

Estimation temps réel de la cadence de pagayage par autocorrélation glissante de signaux de force

Souébou BOURO¹, Mickaël LE GENTIL¹, Antoine COURTAY¹, Olivier BERDER¹, Guillaume NICOLAS², Nicolas BIDEAU²,

¹Université de Rennes, IRISA – Campus de Beaulieu, 35042 Rennes, France

²Université de Rennes 2, Laboratoire M2S, 35170 Bruz, France

Résumé – La cadence de pagayage est l’un des indicateurs essentiels pour l’analyse de la performance en kayak, mais son estimation en temps réel reste peu abordée par les systèmes embarqués actuels. Cette contribution propose une méthode robuste d’estimation de la cadence à partir du signal de force mesuré sur la pagaie. L’approche repose sur une fonction d’autocorrélation adaptée (ACF), appliquée à un signal prétraité et fusionné, et offre un compromis entre précision, efficacité énergétique et robustesse face aux variations individuelles. Validé sur ergomètre, le système, léger et ergonomique, présente une bonne corrélation avec les références mesurées, confirmant son potentiel pour une analyse de la performance en conditions réelles.

Abstract – Stroke rate is one of the key indicators for analyzing kayaking performance, yet its real-time estimation is rarely addressed by current embedded systems. This contribution presents a robust method to estimate stroke rate from force signals measured directly on the paddle. The approach is based on an adapted autocorrelation function (ACF), applied to preprocessed and fused data, and offers a balance between accuracy, energy efficiency, and robustness to individual variability. Validated on an ergometer, the lightweight and user-friendly system shows strong correlation with reference measurements, confirming its potential for real-world performance analysis.

1 Introduction

La performance en kayak dépend de nombreux facteurs liés au geste, à l’équipement et à la posture. Parmi eux, la mesure de la force sur la pagaie et l’estimation en temps réel de la cadence fournissent deux indicateurs clés, directement exploitables pour analyser le geste et adapter l’entraînement.

Si les ergomètres offrent un environnement de mesure contrôlé [1, 2], ils ne reproduisent que partiellement les conditions réelles de navigation. L’analyse vidéo 3D [8] permet de suivre le geste technique avec précision, mais demeure peu adaptée aux environnements extérieurs.

Pour répondre à ces limites, certaines solutions commerciales portables intègrent des capteurs embarqués permettant de mesurer la force, la cadence ou l’orientation de la pagaie [9, 6, 7]. Toutefois, elles présentent des contraintes notables : algorithmes propriétaires, absence de synchronisation avec d’autres capteurs (vitesse, cale-pied), ou accès limité aux données brutes.

Dans la littérature scientifique, à notre connaissance, aucune étude ne traite directement de l’estimation fiable et robuste de la cadence de pagayage. La majorité se concentre sur les profils de force [5, 14, 2]. D’autres travaux comparent la cadence à des métriques comme la puissance ou les données d’ergomètre [12], ou utilisent un métronome sonore [4], soulignant son importance sans proposer de méthode adaptée au temps réel. Par ailleurs, une estimation basée sur la détection de pics de force reste sensible aux variations interindividuelles (technique, niveau, environnement).

Dans ce contexte, nous proposons une méthode d’estimation temps réel reposant uniquement sur les signaux de force mesurés sur la pagaie, sans dépendance à un modèle utilisateur. L’algorithme repose sur l’identification de la fréquence fon-

damentale du signal via une fonction d’autocorrélation (ACF) adaptée aux spécificités du pagayage, intégrée dans un système embarqué léger et économe en énergie.

2 La fréquence fondamentale

L’estimation de la cadence repose sur l’identification de la fréquence fondamentale du signal de force mesuré sur la pagaie. Plusieurs approches sont possibles selon le domaine d’analyse considéré : temporel, fréquentiel ou hybride. Les méthodes fréquentielles (FFT, cepstre, spectre harmonique) [11] offrent une bonne précision pour les signaux stationnaires, mais leur coût computationnel élevé et leur sensibilité au bruit les rendent peu adaptées aux systèmes embarqués temps réel.

Les approches hybrides (transformée en ondelettes, Hilbert-Huang) permettent quant à elles d’analyser des signaux non stationnaires, mais requièrent une implémentation plus complexe.

À l’inverse, les méthodes temporelles sont plus légères et directement exploitables sur microcontrôleur. L’autocorrélation (ACF), l’Average Magnitude Difference Function (AMDF) et leurs variantes [10, 15] offrent un bon compromis entre précision, robustesse et efficacité.

Dans le contexte du kayak, où la cadence varie entre 30 et 180 coups par minute (SPM) et où les signaux sont bruités et non parfaitement périodiques, l’ACF a été retenue. Elle permet une détection robuste de la périodicité du signal de force tout en respectant les contraintes d’autonomie énergétique et de complexité algorithmique. L’ACF est ici adaptée à la dynamique spécifique du pagayage, avec un traitement par fenêtres glissantes, un filtrage léger et une détection optimisée du pic principal correspondant à la période fondamentale.

3 Méthodologie

3.1 Instrumentation de la pagaie

Le système de mesure développé repose sur deux modules embarqués (Fig 1-b) fixés de part et d'autre de la pagaie, chacun intégrant une jauge de contrainte collée à 65 cm du centre de la pale (Fig 1-a). La déformation mesurée est convertie en tension à l'aide d'un pont de Wheatstone et numérisée par un convertisseur analogique-numérique (ADC) 24 bits à 100 Hz. Une référence externe de 122 mV est utilisée pour adapter la pleine échelle aux faibles variations de résistance des jauges ($\pm 2 \Omega$).

Les modules sont compacts (52x28x15 mm, 15 g ($< 180g$ [12])), synchronisés grâce à un horodatage [3], et n'affectent pas l'équilibre ou la maniabilité de la pagaie. Les données sont transmises en temps réel vers une tablette en Bluetooth pour traitement logiciel.

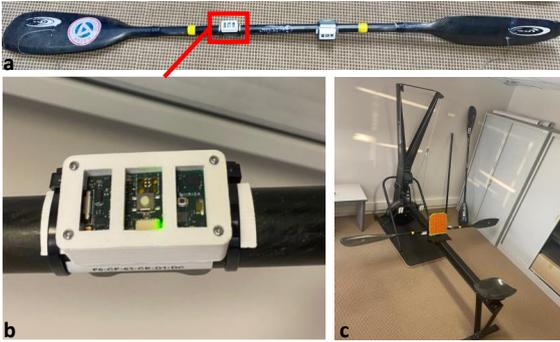


FIGURE 1 : Instrumentation de la pagaie : a) Pagaie instrumentée, b) Nœud capteur, c) Ergomètre.

3.2 Protocole d'évaluation

L'algorithme est conçu pour couvrir une plage de cadence allant de 30 à 180 SPM. Une première validation est réalisée à l'aide de signaux sinusoïdaux simulant différentes cadences (30 à 180 SPM par pas de 1 SPM), sur des fenêtres glissantes de 4 secondes avec recouvrement de 3,5 secondes.

Ensuite, des tests sont réalisés sur ergomètre (Fig 1-c) avec des athlètes à différentes intensités : Faible (LSR, 30-60 SPM), Modérée (MSR, 60-90 SPM), Élevée (HSR, 90-120 SPM) et Maximale (XSR, 120-180 SPM). Les estimations de cadence de notre système (mise à jour chaque 0.5 s) sont comparées aux cadences de l'ergomètre (mise à jour 0.4–0.7 s), après interpolation linéaire.

La performance de notre estimation de cadence est évaluée à l'aide du coefficient de corrélation de Pearson (r) et de l'erreur quadratique moyenne (RMSE).

4 Calcul de la cadence

Le signal de force mesuré par les jauges de contrainte sur chaque côté de la pagaie présente une périodicité liée à l'alternance des coups gauche et droit. L'algorithme repose sur l'analyse de cette périodicité en temps réel sur des fenêtres glissantes.

4.1 Prétraitement du signal

La Figure 2 illustre la chaîne de traitement du signal. Elle met en évidence l'effet du pré-traitement sur la lisibilité de la

périodicité du signal.

En effet, les données de force issues des capteurs gauche $F_g(t)$ et droit $F_d(t)$ (Fig 2-a) sont d'abord fusionnées (Fig 2-b) pour produire un signal unique :

$$F_{\text{fus}}(t) = \max(F_g(t), F_d(t)) \quad (1)$$

Cette approche permet de conserver les pics d'effort les plus représentatifs tout en simplifiant l'analyse.

Le signal est ensuite segmenté en fenêtres de 4 s avec recouvrement de 3,5 s, assurant la continuité temporelle. Un filtre exponentiel est appliqué à chaque fenêtre pour réduire le bruit (Fig 2-c) et pour un traitement temps réel à faible coût calculatoire :

$$\hat{x}(j) = \alpha x(j) + (1 - \alpha)\hat{x}(j - 1) \quad \text{pour } j = 2, 3, \dots, N \quad (2)$$

avec $\alpha = 0,1$, choisi empiriquement pour préserver les composantes basses fréquences liées à la cadence, tout en atténuant les fluctuations rapides dues au bruit.

4.2 Autocorrélation adaptée

Le signal filtré \hat{x} est recentré puis l'ACF est calculée et normalisée pour permettre la comparaison indépendante de l'amplitude du signal :

$$R_x(k) = \frac{\sum_{i=0}^{N-k-1} \hat{x}_c(i)\hat{x}_c(i+k)}{N-k} \quad (3)$$

où \hat{x}_c est le signal centré.

la Figure 3 compare l'ACF classique à notre approche optimisée avec bornes dynamiques. Afin de réduire le coût computationnel et se concentrer sur la plage de cadence d'intérêt ($C_{\min} = 30$ à $C_{\max} = 180$ SPM), notre analyse de l'autocorrélation est limitée à une plage de décalages $k \in [K_{\min}, K_{\max}]$ calculée dynamiquement selon la fréquence d'échantillonnage effective f_{eff} :

$$K_{\min} = \left\lfloor \frac{60 \cdot f_{\text{eff}}}{C_{\max}} \right\rfloor - 1, \quad K_{\max} = \left\lceil \frac{60 \cdot f_{\text{eff}}}{C_{\min}} \right\rceil + 1 \quad (4)$$

La fréquence f_{eff} est définie comme le nombre d'échantillons valides divisés par la durée de la fenêtre, tenant compte des pertes de données éventuelles. Un décalage de référence K_{ref} est aussi défini à partir d'une cadence typique C_{ref} , correspondant à un pagayeur intermédiaire (par exemple $C_{\text{ref}} = 80$ SPM) :

$$K_{\text{ref}} = \left\lfloor \frac{60 \cdot f_{\text{eff}}}{C_{\text{ref}}} \right\rfloor \quad (5)$$

La cadence est ensuite estimée à partir du premier pic significatif de l'ACF situé après $k = 0$, dont le décalage correspond à la période fondamentale τ_0 :

$$C = 60 \cdot \frac{f_{\text{eff}}}{\tau_0} \quad (6)$$

Pour optimiser le temps de traitement, la détection de pic commence à partir de K_{ref} (cadence > 80 SPM). Si un pic est détecté, le calcul s'arrête immédiatement. Sinon, la recherche est poursuivie progressivement vers K_{\max} , par pas équivalents à 5 SPM. Ces adaptations permettent de limiter le calcul aux décalages pertinents tout en préservant la précision

Des critères spécifiques sont ensuite appliqués pour valider les pics détectés.

Deux critères sont appliqués pour valider la détection :

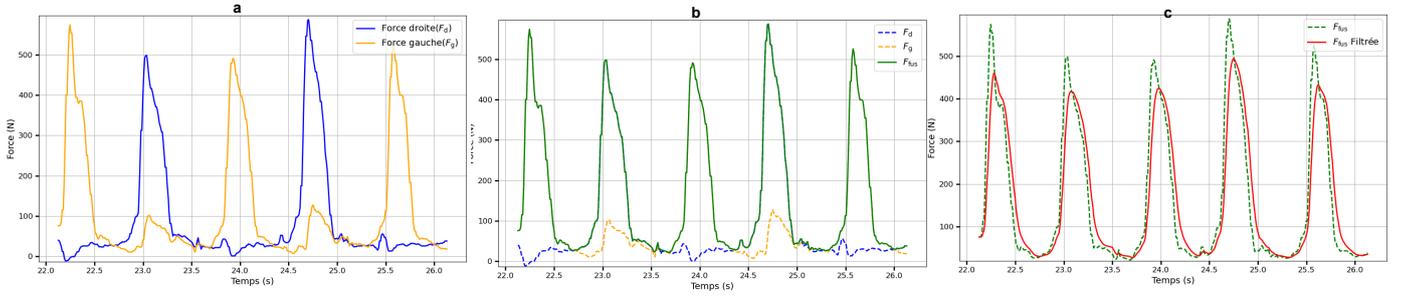


FIGURE 2 : Prétraitement du signal : a) Données brutes, b) après fusion (courbe verte), c) après filtrage (courbe rouge).

- le minimum de l'ACF doit être négatif ($R_{x,\min} < 0$), indiquant une alternance correcte gauche/droite,
- le pic détecté doit être strictement positif ($R_{x,\text{peak}} > 0$), pour assurer une corrélation significative.

En cas d'incertitude, l'algorithme conserve la dernière cadence valide, évitant ainsi les oscillations erratiques.

L'approche est ainsi bien adaptée aux contraintes des systèmes embarqués sportifs, peu sensible aux variations individuelles avec des performances stables sur une large plage de cadences.

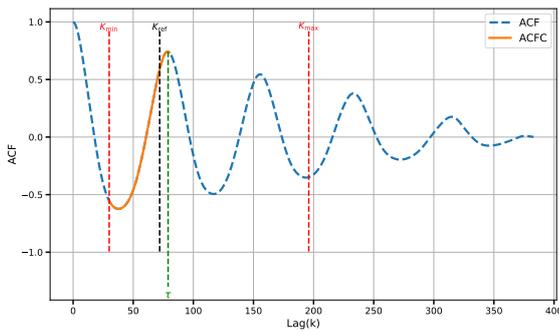


FIGURE 3 : Comparaison entre l'ACF classique et notre version avec ajustements dynamiques (ACFC).

5 Résultats et discussion

5.1 Validation sur signaux sinusoïdaux

Pour évaluer les performances de l'algorithme sur toute la plage de cadences (30 à 180 SPM), de manière indépendante du bruit ou des variations techniques, des signaux sinusoïdaux contrôlés ont été générés selon l'équation :

$$s(t) = f_x + f_x \cdot \sin\left(2\pi \cdot \frac{C}{60} \cdot t\right) \quad (7)$$

où C est la cadence cible en SPM et $f_x = 110N$.

Pour chaque cadence, l'estimation est effectuée sur cinq fenêtres glissantes de 4 s espacées de 0,5 s, afin d'évaluer la stabilité temporelle de l'algorithme.

Les résultats (Fig 4) montrent une très bonne concordance entre la cadence réelle (C_{re}) et la cadence estimée (C_{est}) jusqu'à 100 SPM. Au-delà, des oscillations apparaissent dans C_{est} , traduisant une perte progressive de résolution. Ces erreurs deviennent plus marquées au-dessus de 140 SPM, avec un écart pouvant atteindre ± 2 SPM.

Ce phénomène s'explique par la réduction de l'intervalle entre périodes estimables (ΔT_{ACF}) (cf. courbe verte de la figure) à haute cadence, diminuant la granularité de l'estimation. À 100 Hz, certaines cadences proches produisent la même période entière. Par exemple, les SR de 164, 165, 167 et 168 SPM donnent toutes $\tau \approx 36$, rendant leur différenciation impossible.

Cette erreur de ± 1 SPM dans les HSR et ± 2 SPM dans les XSR (environ 3% d'erreur) reste tolérable dans notre contexte. Deux améliorations compatibles avec l'embarqué sont envisageables : (i) augmenter la fréquence d'échantillonnage, ou (ii) appliquer une interpolation locale autour du pic de l'ACF pour estimer une période non entière.

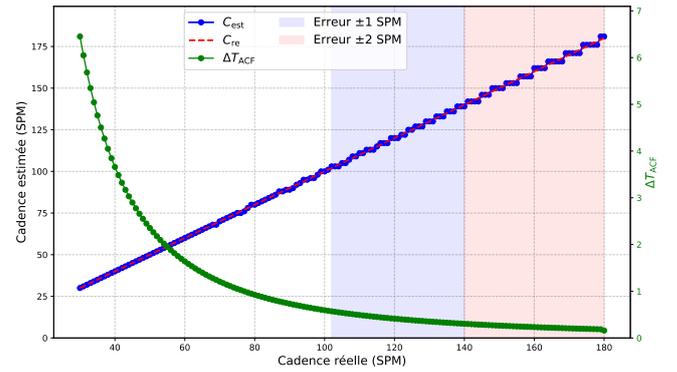


FIGURE 4 : Comparaison entre cadence réelle (C_{re}) et estimée (C_{est}) avec signal sinusoïdal.

5.2 Validation expérimentale sur ergomètre

La table 1 présente la moyenne des résultats des tests sur ergomètre. Des écarts initiaux de cadence sont observés lors des premiers coups (1–5), probablement liés à l'accélération du volant d'inertie, connue pour fausser les mesures de l'ergomètre [13]. Ces coups ont été exclus de l'analyse. En effet, On observe une forte corrélation (r entre 0,89 et 0,97) et des RMSE compris entre 3,26 et 7,40 SPM selon les plages de cadence. Les écarts les plus importants apparaissent aux hautes cadences, cohérentes avec la perte de résolution évoquée précédemment.

TABLE 1 : Moyennes des résultats de performance pour un athlète professionnel

Condition	Corrélation r	RMSE (SPM)
LSR	0,93	3,65
MSR	0,97	3,26
HSR	0,89	7,36
XSR	0,92	7,40

La Figure 5 illustre la dynamique de la force enregistrée et l'évolution des cadences estimées comparées à celles de l'ergomètre. Globalement, le système fournit des estimations précises, stables et compatibles avec les exigences d'analyse de performance. La méthode se montre robuste sans nécessiter d'ajustement individuel ni connaissance a priori du niveau technique.

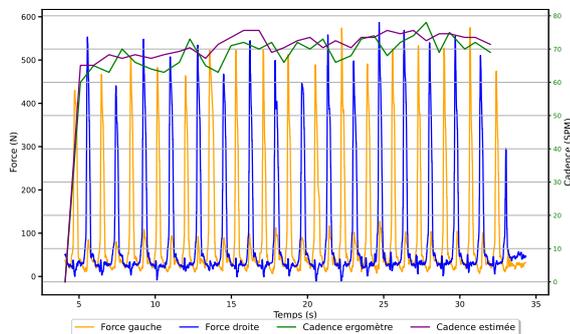


FIGURE 5 : Force mesurée par la pagaie instrumentée et comparaison des cadences estimées avec celles de l'ergomètre.

6 Conclusion

Nous avons présenté un système embarqué permettant d'estimer en temps réel la cadence de pagayage à partir de capteurs de force positionnés sur la pagaie. L'algorithme repose sur une fonction d'autocorrélation (ACF) adaptée, combinée à une chaîne de prétraitement légère et optimisée pour un traitement sur microcontrôleur.

La méthode est robuste, et ne dépend d'aucun paramètre utilisateur. Les tests sur signaux sinusoïdaux ont permis de caractériser la résolution en fonction de la cadence. Les expérimentations sur ergomètre, menées à différentes cadences, ont confirmé la fiabilité des estimations, avec une forte corrélation aux données de référence.

Ce système ouvre des perspectives pour l'analyse de la performance en kayak, en particulier en conditions réelles sur l'eau. Les travaux futurs viseront à intégrer d'autres capteurs (orientation, vitesse, force sur le cale-pied).

7 Remerciements

Ce travail a été réalisé en collaboration entre les laboratoires IRISA et M2S, avec le soutien de la Fédération Française de Canoë-Kayak (FFCK) et des entraîneurs associés. Les auteurs remercient Rémy Masson (Sport Bretagne), Hermann Le Marec et Guillaume Berge (FFCK) pour leurs conseils précieux. Ce projet a été soutenu par l'ANR dans le cadre du programme PIA EUR DIGISPORT (ANR-18-EURE-0022).

Références

- [1] Mickaël BEGON, Floren COLLOUD et Patrick LACOUTURE : Measurement of contact forces on a kayak ergometer with a sliding footrest-seat complex. *Sports engineering*, 11:67–73, 2009.
- [2] Pedro BONITO, Miguel SOUSA, Fernando José FERREIRA, Jorge Fonseca JUSTO et Beatriz GOMES : Magnitude and shape of the forces applied on the foot rest and paddle by elite kayakers. *Sensors*, 22(4):1612, 2022.
- [3] Antoine COURTAY, Mickaël LE GENTIL, Olivier BERDER, Arnaud CARER, Pascal SCALART et Olivier SENTIEYS : Zyggye : A wireless body area network platform for indoor positioning and motion tracking. In *2018 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, pages 1–5, 2018.
- [4] Beatriz GOMES, Nuno V RAMOS, Filipe AV CONCEIÇÃO, Ross H SANDERS, Mário AP VAZ et João Paulo VILAS-BOAS : Paddling force profiles at different stroke rates in elite sprint kayaking. *Journal of Applied Biomechanics*, 31(4):258–263, 2015.
- [5] Beatriz GOMES, Nuno VIRIATO, Ross SANDERS, Filipe CONCEIÇÃO, João Paulo VILAS-BOAS et Mário VAZ : Analysis of the on-water paddling force profile of an elite kayaker. In *ISBS(International Symposium on Biomechanics in Sports)-conference proceedings archive*, 2011.
- [6] Stéphane HOCQUINGHEM : In Available online : <https://sup-passion.com/analyser-optimiser-mouvement-pagaie-motionize/>, Accessed : 2025-02-25.
- [7] Allegro KAYAK : In Available online : <https://shorturl.at/lmoCS>, Accessed : 2025-02-25.
- [8] Eloisa LIMONTA, Roberto SQUADRONE, Renato RODANO, Alberto MARZEGAN, Arsenio VEICSTEINAS, Giampiero MERATI et Massimiliano SACCHI : Tridimensional kinematic analysis on a kayaking simulator : key factors to successful performance. *Sport Sciences for Health*, 6:27–34, 2010.
- [9] PADDLEMATE : In Available online : <https://thepaddle-mate.com/>, Accessed : 2025-02-25.
- [10] Lawrence RABINER, Md CHENG, A ROSENBERG et C MCGONEGAL : A comparative performance study of several pitch detection algorithms. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 24(5):399–418, 1976.
- [11] Ronald W SCHAFER et Lawrence R RABINER : System for automatic formant analysis of voiced speech. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 47(2B):634–648, 1970.
- [12] Dennis STURM, Khurram YOUSAF et Martin ERIKSSON : A wireless, unobtrusive kayak sensor network enabling feedback solutions. In *International Conference on Body Sensor Networks*, pages 159–163, 2010.
- [13] Gunnar TREFF, Lennart MENTZ, Benjamin MAYER, Kay WINKERT, Thomas ENGLEDER et Jürgen M STEINACKER : Initial evaluation of the concept-2 rowing ergometer's accuracy using a motorized test rig. *Frontiers in Sports and Active Living*, 3:801617, 2022.
- [14] Gergely VADAI, Zoltán GINGL, Róbert MINGESZ et Gergely MAKAN : Performance estimation of kayak paddlers based on fluctuation analysis of movement signals. In *International Conference on Noise and Fluctuations (ICNF)*, pages 1–4, 2013.
- [15] Yu-Min ZENG, Zhen-Yang WU, Hai-Bin LIU et Lin ZHOU : Modified amdf pitch detection algorithm. In *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, volume 1, pages 470–473, 2003.