. van, Khan, K. M., Meeusen, R., Orchard, J. W., Pluim, B. M., Raftery, M., Budgett, R., & Engebretsen, L. (2016). How much is too much?

- (Part 1) International Olympic Committee consensus statement on load in sport and risk of injury. *British Journal of Sports Medicine*, 50(17), 1030-1041.
<https://doi.org/10.1136/bjsports-2016-096581>
- 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>
- Varley, M. C., Fairweather, I. H., & Aughey, R. J. (2012). Validity and reliability of GPS for measuring instantaneous velocity during acceleration, deceleration, and constant motion. *Journal of Sports Sciences*, 30(2), 121-127. <https://doi.org/10.1080/02640414.2011.627941>
- Wallace, Slattery, Lee K, Katie M, Coutts, & Aaron J. (2009, janvier). *The Journal of Strength & Conditioning Research*. https://journals.lww.com/nsca-jscr/fulltext/2009/01000/Use_of_RPE_Based_Training_Load_in_Soccer.00006.aspx
- Weaving, D., Dalton, N. E., Black, C., Darrall-Jones, J., Phibbs, P. J., Gray, M., Jones, B., & Roe, G. A. B. (2018). The Same Story or a Unique Novel? Within-Participant Principal-Component Analysis of Measures of Training Load in Professional Rugby Union Skills Training. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 13(9), 1175-1181. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2017-0565>
- Weaving, D., Marshall, P., Earle, K., Nevill, A., & Abt, G. (2014). Combining internal- and external-training-load measures in professional rugby league. *International Journal of Sports Physiology and Performance*, 9(6), 905-912. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2013-0444>
- Williams, S., West, S., Cross, M. J., & Stokes, K. A. (2017). Better way to determine the acute:chronic workload ratio? *British Journal of Sports Medicine*, 51(3), 209-210.
<https://doi.org/10.1136/bjsports-2016-096589>
- 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>

- Windt, J., & Gabbett, T. J. (2019). Is it all for naught? What does mathematical coupling mean for acute:chronic workload ratios? *British Journal of Sports Medicine*, 53(16), 988-990.
<https://doi.org/10.1136/bjsports-2017-098925>
- Winter, E. M., & and Maughan, R. J. (2009). Requirements for ethics approvals. *Journal of Sports Sciences*, 27(10), 985-985. <https://doi.org/10.1080/02640410903178344>
- Wu, J., Zhao, F., & Li, C. (2024). Analyzing activity and injury risk in elite curling athletes : Seven workload monitoring metrics from session-RPE. *Frontiers in Public Health*, 12.
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1409198>



ATTESTATION DE STAGE OU D'EMPLOI

(A TRANSMETTRE AU TUTEUR)

MASTER EOPS SEPHN – M 2

Option : Sport, Expertise, Performance de haut niveau

Année 2024 / 2025

ATTESTATION DE ☒ STAGE ou ☐ D'EMPLOI

Je soussigné,.....Enzo Hollville....., agissant en qualité de ...sport scientist...de la structure
...Pôle Olympique de Badminton..... et située 11 avenue du Tremblay.....

Certifie que (Nom et prénom du stagiaire/employé) :

ABGRALL Clara.....

Etudiant (e) à l'INSEP en convention avec l'Université de Paris Cité en Master EOPS SEPHN,

☒ A effectué un stage / ☐ Est employé (e) dans notre structure en qualité de (indiquer
fonction/poste rempli)

Sous la responsabilité de (nom prénom du tuteur-responsable) :

Hollville Enzo.....

Pendant la période du ...1^{er} octobre 2024.....au ...30 juin 2025.. pour une durée de 9 mois.

Il exerce ses responsabilités seul : NON

Si responsabilités dans une équipe (indiquer nombre et fonctions des personnes de l'équipe) :

Les responsabilités remplies par le stagiaire

En charge de la collecte et export des données de centrales inertielles au quotidien (2x par jour, 23 athlètes).

En charge de la récolte de données de formulaires post entraînement.

En charge de la rédaction de rapports de suivi de charge d'entraînement à destination des entraîneurs

Objectif du stage et principales missions confiées au stagiaire:/remplies par le salarié

En charge de la mise en place opérationnelle d'une stratégie de récolte de données d'entraînement pour réaliser le suivi de la charge d'entraînement et match interne et externe sur des athlètes élités du pôle Olympique de Badminton sur une saison complète.

En charge du développement et de la personnalisation de modèles et indicateurs de suivi de charge spécifique au badminton.

Appréciation du tuteur sur la qualité du travail effectué par le stagiaire / Avis motivé du directeur de stage :

Evaluation quantitative :

Nombre d'heures en présence du tuteur : 9 mois de collaboration, autonomie grandissante jusque 100% d'autonomie de Clara pour la récolte des données d'entraînement.

Nombre d'heures sur le terrain : 9 mois x 5 jours par semaine x ~3-4h par jour (~400h)

Durée totale estimée : ~800-900h

Evaluation qualitative :

Compétences développées au cours du stage (au regard de celles que le stagiaire n'avait pas en arrivant) :

- Connaissances en badminton de haut niveau
- Maîtrise des centrales inertielles pour la quantification de la charge externe
- Créations de rapport technique à destination des entraîneurs
- Staff support en compétition officielle
- Maîtrise du langage de programmation R (organisation, traitement et visualisation des données)

Comportement : Indiquer dans une échelle de 1(niveau le plus bas) à 5 (niveau le plus haut) le niveau de l'étudiant dans ces 4 critères :

Investissement : 5 Atteinte des objectifs : 5

Efficacité dans le travail : 5 Force de proposition : 4,5

Stage validé par le tuteur de stage : **oui** (*le stage ne pourra être validé si le minima d'heures n'a été réalisé*).

Si non à justifier :

Conseils à donner au stagiaire :

C'était un réel plaisir de collaborer avec toi cette année. Tu as su te rendre indispensable par ton investissement et ton positionnement humble et respectueux au sein de notre structure. Les entraîneurs et les athlètes ont apprécié ta disponibilité et ta fiabilité, sachant pouvoir compter sur toi en toute circonstance. Cette expérience témoigne de l'ensemble de tes compétences techniques et qualités humaines qui feront de toi une excellente professionnelle.

A titre personnel, je suis heureux que tu sois venu me voir en septembre dernier pour un stage au sein du pôle. Et je suis fier du chemin parcouru ensemble avec en point d'orgue un emploi en tant que sport

scientist à l'INSEP. Mais pas que, puisque nos athlètes participeront aux Championnats du Monde de Badminton à Paris fin aout. Une bonne occasion de se dire à bientôt pour de futures aventures professionnelles.

Fait à ...Paris.....le ...18/06/2025.....
(Cachet de la structure et signature du responsable de la structure ou du tuteur de stage)

A handwritten signature in black ink, consisting of several loops and a long horizontal stroke at the end.

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) : Abgrall Clara

Niveau :

☐ M1

☒ M2

Domaine :

☒ Accompagnement scientifique

☐ Conduite de projet en milieu fédéral

Fait à Paris

Le 18 juin 2025

Signature



Abstract :

Contexte : Le suivi de la charge d'entraînement est un levier clé pour optimiser la performance et prévenir les blessures dans les sports de haut niveau. Dans le badminton, les spécificités de l'activité et la densité compétitive rendent ce suivi complexe, en particulier en contexte de terrain.

Objectif : Évaluer l'apport d'indicateurs subjectifs (sRPE, bien-être) et de modèles dynamiques (ACWR, REDI) dans le suivi longitudinal de la charge d'entraînement chez des joueurs de badminton élite.

Méthode : Une étude observationnelle a été menée auprès de 23 athlètes du Pôle Olympique de l'INSEP sur une période de 188 jours. Les charges internes ont été quantifiées par le sRPE et croisées avec un questionnaire quotidien de bien-être. Deux modèles de charge (ACWR et REDI) ont été comparés. Une analyse complémentaire a porté sur la possibilité de substituer les RPE manquants des joueurs par ceux estimés par les entraîneurs.

Résultats : Le sRPE s'est révélé pertinent pour suivre les variations quotidiennes de charge. Le modèle REDI a montré une meilleure stabilité et une sensibilité accrue aux états de douleur musculaire par rapport à l'ACWR. Les RPE entraîneur ont offert une approximation acceptable des valeurs manquantes dans un cadre opérationnel.

Conclusion : L'intégration d'indicateurs subjectifs simples à un modèle dynamique robuste comme le REDI permet un suivi plus fiable et individualisé de la charge en badminton élite. Ce dispositif est adapté aux contraintes du terrain et constitue un outil d'aide à la décision pour les équipes d'encadrement.

Abstract :

Background: Training load monitoring is a key lever for optimizing performance and preventing injuries in elite sports. In badminton, the specific demands of the activity and the high competitive density make this monitoring particularly complex, especially in field-based contexts.

Objective: To evaluate the contribution of subjective indicators (sRPE, wellness) and dynamic models (ACWR, REDI) to the longitudinal monitoring of training load in elite badminton players.

Methods: An observational study was conducted over 188 days with 23 athletes from the Olympic Badminton Training Center at INSEP. Internal training load was quantified using the session-RPE method and cross-referenced with a daily wellness questionnaire. Two load models (ACWR and REDI) were compared. An additional analysis assessed the feasibility of substituting missing player RPE values with those estimated by coaches.

Results: The sRPE proved to be a relevant tool for tracking daily load variations. The REDI model demonstrated greater stability and higher sensitivity to muscular soreness compared to the ACWR. Coach-reported RPEs provided an acceptable approximation of missing values in a real-world operational setting.

Conclusion: The integration of simple subjective indicators with a robust dynamic model like REDI enables more reliable and individualized training load monitoring in elite badminton. This approach is well-suited to field constraints and serves as a practical decision-support tool for coaching staff.