



HAL
open science

Co-Apprentissage Humain-Machine : Cas d'Étude en Acquisition de Compétences Motrices

Vaynee Sungeelee, Antoine Loriette, Olivier Sigaud, Baptiste Caramiaux

► **To cite this version:**

Vaynee Sungeelee, Antoine Loriette, Olivier Sigaud, Baptiste Caramiaux. Co-Apprentissage Humain-Machine : Cas d'Étude en Acquisition de Compétences Motrices. 2023. hal-04014981

HAL Id: hal-04014981

<https://hal.science/hal-04014981v1>

Preprint submitted on 5 Mar 2023

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

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

Co-Apprentissage Humain-Machine : Cas d'Étude en Acquisition de Compétences Motrices

Human-Machine Co-Learning: Case Study of Motor Skill Acquisition

VAYNEE SUNGEELEE, Sorbonne Université, CNRS, ISIR, France

ANTOINE LORIETTE, Sorbonne Université, CNRS, ISIR, France

OLIVIER SIGAUD, Sorbonne Université, CNRS, ISIR, France

BAPTISTE CARAMIAUX, Sorbonne Université, CNRS, ISIR, France

Previous research on motor learning has examined the effects of various training schedules on learning performance. If more practice improves learning, the practice must be tailored to the learner's skill level. One approach is to design interactive learning support systems that adapt to the learner. However, when it comes to the design of such systems, there seems to be a lack of theoretical results regarding the mechanisms of adaptation. Here, we investigate the effects of real-time personalization of practice through a Multi-Armed Bandit (MAB) algorithm. We conducted a controlled laboratory study with a simple motor task involving pointing movements where the wrist drives a cursor in a channel. We show that the MAB algorithm outperforms standard algorithms by effectively reducing movement variability and that this adaptation homogenises learners' skills. These results have theoretical implications that allow us to inform the design of interactive learning support systems.

CCS Concepts: • **Human-centered computing** → **Human computer interaction (HCI)**; • **Computing methodologies** → **Reinforcement learning**; • **Applied computing** → **Computer-assisted instruction**.

Additional Key Words and Phrases: Interactive Learning, Curriculum Learning, Skill Acquisition, Intelligent Tutoring System

Des recherches antérieures sur l'apprentissage moteur ont étudié les effets de divers programmes d'entraînement sur les performances d'apprentissage. Si le fait de s'entraîner davantage améliore l'apprentissage, l'entraînement doit être adapté au niveau de compétence de l'apprenant. Une approche est de concevoir des systèmes interactifs d'aide à l'apprentissage qui s'adaptent à l'apprenant. Seulement, la conception de tels systèmes semble manquer de résultats théoriques sur les mécanismes d'adaptation. Ici, nous étudions les effets d'une personnalisation en temps-réel de la pratique par le biais d'un algorithme MAB (Multi-Armed Bandit). Nous avons conduit une étude contrôlée en laboratoire avec une tâche motrice simple impliquant des mouvements de pointage où le poignet pilote un curseur dans un canal. Nous montrons que l'algorithme MAB surpasse les algorithmes standards en réduisant efficacement la variabilité du mouvement et que cette adaptation rend homogène les compétences des apprenants. Ces résultats ont des implications théoriques qui nous permettent d'éclairer la conception de systèmes interactifs d'aide à l'apprentissage.

Mots-clés additionnels : Apprentissage Interactif, Apprentissage de Curriculum, Acquisition de Compétences, Système de Tutorat Intelligent

Reference:

IHM '23, April 3-6, Troyes, France This is the author's draft version of the work. It is posted here for your personal use. Not for distribution. The definitive version of record was published in IHM '23: Proceedings of the 34th Conference on l'Interaction Humain-Machine. ISBN 978-1-4503-9825-1 <https://doi.org/10.1145/3583961.3583977>

1 INTRODUCTION

L'apprentissage humain par le biais des systèmes interactifs est central en Interactions Humain-Machine (IHM) et fait l'objet de recherches actives [1, 19]. Un objectif est de concevoir des systèmes d'aide à l'apprentissage qui s'adaptent à l'apprenant. Ces systèmes

2023. Manuscript submitted to ACM

sont appelés Systèmes Tutoriels Intelligents (STI) [12, 21]. Bien que ces systèmes aient été utilisés pour des tâches cognitives, les STI dans le domaine de l'apprentissage moteur restent marginaux [8]. La conception de tels systèmes semble manquer de résultats théoriques sur la manière de faciliter les mécanismes d'apprentissage moteur, bien que les applications soient nombreuses en réhabilitation motrice ou pour l'aide à l'acquisition de compétences. Dans cet article, nous proposons d'explorer certains mécanismes fondamentaux de l'apprentissage moteur afin d'éclairer la conception de tels systèmes.

Un mécanisme établi dans la littérature sur l'apprentissage moteur est l'effet de l'interférence contextuelle sur l'apprentissage [26]. L'effet d'interférence contextuelle (effet CI) suggère qu'ajouter de la variabilité dans l'ordre auquel sont données des tâches motrices à l'apprenant permet d'améliorer l'apprentissage. Cette technique a été testée dans des cas d'acquisition de compétences complexes comme la musique, le sport ou l'écriture manuscrite. Toutefois, cette dernière technique est limitée dans la mesure où elle ne tient compte ni de la difficulté de chaque tâche ni du niveau de compétence de l'apprenant. En d'autres termes, elle n'inclut pas d'interaction entre les mécanismes d'adaptation de la tâche et les performances de l'utilisateur apprenant. En effet, la variabilité créée en CI est typiquement issue de perturbations aléatoires de la tâche à apprendre [24], alors qu'un apprentissage optimal dépend de la difficulté de la tâche et du niveau de compétence de l'apprenant [18]. L'apprentissage est optimal lorsque la tâche n'est ni trop dure ni trop simple pour les compétences courantes de l'apprenant. Cette configuration est appelée le "point de défi" (*challenge point* en anglais [18]). Récemment, la recherche en apprentissage cognitif a étudié l'adaptation de la pratique au point de défi des apprenants, dans le but de créer des programmes d'études adaptés à chaque apprenant [10].

D'un point de vue du système, l'adaptation automatique du point de défi de l'apprenant peut être vu comme la sortie d'un algorithme interactif créant un curriculum adapté à l'apprenant. En apprentissage machine, l'apprentissage de curriculum a reçu un certain intérêt afin d'accélérer l'apprentissage d'agents autonomes sur une tâche cible en les entraînant à effectuer des tâches de plus en plus complexes. Cette technique a été utilisée dans le cadre de l'apprentissage machine supervisé [4, 17] ainsi que l'apprentissage par renforcement [14], mais peu d'utilisations existent dans le cas d'interaction avec des utilisateurs apprenants. Clement et al. [10] a utilisé cette technique pour la personnalisation de curriculum d'apprentissage dans les technologies de l'éducation afin de répondre aux problèmes de manque de temps pour la pratique, de motivation dans l'apprentissage et de la diversité des apprenants. Cependant, son application pour l'acquisition de compétences motrices reste peu étudiée [9, 29].

Dans cet article, nous proposons une approche d'apprentissage d'un curriculum qui permet à un Système Tutoriel Intelligent (STI) de proposer des tâches dont la difficulté dépend des compétences de l'apprenant. En particulier, nous explorons l'apprentissage de curriculum en utilisant un algorithme Multi-Armed Bandit, où la fonction de récompense, utilisée dans le choix des tâches à proposer à l'apprenant, se base sur une mesure d'apprentissage moteur. Notre but est de tester si cette approche améliore l'apprentissage en comparaison avec les approches basées sur l'interférence contextuelle, où les tâches sont tirées aléatoirement. Notre contribution s'insère ainsi dans une approche plus générale en interaction computationnelle de l'IHM, qui fait appel à l'automatisation pour mieux comprendre certains phénomènes de l'interaction et aider à la conception des systèmes [23]. Ici, les résultats théoriques ont des implications importantes, notamment dans un cadre de réhabilitation, où il est important d'adapter l'entraînement au niveau de compétence du patient, car chaque patient a ses propres difficultés.

L'article est structuré de la manière suivante. Dans la prochaine section, nous reportons les travaux précédents sur des programmes d'apprentissage adaptatifs dans le contexte de l'apprentissage moteur. Ensuite, nous présentons le protocole expérimental afin de tester la méthode choisie, en comparaison avec l'interférence contextuelle et une méthode de l'état de l'art. Nous présentons les résultats en utilisant plusieurs mesures d'évaluation de l'apprentissage et discutons les résultats au regard des travaux de l'état de l'art.

2 ÉTAT DE L'ART

Les objectifs principaux des Systèmes Tutoriels Intelligents sont de suggérer des activités éducatives en fonction du profil de l'apprenant et d'évaluer ses performances [20]. L'un des défis de la conception de Systèmes Tutoriels Intelligents destinés à l'apprentissage de tâches motrices est d'identifier des stratégies afin de créer des curricula de tâches en temps réel à partir de données observées. Une approche est de fonder ces stratégies sur des résultats théoriques en apprentissage moteur.

2.1 Effet de la variabilité dans l'apprentissage moteur

La recherche sur l'apprentissage moteur a montré que, pour des tâches simples, le fait de varier une tâche pendant l'entraînement pourrait faciliter l'adaptation motrice et l'apprentissage d'une nouvelle compétence [6, 25, 26, 31]. En d'autres termes, en pratiquant plusieurs variations d'une tâche motrice, on peut réaliser plus efficacement d'autres tâches motrices qui partagent des similitudes structurelles. Cette théorie a été testée dans des contextes d'apprentissage implicite [30], appliquée à des sports, comme le service au volley-ball [28], à la technique d'un instrument de musique, comme les sauts d'intervalle de la main gauche dans la technique du piano [3], et à l'apprentissage de séquences suivant un tempo au piano [7]. Ces travaux ont étudié les effets de la variabilité des tâches sur l'apprentissage, mais n'impliquent pas de mécanismes d'adaptation de cette variabilité en fonction de la performance des apprenants.

2.2 Adaptation de la difficulté d'une tâche motrice par rapport à l'erreur de performance

Dans la littérature, la plupart des travaux ont abordé les limites de la pratique aléatoire par le biais d'algorithmes capables d'ajuster la difficulté de la tâche à l'apprenant en utilisant l'erreur de performance comme métrique. Choi et al. [9] ont étudié l'adaptation de la difficulté des tâches dans une pratique au travers de deux algorithmes adaptatifs. Le premier algorithme adapte le nombre d'essais, en allouant davantage d'essais aux tâches dont les performances sont les plus faibles, tandis que le second algorithme adapte la difficulté en fonction de l'erreur de performance. Ils ont montré que si les deux algorithmes étaient plus performants que le programme aléatoire dans un test de rétention différée, c'est l'adaptation du nombre d'essais qui a le plus amélioré les performances. Néanmoins, dans leur étude, Choi et al. ont utilisé la performance moyenne des participants pour déterminer les règles d'adaptation de la difficulté des tâches, au lieu de règles personnalisées. Wadden et al. [29] ont ensuite exploré l'idée d'une stratégie personnalisée en comparaison à l'effet de l'interférence contextuelle. Pour une tâche de jumelage qui exigeait de faire correspondre des formes sur l'écran, ils ont conclu qu'une stratégie personnalisée avec une interférence contextuelle élevée optimise le défi et améliore l'apprentissage moteur.

Dans ces travaux de recherche, la performance moyenne des participants est calculée à partir d'un pré-test ou d'une étude antérieure et non pas durant l'apprentissage, afin d'améliorer son estimation. Ces approches sont donc limitées, car l'adaptation n'est pas faite en temps réel tout au long de la phase d'apprentissage.

2.3 Apprentissage de curriculum

De nouvelles approches, issues de l'apprentissage par renforcement, ont été proposées pour sélectionner automatiquement des actions pédagogiques dans un STI. Ces travaux se basent sur des algorithmes Multi-Armed bandit (MAB), utilisés dans les systèmes de recommandation pour leur capacité à s'adapter rapidement aux spécificités de chaque apprenant. Le MAB est un exemple d'apprentissage par renforcement qui se propose d'explorer différentes options possibles (les "bras" du bandit) dans l'optique de maximiser les récompenses accumulées au cours du temps. Dans le cas des STI, le problème formalisé suppose qu'un agent tuteur doit planifier des tâches pédagogiques discrètes à chaque pas de temps. Ainsi le MAB représente ce tuteur, où le nombre de bras correspond au nombre de tâches discrètes. L'objectif est de maximiser la récompense de l'apprenant en explorant une situation pédagogique non testée ou en exploitant une situation pédagogique ayant une récompense élevée. La récompense peut être calculée en fonction de la réussite dans les tâches effectuées ou, comme cela a été montré dans les modèles récents d'apprentissage intrinsèquement motivé s'inspirant de la psychologie du développement humain, son progrès dans l'apprentissage [22].

Dans le travail de Clément et al. [10] l'algorithme MAB a été utilisé dans un Système Tutoriel Intelligent pour enseigner la décomposition des nombres aux enfants. Clément et al. [10] ont proposé deux algorithmes qui se distinguaient par l'utilisation de plus ou moins de connaissances du sujet. L'algorithme *RiARiT* utilisait les informations sur la difficulté des activités tandis que l'algorithme *ZPDES* avait besoin de moins d'informations pour planifier des activités. Dans les deux cas, un schéma pédagogique fourni par un enseignant permettait à l'algorithme MAB d'exploiter les activités de manière optimale. Les activités étaient planifiées en fonction de la progression de l'apprentissage de l'apprenant. Ils ont montré que, même sans utiliser explicitement un modèle de l'apprenant, les programmes générés étaient plus performants qu'un programme manuel créé par un enseignant et que les élèves étaient plus motivés pour terminer les activités d'apprentissage.

Le MAB a aussi été utilisé pour sélectionner le type de feedback à présenter à l'apprenant lors de l'apprentissage d'une tâche motrice. Frenoy et al. [16] ont proposé un système qui utilise un algorithme de MAB pour optimiser le feedback de chaque geste effectué par l'apprenant lors d'une formation en calligraphie. Pour pouvoir inspecter la co-évolution de l'interaction entre un apprenant dans un état donné et l'action choisie, Frenoy et al. [16] ont proposé un méta-modèle composé d'un modèle de l'apprenant et de son environnement d'apprentissage. Un environnement correspondait à une combinaison d'actions pédagogiques. Le but était de sélectionner des actions optimales à chaque apprenant pour chaque geste effectué. Une action était sélectionnée en fonction des gains obtenus lors des interactions précédentes. Un test d'évaluation a montré des performances supérieures pour la condition curriculum adaptatif par rapport à une condition de curriculum manuellement défini par un expert. Des travaux plus récents ont employé le MAB pour sélectionner la difficulté des scénarios d'apprentissage selon les compétences de l'apprenant [5].

Dans ce papier, comme Frenoy et al. [16], nous explorons le MAB dans le contexte d'une tâche motrice, mais notre approche diffère de celle de Frenoy et al. sur plusieurs points. Premièrement, nous étudions l'effet de l'apprentissage en prenant en considération les métriques de l'apprentissage moteur. Plus spécifiquement, nous cherchons à créer une stratégie d'apprentissage moteur qui soit capable de personnaliser la difficulté pour chaque apprenant en lui proposant une tâche adaptée. Notre but est de comparer cette approche à d'autres stratégies de référence, fondées sur des résultats théoriques en apprentissage moteur (par exemple une stratégie aléatoire qui maximise l'interférence contextuelle). Deuxièmement, Frenoy et al. ont utilisé le MAB pour choisir un type de feedback à fournir pour chaque geste effectué par l'apprenant, tandis que dans notre cas, le MAB est utilisé pour choisir directement la tâche motrice à effectuer. Finalement, l'approche de Frenoy et al. sous-entend qu'un modèle expert est disponible pour pouvoir le comparer à celui de l'apprenant. Ce modèle n'étant pas toujours accessible dans l'apprentissage moteur, il nous a semblé opportun de chercher une stratégie plus générale.

3 MÉTHODE

Dans cette section, nous reportons le protocole expérimental utilisé dans cet article, qui a été au préalable approuvé par le comité d'éthique de la recherche de Sorbonne Université.

3.1 Participants

Nous avons recruté 36 participants, parmi lesquels 21 s'identifiaient en tant qu'hommes, 14 en tant que femmes et 1 personne en tant que non binaire. Nous comptons 3 gauchers et 33 droitiers. Les participants étaient âgés en moyenne de 18-24 ans. et ne présentaient aucun handicap moteur ou cognitif. Ils ont été recrutés au sein de Sorbonne Université par voie de courriel ou sollicitation dans l'enceinte de l'Université. Avant de participer à l'étude, les participants ont signé un formulaire de consentement et chaque participant pouvait arrêter l'expérience lorsqu'il ou elle le désirait.

3.2 Tâche

La tâche motrice choisie pour l'expérience correspond à effectuer un mouvement du poignet de telle manière à garder la trajectoire dans un canal d'une épaisseur donnée. La Figure 1 illustre la tâche utilisée dans l'expérience. Le mouvement du poignet contrôle un curseur visualisé sur un écran par le participant. À chaque essai, le participant place le curseur vers la partie gauche du demi-cercle (Figure 1, 1.). Une fois sur cette zone, un signal sonore ainsi que visuel (la zone devient verte) indique au participant qu'il peut commencer à effectuer le geste (Figure 1, 2.). Par le mouvement du poignet, le participant amène le curseur dans la zone droite et il n'y a pas de retour visuel de la trajectoire du curseur sur l'écran avant cet instant (Figure 1, 3. et 4.). Une fois la zone de droite atteinte (Figure 1, 5.), le participant reçoit un retour visuel sur la qualité de sa trajectoire : la trajectoire est noire lorsqu'elle est dans le canal et rouge lorsqu'elle est à l'extérieur (Figure 1, 6). Les scores de performance n'étaient pas affichés pendant l'expérience. Le temps de mouvement, désigné comme T dans la suite, était constant ; le début et la fin du mouvement étaient indiqués par un signal sonore. Cependant, les dépassements n'étaient pas pénalisés. Pour changer la difficulté de la tâche, nous avons manipulé l'épaisseur du canal (Figure 2). Le diamètre était constant. Cette tâche est inspirée par les travaux de Shmuelof et al. [27]. Les participants devaient apprendre à effectuer un mouvement du poignet suivant un plan vertical et les mouvements étaient affichés à l'écran en 2D uniquement. Pour

limiter l'exploration des degrés de liberté durant l'apprentissage, le poignet du participant était contraint, car il était placé dans une attelle utilisée pour restreindre l'avant-bras du participant.

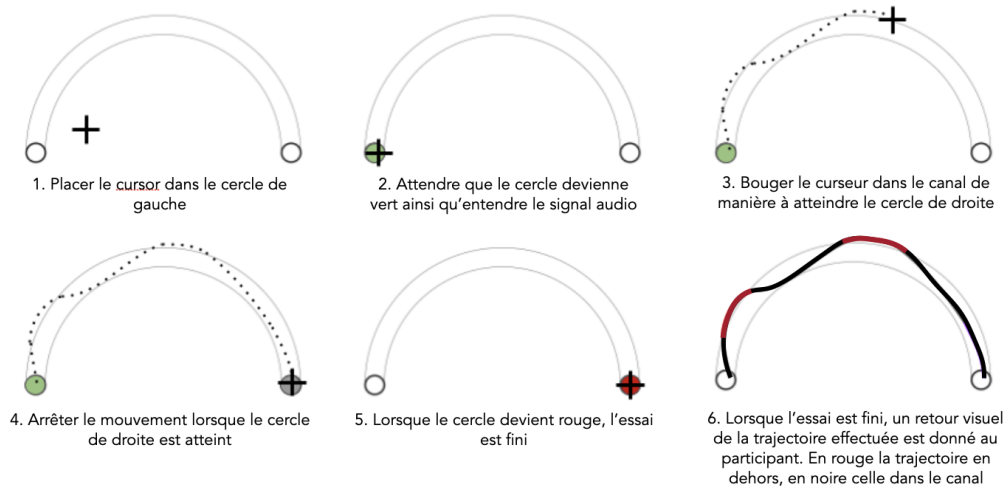


FIG. 1. étapes impliquées dans un essai de l'expérience. Après le signal vert dans le cercle le plus à gauche, le participant peut commencer à tracer la trajectoire en utilisant le curseur. Le participant cherche à garder la trajectoire à l'intérieur du canal et s'arrête dans le cercle le plus à droite. Le retour visuel sur la trajectoire est représenté par une trace rouge si la trajectoire est en dehors du canal et noire sinon.

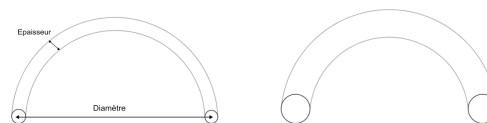


FIG. 2. Deux exemples de la tâche lors de l'entraînement : l'épaisseur du canal était manipulé pour changer la difficulté

3.3 Appareillage

La Figure 3 illustre l'appareillage utilisé. Les participants étaient assis à une table équipée d'un tracker de mouvement et d'un écran. Les participants passaient leur bras non dominant dans une attelle, adaptée à la taille de leur poignet pour plus de confort. L'attelle a été utilisée pour restreindre l'avant-bras du participant en pronation et en supination. L'attelle n'empêchait pas totalement les mouvements du participant, mais limitait la gamme de mouvements, en particulier la dépendance aux mouvements de l'avant-bras. Chaque participant avait dans la main un feutre sur lequel était fixé un marqueur optique. Avec le feutre en main, ils devaient tracer une trajectoire sur l'écran de manière à ce que celle-ci reste autant que possible à l'intérieur d'un canal. Leur mouvement était capturé par une caméra infrarouge (Optitrack v120) et dessiné sur l'écran comme feedback visuel. La relation entre le marqueur réfléchissant et la position du curseur sur l'écran était effectuée avec une projection du marqueur sur un plan perpendiculaire à l'avant-bras du participant. L'origine était choisie comme étant la position de repos du participant et les coordonnées étaient mises à l'échelle

en valeurs de pixels de sorte que le mouvement nécessaire pour passer d'un côté à l'autre du canal soit de l'ordre du centimètre. L'écran avait un taux de rafraîchissement de 144Hz. Finalement, un signal audio était donné afin de faire savoir au participant que le temps imparti pour effectuer le geste était écoulé. Nous avons réalisé l'expérience sur une machine dédiée et utilisé la bibliothèque Marcelle [15] pour implémenter l'application en JavaScript, qui était lancée via un navigateur web.



FIG. 3. Appareillage utilisé pour l'étude. La main des participants est maintenue dans une attelle. Cette main tient un feutre avec un marqueur, qui est capté par une caméra infrarouge. Le marqueur contrôle un curseur visualisé sur l'écran.

3.4 Conditions

Dans cette section, nous présentons les trois conditions testées dans l'étude. Ces conditions portent sur la planification des tâches motrices pendant la phase d'entraînement. Dans la suite, ces conditions seront appelées PROGRAMME, sous-entendu *programme d'entraînement*.

Apprentissage de Curriculum (CL) Cette condition met en œuvre l'algorithme de planification basé sur les travaux de Clément et al. [10]. Elle utilise un Multi-Armed Bandit (avec $K = 7$ bras) pour sélectionner les tâches qui sont susceptibles de produire la meilleure progression d'apprentissage. La récompense est la progression de l'apprentissage. Elle est calculée comme la différence absolue de la mesure de performance entre les blocs consécutifs de la même tâche. Elle s'adapte donc en temps réel à la performance de l'apprenant. Une stratégie *SoftMax* est utilisée pour favoriser la sélection des tâches ayant la plus grande progression d'apprentissage actuelle. Formellement, si on note t , le nombre d'essais effectué (nombre d'itérations); K , le nombre de tâches; w_t , l'estimation de la récompense de chaque tâche; γ, β, η , le paramètre d'exploration, et les poids des mises à jour; l'algorithme peut s'écrire ainsi :

- *Etape 1.* Le vecteur w_t est initialisé de manière aléatoire (suivant une distribution uniforme)
- *Etape 2.* La distribution $P(t)$ à l'instant t sur les tâches est calculée ainsi :

$$P(t) = \frac{\exp(w_t^y)}{\sum_1^K \exp(w_t^y)}$$

- *Etape 3.* Une tâche est choisie en fonction de la distribution $P(t)$. La récompense r est la différence absolue de la performance entre les d derniers essais et les d essais précédents d'une même tâche. C_i est la performance sur une tâche au temps i .

$$r = \sum_{i=t-d}^t \frac{C_i}{d} - \sum_{i=t-2d}^{t-d} \frac{C_i}{d}$$

- *Etape 4.* Le vecteur w_t est mis à jour :

$$w_t = \beta w_t + \eta r$$

Adaptation à l'erreur (AeE) Cette condition est une version adaptée de l'algorithme proposé par Choi et al. [9], qui planifie les tâches en adaptant le nombre d'essais en fonction de l'erreur de performance. L'erreur étant calculée à partir d'un pré-test, l'adaptation n'est donc pas faite en temps réel.

Dans la version adaptée, pour chaque tâche, le nombre d'essais à l'entraînement est déterminé lors du pré-test selon l'erreur de performance (Erreur = 1 - performance). Pour éviter une distribution déséquilibrée d'essais par tâche, une proportion minimum et

maximum d'essais a été établi. Nous avons adapté le nombre d'essais proposés dans les travaux de Choi et al.[9] , conçus pour 4 tâches, par un facteur de 4/7, pour convenir aux nombres de tâches de l'expérience. Ainsi, la proportion minimum d'essais était de 7.15% et le maximum de 36.3%. Le nombre d'essais était ajusté selon l'erreur de performance et de manière à satisfaire les proportions minimum et maximum d'essais par tâche : $N_i = \min(\max(N * E_i, N * 0.0715), N * 0.363)$. Où N_i est le nombre d'essais pour la tâche i , N le nombre d'essais total pour toutes les tâches cumulées, et E_i l'erreur de performance normalisée (entre 0 et 1) pour la tâche i . Les essais étaient ensuite redistribués aléatoirement sur l'ensemble des blocs afin de créer une séquence qui minimise les essais consécutifs de la même tâche.

Aléatoire Cette condition constitue la stratégie de référence communément utilisée dans la littérature [18] pour illustrer les avantages de l'interférence contextuelle dans la planification de tâches pour la pratique. Elle implique un brassage aléatoire uniforme des tâches.

3.5 Design et procédure

Les participants ont pris part à deux sessions distinctes programmées sur deux jours consécutifs : *entraînement* (jour 1) et *réretention-transfert* (jour 2). Les deux sessions étaient séparées de 24 heures. Nous avons choisi un design inter-sujets avec trois conditions. Nous avons assigné au hasard les participants à l'une des trois conditions (c'est à dire que chaque condition comptait 12 participants).

La première session (jour 1) durait 45 minutes en moyenne et comportait cinq phases : familiarisation, pré-test, calibration, entraînement et post-test. Tous les blocs du jour 1 étaient composés de 4 essais. La deuxième session (jour 2) a duré 15 minutes et a consisté en deux phases : tests de réretention et tests de transfert. Tous les blocs du jour 2 comprenaient 12 essais. La Figure 4 illustre la procédure. Nous décrivons les différentes phases :

- **Familiarisation** : Cette tâche en un bloc a été conçue pour que les participants se familiarisent avec la nature de la tâche. Il s'agissait de tracer une trajectoire dans un canal de 75 pixels de large formant un demi-cercle de 800px, en 1 seconde ($T=1\text{sec}$).
- **Pre-test** : Un pré-test a été inclus pour mesurer les performances de base avant la formation. Il consistait en 3 blocs de 4 essais où les participants devaient tracer une trajectoire dans un canal de 18 pixels de large, formant un demi-cercle de 800px, $T=1\text{sec}$.
- **Calibration** Cette phase de 7 blocs a été conçue pour s'assurer que les participants s'entraînent sur les 7 épaisseurs qui seront vues pendant l'entraînement. Ceci est nécessaire pour la condition *adaptation à l'erreur*, où les tâches à programmer pendant la phase d'entraînement dépendent de la performance dans cette phase.
- **Entraînement** La phase d'entraînement consistait en 84 blocs de 7 tâches avec des épaisseurs de 25, 30, 35, 40, 45, 50 et 55 pixels. Le diamètre du canal a été fixé à 800 pixels pendant cette phase, $T=1\text{sec}$. L'ordre des tâches dépend de la condition assignée au participant.
- **Post-test** Le post-test consistait en 3 blocs de la même tâche que celle vue lors du pré-test. Son but est de vérifier l'effet du programme d'entraînement sur les performances.
- **Réretention** Les tests de réretention sont des tests de performance différée en 2 blocs et ont été effectués 24 heures après la phase d'entraînement. Les paramètres de la tâche sont les mêmes que ceux du pré-test et du post-test du jour 1, c'est-à-dire un canal de 18px d'épaisseur, formant un demi-cercle de 800px de diamètre à effectuer en 1 seconde.
- **Transfert** Au cours des 5 blocs de tests de transfert, nous avons manipulé le diamètre du canal et le temps de mouvement que nous demandions aux participants pour compléter un essai. L'épaisseur était constante. Chaque bloc était une combinaison unique de diamètre (D) et de temps de mouvement (T) comme suit : Bloc 1 : $D = 600\text{px}$ et $T = 1\text{s}$; Bloc 2 : $D=400\text{px}$, $T=1\text{s}$; Bloc 3 : $D=800\text{px}$, $T=0.7\text{s}$; Bloc 4 : $D=600\text{px}$, $T=0.7\text{s}$; Bloc 5 : $D=400\text{px}$, $T=0.7\text{s}$.

3.6 Questionnaires

Nous avons évalué l'expérience utilisateur en fournissant deux questionnaires : un questionnaire après la phase d'entraînement et un second questionnaire après la phase Post-Test. Le but était de comparer le ressenti des participants dans chaque condition afin d'en déduire leur satisfaction et l'acceptabilité de ce mode d'apprentissage pour les tâches motrices. Ils sont présentés en annexe.

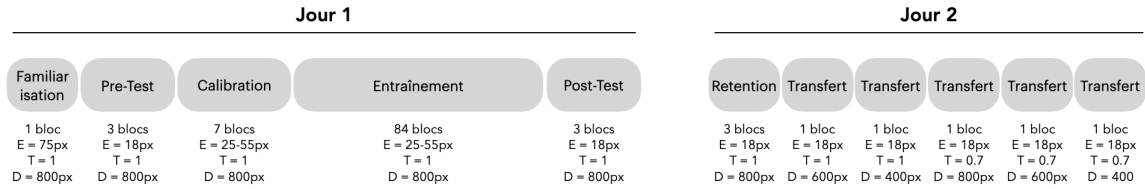


FIG. 4. Procédure expérimentale. La première session (jour 1) durait 45 minutes en moyenne et comportait cinq phases : familiarisation, pré-test, calibration, entraînement et post-test. Tous les blocs du jour 1 étaient composés de 4 essais. La deuxième session (jour 2) a duré 15 minutes et a consisté en deux phases : tests de rétention et tests de transfert.

3.7 Analyse des données

Dans le but d'analyser les données de mouvement, nous avons choisi de nous focaliser sur deux métriques en particulier : la fraction de trajectoire effectué restant dans le canal visualisé (ou *In-Channel Fraction (ICF)*) et la variabilité du mouvement (ou *Jerk*).

- **Analyse de performance (ICF).** La métrique de performance était définie comme la fraction du mouvement qui se trouve dans le canal, comprise entre 0 et 1. Ainsi, un ICF proche de 0 indique une mauvaise exécution de la tâche, car la plupart du mouvement exécuté se trouve en dehors du canal, alors qu'un ICF proche de 1 signifie une bonne performance. L'erreur de performance est le complément de l'ICF. Pour comparer l'effet de la pratique sur la proportion de trajectoire dans le canal, la moyenne et la variance des ICFs de chaque bloc ont été calculées (sur tous les essais d'un bloc donné) avant et après la pratique.
- **Analyse du mouvement (Jerk)** En science du mouvement [13], l'acquisition de compétence serait reflétée par une valeur de jerk minimale (fluidité de la trajectoire maximale) qui caractérise la variabilité du mouvement. Suivant ces théories, nous nous attendons à ce que la variabilité du mouvement diminue après l'entraînement. Cette métrique est régulièrement utilisée pour évaluer l'apprentissage moteur (par exemple [7, 27]). Techniquement, nous utilisons un filtre dérivatif Savitzky-Golay pour calculer le jerk du mouvement pendant l'entraînement. Le jerk a été obtenu en calculant la moyenne des valeurs de saccade (x^2 et y^2) sur le plan 2D.

4 RÉSULTATS

4.1 Évaluation de l'apprentissage

4.1.1 Évaluation en termes d'ICF à pré-test et post-test. Nous analysons l'apprentissage moteur pour chaque condition en évaluant la fraction du mouvement qui se trouve dans le canal (ICF), c'est à dire la portion de la trajectoire exécutée qui se trouve dans le canal, par rapport à la trajectoire totale. La Figure 5 présente les résultats.

Tout d'abord, nous analysons si la performance initiale entre conditions est comparable (cf. Figure 5a). Une ANOVA effectuée avec PROGRAMME comme variable indépendante et ICF comme variable dépendante pour la phase de pré-Test montre qu'il n'y a pas de différence significative des moyennes d'ICF entre les trois types de programme d'entraînement considérés dans l'étude ($F(2, 105) = 2.5$, $p > 0.05$, test de Shapiro-Wilk ne montrant pas de non-normalité (cf Table 1 en Annexe)). Un test similaire à post-test (cf. Figure 5b) montre qu'il n'y a pas non plus de différence significative entre les conditions ($F(2, 105) = 0.50$, $p > 0.05$, test de Shapiro-Wilk ne montrant pas de non-normalité (cf Table 1 en Annexe)). En d'autres termes, le type de programme d'entraînement ne semble pas avoir d'influence sur la performance des participants mesurée via l'ICF. Etant donné qu'il n'y a pas de différences entre les moyennes d'ICF entre les conditions d'entraînement dans chaque phase, nous agrégeons les valeurs d'ICF pour chacune de ces phases. Un T-test entre les moyennes agrégées pour ces deux phases montre une différence significative ($p < 0.001$) : $\mu_{ICF} = 0.38$ à pré-test et $\mu_{ICF} = 0.52$ à post-test (cf. Figure 5c). La performance a augmenté entre ces deux phases, illustrant un mécanisme d'apprentissage moteur de la part des participants.

4.1.2 *Évaluation en termes de variabilité du mouvement à pré-test et post-test.* Deuxièmement, nous analysons l'apprentissage moteur pour chaque condition en évaluant la variabilité motrice des gestes effectués. Cette variabilité est évaluée via le *jerk*, dérivée troisième du mouvement, intégré le long de la trajectoire [27].

De manière similaire à l'analyse de ICF, nous commençons par comparer les performances initiales, avant apprentissage. Une ANOVA avec PROGRAMME comme variable indépendante et JERK comme variable dépendante, pour la phase de pré-test, ne montre pas de différence significative entre les trois programmes d'entraînement ($F(2, 105) = 1.32, p > 0.05$, test de Shapiro-Wilk ne rejetant pas l'hypothèse de non-normalité (cf Table 1 en Annexe)). La Figure 6a reporte les résultats pour la phase de pré-Test. De même, nous analysons l'impact du programme d'entraînement sur la variabilité du mouvement après apprentissage (cf. Figure 6b). Une ANOVA avec PROGRAMME comme variable indépendante et JERK comme variable dépendante montre un effet du type de séquençement ($F(2, 105) = 3.61, p < 0.05$, test de Shapiro-Wilk ne rejetant pas l'hypothèse de non-normalité pour l'apprentissage de curriculum (cf Table 1 en Annexe)). Une analyse post-hoc via des T-tests pair-à-pair montre que la moyenne de la variabilité du mouvement pour le programme d'entraînement avec l'apprentissage de curriculum est significativement plus basse que la condition aléatoire ($\tau = -2.93, p < 0.01$) et qu'elle a tendance à être plus basse que le programme s'adaptant à l'erreur ($\tau = -1.99, p = 0.05$). Il n'y a en revanche pas de différence significative entre les programmes aléatoire et avec adaptation à l'erreur ($\tau = -0.62, p = 0.53$).

4.2 Tests de rétention et de transfert

4.2.1 *Performance de rétention.* Premièrement, nous analysons si la performance à rétention diffère selon les conditions. Une ANOVA avec PROGRAMME comme facteur indépendant et ICF comme variable dépendante ne montre pas de différence significative. En d'autres termes, le programme d'entraînement n'a pas d'influence sur la performance à rétention en termes d'ICF. Si on étudie la différence des performances entre les phases de pré-test, post-test et rétention avec des T-tests pair-à-pair sans correction, on observe que les performances tendent à être meilleures à rétention qu'à pré-test ($\tau = 1.91, p = 0.058$) (indépendamment du programme d'entraînement), mais reste inférieure aux performances à post-test ($\tau = -6.58, p < 0.001$). Ces résultats sont visualisés sur la Figure 7, panel de gauche.

Une analyse similaire en prenant le JERK du mouvement comme variable dépendante ne montre pas de différence significative entre les conditions sur la valeur du jerk moyen à rétention. De plus, si on compare les valeurs moyennes de jerk entre les phases de pré-test, post-test et rétention, on observe que les performances en termes de variabilité à rétention sont au niveau des performances à la phase de pré-test, et donc inférieure (c'est-à-dire une plus grande variabilité) que les performances à la phase de post-test. Ces résultats sont visualisés sur la Figure 7, panel de droite.

4.2.2 *Performance de transfert.* Nous analysons l'apprentissage moteur via les tâches de transfert. Plus précisément, nous analysons si les performances en termes d'ICF et de Jerk dépendent des conditions et du type de transfert. Premièrement, une ANOVA avec comme facteurs PROGRAMME et TRANSFERT et comme variable dépendante ICF montre que ces deux facteurs ont un impact significatif sur l'ICF ($F(5, 234) = 15.5, p < 0.001$ pour TRANSFERT, $F(2, 234) = 3.2, p < 0.05$ pour PROGRAMME) et pas d'interaction ($F(10, 234) = 0.3$) (Test de normalité Table normalité reporté 1 en Annexe). Une analyse post-hoc montre que la condition avec adaptation à l'erreur mène à une performance moins bonne que la condition aléatoire ($p < 0.05$) et a tendance à être moins bonne que la condition avec curriculum ($p = 0.08$). Ensuite, la performance en termes d'ICF est plus grande pour des diamètres plus faibles. Ces résultats sont visualisés sur la Figure 8, panel de gauche, où les tâches de transfert sont reportées selon l'axe des x avec le temps du mouvement pour la tâche et le diamètre du demi-cercle.

Deuxièmement, une ANOVA avec comme facteurs PROGRAMME et TRANSFERT et comme variable dépendante JERK montre que ces deux facteurs ont aussi un impact significatif sur la variabilité du mouvement ($F(5, 234) = 22.8, p < 0.001$ pour TRANSFERT, $F(2, 234) = 4.7, p < 0.05$ pour PROGRAMME) et pas d'interaction ($F(10, 234) = 0.2$). Une analyse post-hoc montre que la condition avec curriculum mène à une meilleure performance en termes de variabilité motrice que la condition aléatoire ($\tau = -2.14, p < 0.05$) et que la condition avec adaptation à l'erreur ($\tau = -2.4, p < 0.05$). Il n'y a en revanche pas de différence entre la condition aléatoire et la condition avec adaptation à l'erreur. Ensuite, la variabilité diffère entre les tâches où le diamètre change, avec une augmentation significative de la variabilité avec le diamètre. Ces résultats sont visualisés sur la Figure 8, panel de droite.

4.3 Analyse des questionnaires

Enfin, dans cette section, nous décrivons les résultats obtenus après avoir analysé les réponses aux questionnaires par les participants. Ces résultats concernent : la capacité des participants à percevoir si les séquences étaient structurées ou aléatoires et leur opinion concernant l'utilisation de ce type de système interactif comme aide pour l'apprentissage.

Perception du type de curriculum et son caractère approprié. Après la phase post-test, nous avons demandé aux participants de déterminer rétrospectivement quel type de curriculum, apprentissage structuré ou aléatoire, avait été utilisé pour leur proposer des tâches au cours de l'expérience. Pour faire la distinction entre la condition aléatoire, les conditions avec curriculum et avec adaptation à l'erreur étaient considérées comme des 'curricula' d'apprentissage structuré. Onze (91%) participants de la condition avec adaptation à l'erreur et dix (83%) de la condition avec curriculum ont pensé qu'il s'agissait d'un curriculum d'apprentissage structuré. Seulement quatre (33%) des participants de la condition aléatoire ont correctement deviné qu'il s'agissait d'une séquence aléatoire. Pour vérifier l'hypothèse que les participants des curricula d'apprentissage structuré n'ont pas répondu tout simplement au hasard, nous avons fait l'hypothèse nulle que les participants ont répondu au hasard. Selon un T-test unilatéral, nous avons trouvé que les participants n'ont pas répondu aléatoirement pour les conditions adaptation à l'erreur et apprentissage de curriculum ($p < 0.05$). En revanche, on ne peut pas rejeter l'hypothèse nulle pour la condition aléatoire ($p = 0.194$). Cela implique que les deux curricula d'apprentissage structuré n'ont pas été perçus comme aléatoires.

Nous avons ensuite demandé aux participants d'évaluer (sur une échelle de Likert à 5 niveaux) dans quelle mesure le programme d'entraînement était approprié pour l'apprentissage de la tâche motrice considérée. La Figure 9 reporte les résultats. Une ANOVA indique un impact significatif du PROGRAMME sur l'évaluation du caractère approprié de celui-ci ($F(2, 33) = 3.3, p < 0.05$). Une analyse post-hoc montre que les participants ont trouvé plus approprié le programme avec apprentissage de curriculum par rapport aux deux autres ($p < 0.05$).

Acceptabilité de ce mode d'entraînement. Finalement, nous avons demandé aux participants leur avis sur l'acceptabilité de ce mode d'entraînement, qui implique d'apprendre des tâches motrices à partir d'un Système Tutoriel Intelligent (STI). Les statistiques sur une échelle de Likert de 1 (totalement acceptable) à 7 (totalement inacceptable) montrent que l'ensemble des participants était d'un avis favorable ($\mu = 1.31, \sigma = 0.52$).

5 DISCUSSION

Dans cette section, nous discutons les résultats à la fois d'un point de vue théorique, et aussi pour l'IHM au travers leurs implications dans la conception de systèmes d'aide à l'acquisition de compétences motrices. Enfin, nous rapportons certaines limitations de l'étude.

5.1 Implications théoriques

Nous avons montré que la variabilité du mouvement pour le programme d'entraînement avec l'apprentissage de curriculum était significativement plus basse à la phase post-test que la condition aléatoire et qu'elle avait tendance à être plus basse que le programme s'adaptant à l'erreur. Il n'y avait pas de différence significative entre les programmes aléatoire et adaptation à l'erreur. Les mêmes tendances ont été observées pour le test de rétention et transfert. Dans leur expérience, Shmuelof et al. [27], ont constaté une diminution dans l'effort du mouvement et donc une trajectoire plus lisse après leurs sessions d'entraînement. Ces résultats de la variabilité du mouvement suggèrent l'efficacité de l'apprentissage de curriculum. En outre, la réduction de la variabilité au transfert suggère que pour cette mesure, le curriculum serait aussi capable de faciliter la généralisation de l'apprentissage moteur. Notre hypothèse est que l'apprentissage de curriculum, grâce à sa capacité à proposer une tâche adaptée au niveau de l'apprenant à un temps donné, aurait facilité une adaptation spécifique pour réduire la variabilité du mouvement.

En revanche, ces résultats ne se retrouvent pas pour la capacité à rester dans le canal (ICF). Notre hypothèse était que l'apprentissage de curriculum surpasserait les autres conditions aux phases de rétention et transfert en termes de performance évaluée par le biais de l'ICF. De façon surprenante, il n'y avait pas de différence significative entre les conditions à la phase de rétention. En revanche, nous avons vu que pour le transfert, où le diamètre du canal était modulé, l'adaptation à l'erreur mène à une performance moins

bonne qu'un programme aléatoire et avait tendance à être moins bonne que le programme avec curriculum, montrant une différence de performance. Il est possible que la condition d'adaptation à l'erreur ait créé moins de variabilité en moyenne que les deux autres conditions, menant à une moins bonne performance de l'apprentissage moteur sur les tâches de transfert.

Enfin, l'apprentissage de curriculum semble rendre plus homogène la variabilité du mouvement entre participants. Nous notons en effet une faible variation des valeurs de jerk pour les participants avec l'apprentissage de curriculum pour la phase de post-test (en comparaison avec la phase de pré-test) et également pour la phase de transfert. La variabilité des performances motrices entre participants est plus basse après l'entraînement pour le cas MAB. Donc, l'apprentissage de curriculum serait capable d'homogénéiser les compétences des apprenants en termes de variabilité du mouvement. Dans leurs travaux, Clément et al. [10] ont constaté un gain significatif de l'apprentissage des apprenants faibles avec le MAB. Mais nos résultats vont plus loin, car ils suggèrent que l'apprentissage de curriculum puisse s'adapter à différents profils d'apprenants et les amener à un niveau de compétence comparable (en termes de variabilité motrice) après apprentissage.

5.2 Implications pour la conception de systèmes d'aide à l'apprentissage moteur

Cette étude ouvre un certain nombre de perspectives pour la conception des systèmes tutoriels intelligents pour l'apprentissage moteur. Nos résultats montrent que dans le contexte de l'apprentissage moteur, un apprentissage de curriculum utilisant un algorithme de type MAB serait prometteur pour homogénéiser les compétences des apprenants en termes de variabilité du mouvement, ce qui en fait un candidat intéressant pour un système interactif personnalisable aidant l'apprentissage moteur.

L'utilisation du MAB a permis de contourner la définition d'un modèle explicite de l'apprenant dans la modélisation du programme d'entraînement. Cela évite le défi de devoir identifier les spécificités de chaque apprenant. A la place, la sélection d'activités pédagogiques se fonde sur l'historique des observations individuelles d'un apprenant pendant la pratique. La définition d'un modèle de l'utilisateur est souvent utilisée dans le contexte de l'interaction computationnelle, ce qui permet de prédire le comportement de l'utilisateur, et de simuler cet utilisateur afin de pouvoir tester des méthodes adaptatives *offline*, comme cela a été montré pour la prise de décision entre menus et raccourcis claviers [2]). Dans un contexte moteur, nous ne disposons pas de ce type de modèle d'utilisateur, nous amenant à proposer des approches alternatives. Cette contrainte de conception a aussi été soulevée par Clément et al. [10] dans le cadre des STI pour l'éducation. De plus, comme l'a mentionné Bourrier et al. [5], même si les spécificités de chaque apprenant ne sont pas modélisées, si un comportement de l'apprenant (par exemple la fatigue) a un impact sur la récompense calculée par l'algorithme, il influencera le choix de la prochaine action. Le MAB serait donc capable de s'adapter à l'apprenant et son usage dans un outil d'entraînement en ligne pourrait permettre une personnalisation plus fine de l'apprentissage.

Enfin, d'un point de vue interaction utilisateur, nous avons montré que les participants percevaient les programmes d'entraînement issus de l'apprentissage de curriculum comme non aléatoires. Ceci pourrait avoir un impact non négligeable sur la motivation des utilisateurs. De plus, cette technique est encourageante pour l'IHM, car les participants semblent avoir considéré les programmes d'entraînement comme étant adaptés pour la tâche à apprendre. Afin de consolider ces résultats dans un cadre applicatif, il serait intéressant d'appliquer ce type d'algorithme à d'autres cas d'usage, comme la rééducation. Dans un cadre de rééducation, par exemple pour contrôler une prothèse, chaque patient a ses propres difficultés et l'entraînement doit être adapté au patient. De récentes études, dans le cadre du contrôle d'une prothèse du bras, ont par ailleurs montré l'importance de l'entraînement de l'utilisateur dans l'utilisation de ces prothèses [11]. L'algorithme MAB pourrait recommander des tâches de préhension à un patient afin qu'il puisse s'entraîner avec plus d'autonomie.

5.3 Limitations

Nous avons aussi identifié certaines limitations de notre étude, ouvrant des directions de recherche. Premièrement, les paramètres de tâches vues lors de l'entraînement (épaisseur : 25-55px, diamètre : 800px) n'étaient pas les mêmes que celles vues lors du test de rétention (épaisseur : 18px, diamètre : 800px). En effet, nous avons choisi d'étudier une tâche cible à apprendre qui était plus complexe que celles présentées lors de la phase d'entraînement. Il serait intéressant, dans une prochaine expérience, d'étudier une tâche cible au même niveau de complexité que celles présentées lors de l'entraînement.

Par ailleurs, nous nous attendions à ce que les performances du test de rétention soient supérieures ou au même niveau que celles du post-test, mais ce n'était pas le cas. Dans l'expérience de Shmuelof et al.[27] et de Choi et al. [9], une amélioration de la phase post-test à rétention avait été observée après plusieurs sessions d'entraînement et sur plusieurs jours. Il se peut que plus de temps d'entraînement aurait été nécessaire pour voir les mêmes effets à la rétention.

Enfin, par rapport aux autres programmes d'apprentissage, le programme qui se repose sur l'algorithme MAB n'a pas donné de meilleures performances en termes de la fraction de trajectoire qui se trouvait dans le canal (ICF). Ce résultat pourrait être lié au choix de paramètres du MAB. Il serait intéressant de déterminer ces préalablement pour l'ensemble ces paramètres participants, par exemple durant un pilote. Dans cette étude, nous avons fixé le paramètre d'exploration et accordé la même importance à l'estimation la plus récente de la récompense et la moyenne des estimations issues des itérations antérieures. Le degré d'exploration ainsi que les poids de la mise à jour de l'estimation de la récompense des tâches pourrait avoir un impact sur le rythme d'apprentissage. Des heuristiques sur la tâche à effectuer ou sur l'apprentissage moteur pourraient informer le réglage de ces paramètres.

6 CONCLUSION

Dans cet article, nous avons décrit une étude qui porte sur la personnalisation de l'apprentissage moteur dans un cadre interactif, par le biais d'un algorithme adaptatif de type Multi-Armed Bandit (MAB). Notre but était d'étudier l'utilisation de mécanismes fondamentaux de l'apprentissage moteur afin de guider la conception de systèmes interactifs d'aide à l'apprentissage. Les résultats suggèrent que cette adaptation serait prometteuse pour faciliter l'apprentissage caractérisé par une baisse de la variabilité du mouvement le long de sa trajectoire, ainsi que pour prendre en compte les variabilités interindividuelles et uniformiser les performances. Ces résultats montrent l'intérêt d'une approche par apprentissage temps-réel, et interactive, d'un curriculum par rapport à une pratique basée sur une variation non structurée des tâches. Ainsi, cet article permet d'appréhender de manière théorique l'intérêt de l'apprentissage de curriculum pour l'apprentissage moteur, et de mettre en avant une direction prometteuse en co-apprentissage humain-machine.

ACKNOWLEDGMENTS

Le travail présenté dans cet article a été financé par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR), projet JCJC ARCOL (ANR-19-CE33-0001) "Interactive Reinforcement Co-Learning". Nous remercions les différentes personnes impliquées dans chaque étape de cette recherche ainsi que les participants y ayant participé.

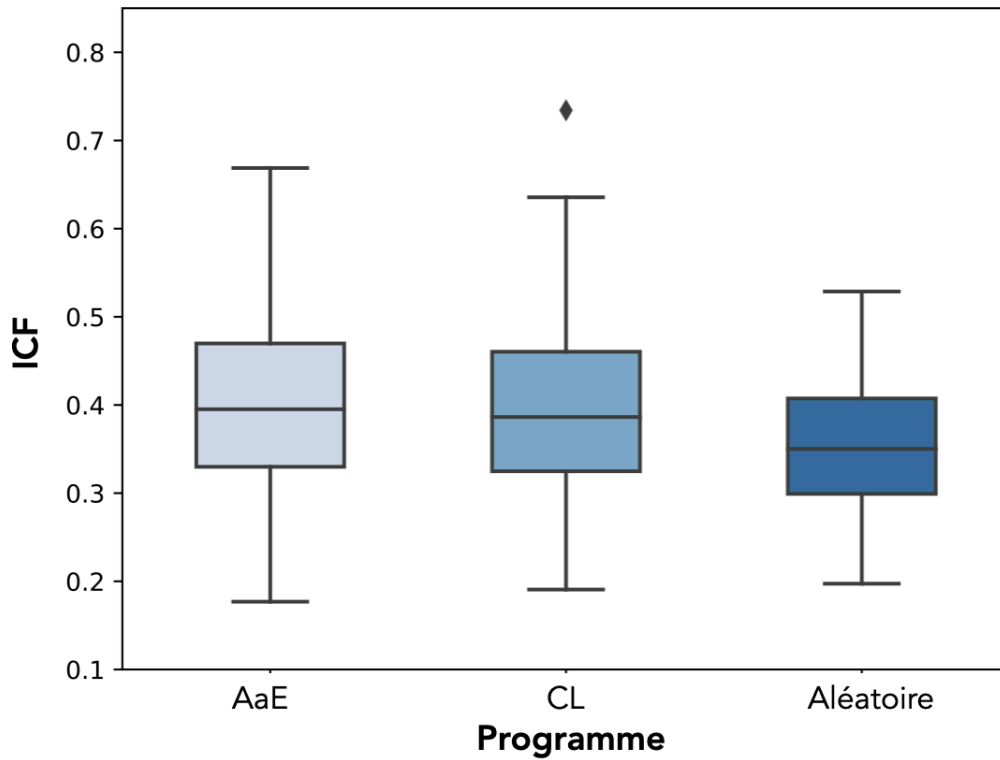
RÉFÉRENCES

- [1] Fraser Anderson, Tovi Grossman, Justin Matejka, and George Fitzmaurice. 2013. YouMove : enhancing movement training with an augmented reality mirror. In *Proceedings of the 26th annual ACM symposium on User interface software and technology*. 311–320.
- [2] Gilles Bailly, Mehdi Khamassi, and Benoît Girard. 2022. Computational Model of the Transition from Novice to Expert Interaction Techniques. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction* (2022).
- [3] Marc Bangert, Anna Wiedemann, and Hans-Christian Jabusch. 2014. Effects of variability of practice in music : a pilot study on fast goal-directed movements in pianists. *Frontiers in human neuroscience* 8 (2014), 598.
- [4] Yoshua Bengio, Jérôme Louradour, Ronan Collobert, and Jason Weston. 2009. Curriculum learning. In *Proceedings of the 26th annual international conference on machine learning*. 41–48.
- [5] Yannick Bourrier. 2019. *Diagnostic et prise de décision pédagogique pour la construction de compétences non-techniques en situation critique*. Ph.D. Dissertation. Sorbonne Université.
- [6] Daniel A. Braun, Ad Aertsen, Daniel M. Wolpert, and Carsten Mehring. 2009. Motor Task Variation Induces Structural Learning. *Current Biology* 19, 4 (feb 2009), 352–357. <https://doi.org/10.1016/j.cub.2009.01.036>
- [7] Baptiste Caramiaux, Frédéric Bevilacqua, Marcelo M Wanderley, and Caroline Palmer. 2018. Dissociable effects of practice variability on learning motor and timing skills. *PLoS one* 13, 3 (2018), e0193580.
- [8] Baptiste Caramiaux, Jules Françoise, Wanyu Liu, Téo Sanchez, and Frédéric Bevilacqua. 2020. Machine learning approaches for motor learning : a short review. *Frontiers in Computer Science* 2 (2020), 16.
- [9] Younggeun Choi, Feng Qi, James Gordon, and Nicolas Schweighofer. 2008. Performance-based adaptive schedules enhance motor learning. *Journal of Motor Behavior* 40, 4 (jul 2008), 273–280. <https://doi.org/10.3200/JMBR.40.4.273-280>
- [10] Benjamin Clement, Didier Roy, Pierre-Yves Oudeyer, and Manuel Lopes. 2013. Multi-Armed Bandits for Intelligent Tutoring Systems. 7, 2 (2013), 20–48. arXiv:1310.3174 <http://arxiv.org/abs/1310.3174>

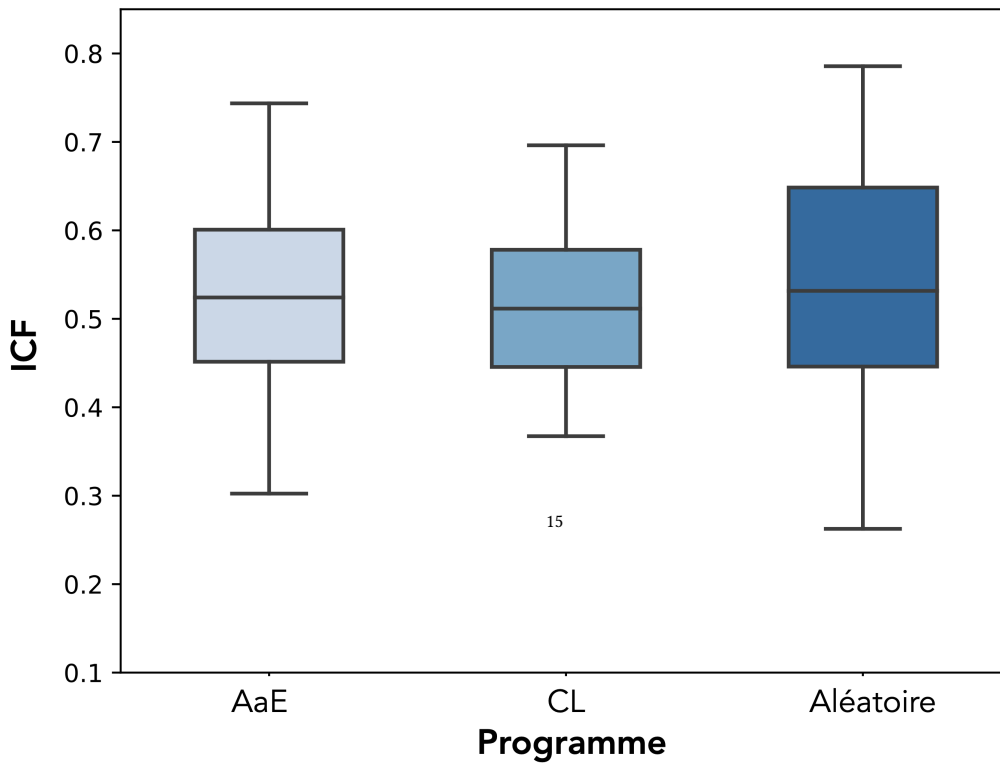
- [11] Etienne de Montalivet, Kevin Bailly, Amélie Touillet, Noël Martinet, Jean Paysant, and Nathanael Jarrasse. 2020. Guiding the training of users with a pattern similarity biofeedback to improve the performance of myoelectric pattern recognition. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 28, 8 (2020), 1731–1741.
- [12] Giuseppe Fenza and Francesco Orciuoli. 2016. Building pedagogical models by formal concept analysis. In *International Conference on Intelligent Tutoring Systems*. Springer, 144–153.
- [13] Tamar Flash and Neville Hogan. 1985. The coordination of arm movements : an experimentally confirmed mathematical model. *Journal of neuroscience* 5, 7 (1985), 1688–1703.
- [14] Pierre Fournier, Olivier Sigaud, Mohamed Chetouani, and Pierre-Yves Oudeyer. 2018. Accuracy-based curriculum learning in deep reinforcement learning. *arXiv preprint arXiv:1806.09614* (2018).
- [15] Jules Françoise, Baptiste Caramiaux, and Téo Sanchez. 2021. Marcelle : Composing Interactive Machine Learning Workflows and Interfaces. In *The 34th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*. 39–53.
- [16] Rémy Frenoy, Yann Soullard, Indira Thouvenin, and Olivier Gapenne. 2016. Adaptive training environment without prior knowledge : Modeling feedback selection as a multi-armed bandit problem. In *Proceedings of the 2016 Conference on User Modeling Adaptation and Personalization*. 131–139.
- [17] Alex Graves, Marc G Bellemare, Jacob Menick, Remi Munos, and Koray Kavukcuoglu. 2017. Automated curriculum learning for neural networks. In *international conference on machine learning*. PMLR, 1311–1320.
- [18] Mark A Guadagnoli and Timothy D Lee. 2010. Challenge Point : A Framework for Conceptualizing the Effects of Various Practice Conditions in Motor Learning. *Taylor & Francis* 36, 2 (jun 2010), 212–224. <https://doi.org/10.3200/JMBR.36.2.212-224>
- [19] Wanyu Liu, Artem Dementyev, Diemo Schwarz, Emmanuel Flety, Wendy E Mackay, Michel Beaudouin-Lafon, and Frederic Bevilacqua. 2021. SonicHoop : Using Interactive Sonification to Support Aerial Hoop Practices. In *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. 1–16.
- [20] Yasir Eltigani Ali Mustafa and Sami Mohamed Sharif. 2011. An approach to adaptive e-learning hypermedia system based on learning styles (AEHS-LS) : Implementation and evaluation. *International Journal of Library and Information Science* 3, 1 (2011), 15–28.
- [21] Samy S Abu Naser. 2016. ITSB : An Intelligent Tutoring System Authoring Tool. *Journal of Scientific and Engineering Research* 3, 5 (2016).
- [22] Pierre-Yves Oudeyer, Frdric Kaplan, and Verena V Hafner. 2007. Intrinsic motivation systems for autonomous mental development. *IEEE transactions on evolutionary computation* 11, 2 (2007), 265–286.
- [23] Antti Oulasvirta, Per Ola Kristensson, Xiaojun Bi, and Andrew Howes. 2018. *Computational interaction*. Oxford University Press.
- [24] Richard A Schmidt. 1975. A schema theory of discrete motor skill learning. *Psychological review* 82, 4 (1975), 225.
- [25] Richard A Schmidt, Howard Zelaznik, Brian Hawkins, James S Frank, and John T Quinn Jr. 1979. Motor-output variability : a theory for the accuracy of rapid motor acts. *Psychological review* 86, 5 (1979), 415.
- [26] John B Shea and Robyn L Morgan. 1979. Contextual interference effects on the acquisition, retention, and transfer of a motor skill. *Journal of Experimental psychology : Human Learning and memory* 5, 2 (1979), 179.
- [27] Lior Shmuelof, John W. Krakauer, and Pietro Mazzoni. 2012. How is a motor skill learned? Change and invariance at the levels of task success and trajectory control. *Journal of Neurophysiology* 108, 2 (jul 2012), 578–594. <https://doi.org/10.1152/jn.00856.2011>
- [28] Antonios K Travlos. 2010. Specificity and variability of practice, and contextual interference in acquisition and transfer of an underhand volleyball serve. *Perceptual and motor skills* 110, 1 (2010), 298–312.
- [29] Katie P. Wadden, Nicola J. Hodges, Kristopher L. De Asis, Jason L. Neva, and Lara A. Boyd. 2019. Individualized Challenge Point Practice as a Method to Aid Motor Sequence Learning. *Journal of Motor Behavior* 51, 5 (sep 2019), 467–485. <https://doi.org/10.1080/00222895.2018.1518310>
- [30] Gabriele Wulf and Richard A Schmidt. 1997. Variability of practice and implicit motor learning. *Journal of Experimental Psychology : Learning, Memory, and Cognition* 23, 4 (1997), 987.
- [31] Nicholas F Wymbs, Amy J Bastian, and Pablo A Celnik. 2016. Motor skills are strengthened through reconsolidation. *Current Biology* 26, 3 (2016), 338–343.

A QUESTIONNAIRES

B STATISTIQUES

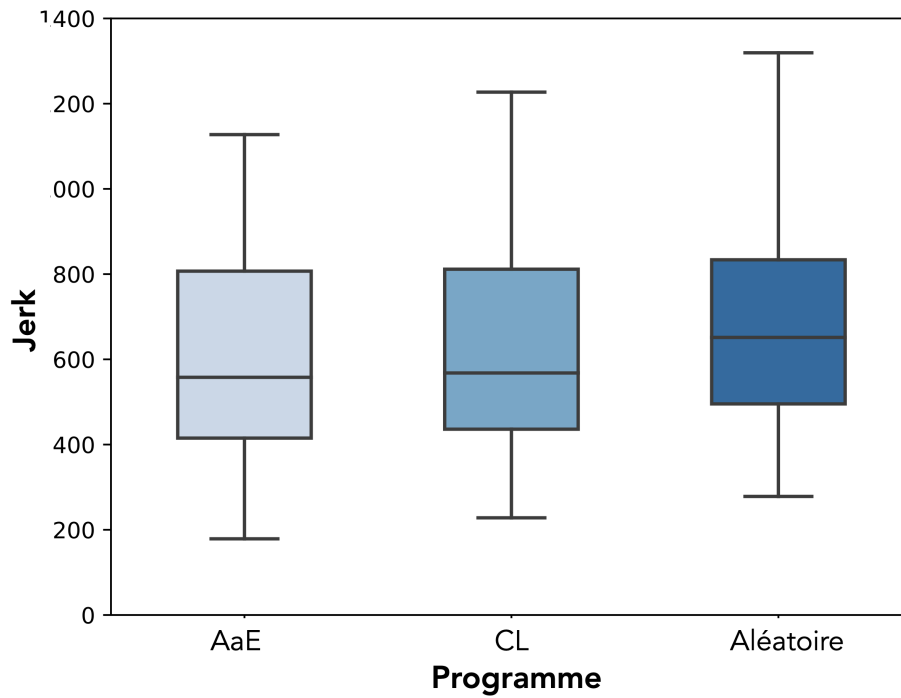


(a) ICF à pré-test

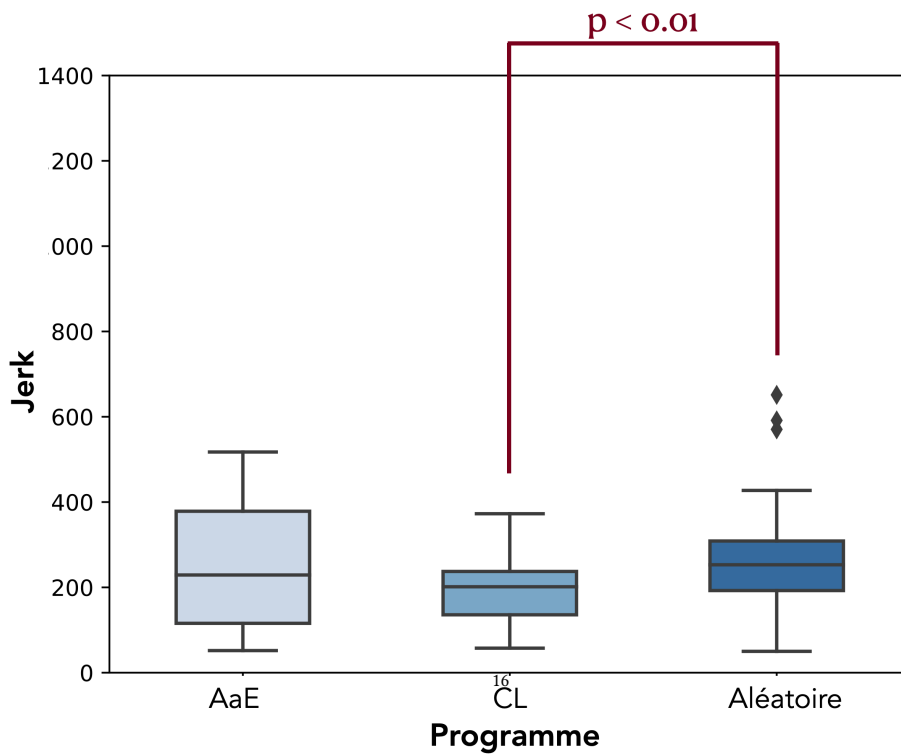


(b) ICF à post-test

$p < 0.001$



(a) Jerk à pré-test



(b) Jerk à post-test

FIG. 6. Analyse de la performance d'apprentissage en termes de variabilité du mouvement calculée avec le *jerk*. La figure reporte les valeurs de Jerk en fonction des programmes d'entraînement pour la phase de pré-test (a) et post-test (b).

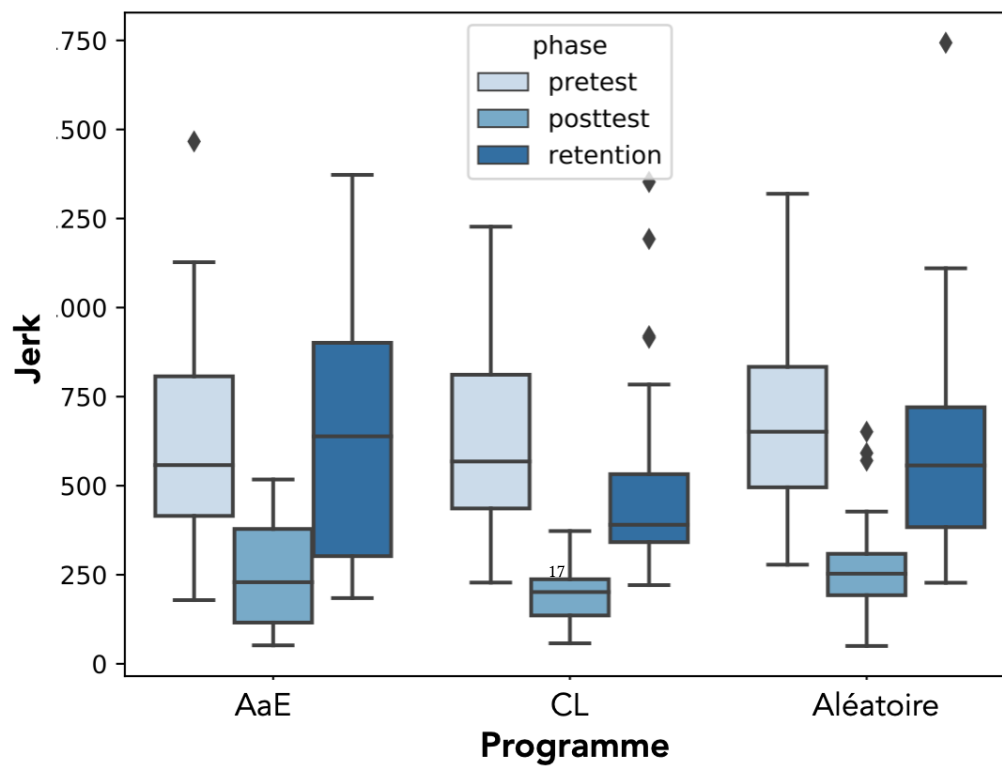
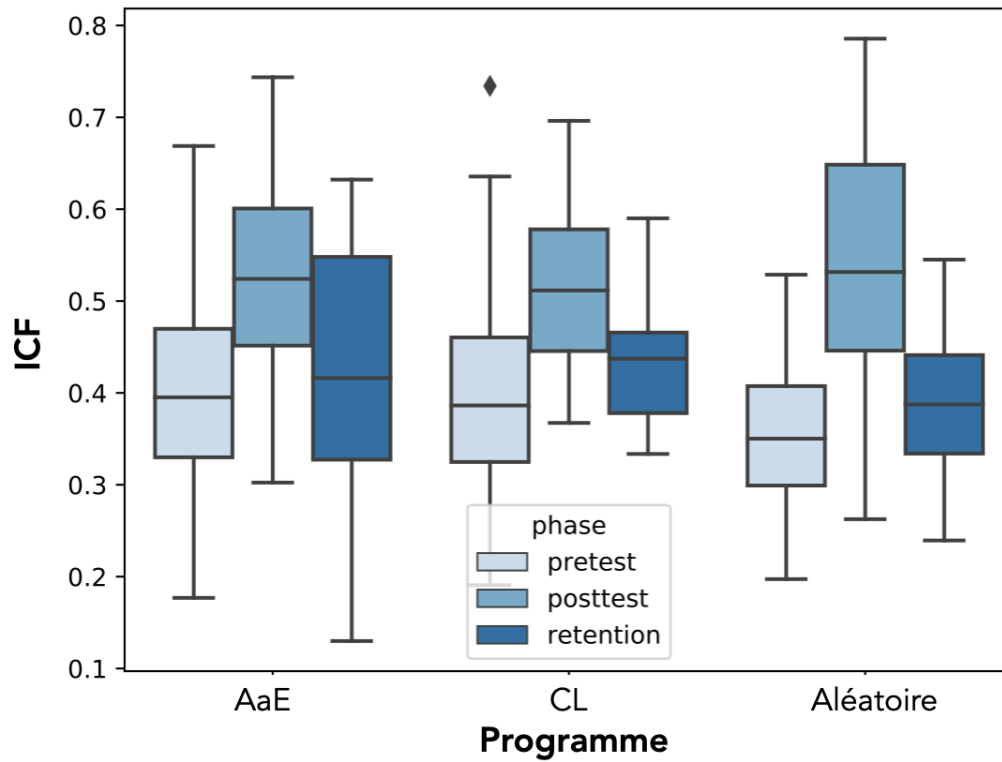


Fig. 7. Performances à rétention comparées aux performances pour les phases de pré-test et post-test, évaluées avec la mesure d'ICF (panel de gauche) et de Jerk (panel de droite).

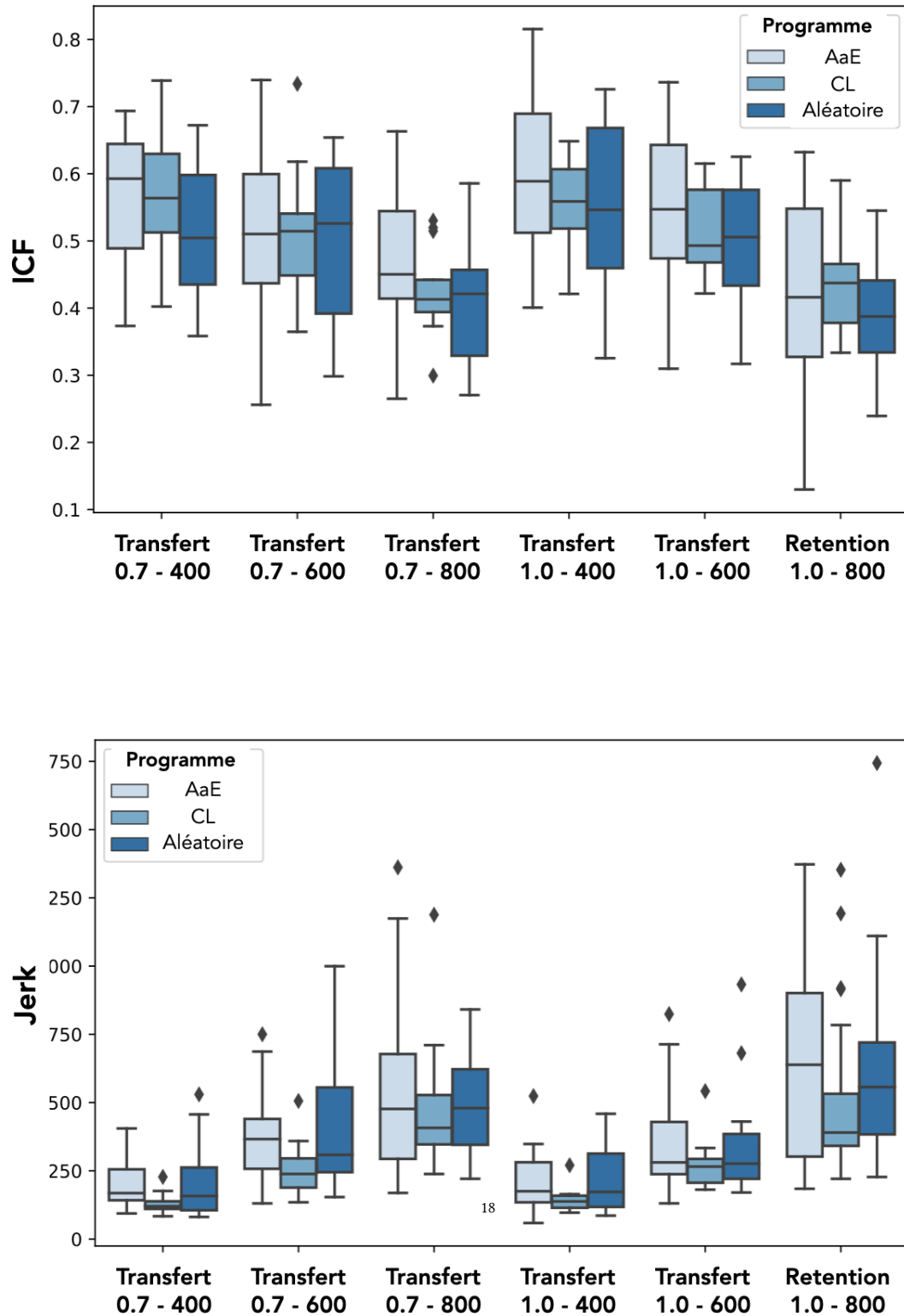


FIG. 8. Performances pour les tâches de transfert. Le panel de gauche reporte les performances évaluées avec la mesure d'ICF pour chaque tâche de transfert, pour les trois conditions. Le panel de droite reporte les performances évaluées par le biais de la mesure de Jerk du mouvement.

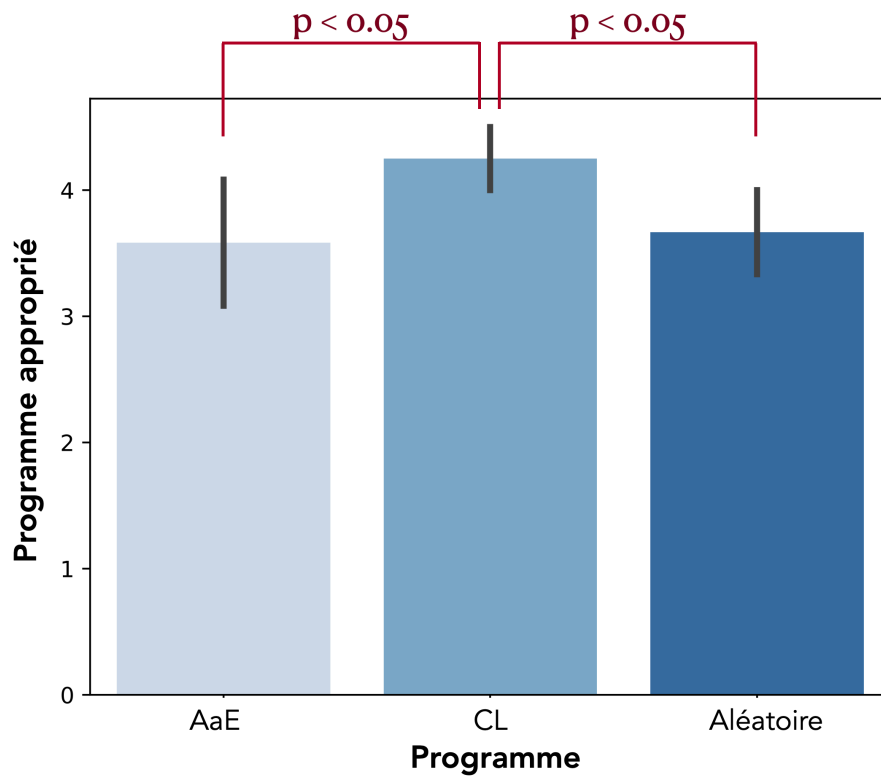


FIG. 9. Évaluation du caractère approprié du programme d'entraînement pour chaque condition.

Questionnaire 1

1. PID

2. Quel est votre groupe d'âge ?

Mark only one oval.

18-24

25-34

35-44

45-54

55-60

60+

3. Quelle est votre main dominante ?

Mark only one oval.

Gauche

Droit

4. Quel est votre genre ?

Mark only one oval.

Homme

Femme

Préfère ne pas répondre

Autre

FIG. 10

5. Quelle est votre occupation ?

6. Avez-vous des blessures qui gênent les mouvements de votre main ?

Mark only one oval.

Oui

Non

Questionnaire Post-Entraînement

7. Pouvez-vous dire quel type d'entraînement vous a été alloué ?

Mark only one oval.

Complètement aléatoire

Structuré (e.g facile à plus difficile)

8. Comment vous sentiez vous pendant l'expérience ?

Mark only one oval.

Détendu

Neutre

Sous pression

Ennuyé

Other: _____

FIG. 11

Questionnaire 2

1. PID

2. À quel point étiez-vous bon dans cette tâche avant l'entraînement ?

Mark only one oval.

Très mauvais

1

2

3

4

5

Très bon

FIG. 12

3. Pensez-vous que l'entraînement était approprié pour la tâche que vous aviez à maîtriser ?

Mark only one oval.

Pas approprié

1

2

3

4

5

Approprié

FIG. 13

4. Pensez-vous avoir bien appris le mouvement ?

Mark only one oval.

Pas du tout

1

2

3

4

5

Très bien

5. En général, que pensez-vous de ce mode d'entraînement, c.-à-d. le fait d'acquérir des compétences motrices avec l'aide d'une machine ?

Mark only one oval.

- Totalement acceptable
- Acceptable
- Un peu acceptable
- Neutre
- Un peu inacceptable
- Pas acceptable
- Totalement inacceptable

FIG. 14

Variable Dépendante	Phase	Programme	Test de Shapiro-Wilk
ICF	Pre-Test	AaE	$w = 0.98, p = 0.88$
	Pre-Test	CL	$w = 0.97, p = 0.33$
	Pre-Test	Aléatoire	$w = 0.98, p = 0.68$
	Post-Test	AaE	$w = 0.99, p = 0.94$
	Post-Test	CL	$w = 0.97, p = 0.31$
	Post-Test	Aléatoire	$w = 0.98, p = 0.73$
ICF	0.7-400	AeE	$w = 0.90, p = 0.16$
	0.7-600	AeE	$w = 0.97, p = 0.94$
	0.7-800	AeE	$w = 0.96, p = 0.85$
	1.0-400	AeE	$w = 0.96, p = 0.82$
	1.0-600	AeE	$w = 0.97, p = 0.90$
	1.0-800	AeE	$w = 0.96, p = 0.39$
	0.7-400	CL	$w = 0.97, p = 0.95$
	0.7-600	CL	$w = 0.95, p = 0.66$
	0.7-800	CL	$w = 0.88, p = 0.09$
	1.0-400	CL	$w = 0.96, p = 0.82$
	1.0-600	CL	$w = 0.89, p = 0.12$
	1.0-800	CL	$w = 0.95, p = 0.23$
	0.7-400	Aléatoire	$w = 0.95, p = 0.64$
	0.7-600	Aléatoire	$w = 0.90, p = 0.14$
	0.7-800	Aléatoire	$w = 0.94, p = 0.54$
	1.0-400	Aléatoire	$w = 0.92, p = 0.31$
	1.0-600	Aléatoire	$w = 0.95, p = 0.57$
	1.0-800	Aléatoire	$w = 0.97, p = 0.65$
Jerk	Pre-Test	AaE	$w = 0.94, p = 0.07$
	Pre-Test	CL	$w = 0.96, p = 0.27$
	Pre-Test	Aléatoire	$w = 0.96, p = 0.16$
	Post-Test	AaE	$w = 0.92, p = 0.01^*$
	Post-Test	CL	$w = 0.98, p = 0.58$
	Post-Test	Aléatoire	$w = 0.92, p = 0.01^*$
Jerk	0.7-400	AeE	$w = 0.92, p = 0.30$
	0.7-600	AeE	$w = 0.92, p = 0.33$
	0.7-800	AeE	$w = 0.88, p = 0.10$
	1.0-400	AeE	$w = 0.90, p = 0.16$
	1.0-600	AeE	$w = 0.86, p = 0.05^*$
	1.0-800	AeE	$w = 0.92, p = 0.06^*$
	0.7-400	CL	$w = 0.87, p = 0.06^*$
	0.7-600	CL	$w = 0.89, p = 0.13$
	0.7-800	CL	$w = 0.79, p = 0.01^*$
	1.0-400	CL	$w = 0.80, p = 0.01^*$
	1.0-600	CL	$w = 0.80, p = 0.01^*$
	1.0-800	CL	$w = 0.78, p = 0.00^*$
	0.7-400	Aléatoire	$w = 0.82, p = 0.01^*$
	0.7-600	Aléatoire	$w = 0.88, p = 0.08$
	0.7-800	Aléatoire	$w = 0.97, p = 0.92$
	1.0-400	Aléatoire	$w = 0.86, p = 0.06$
	1.0-600	Aléatoire	$w = 0.78, p = 0.01^*$
	1.0-800	Aléatoire	$w = 0.83, p = 0.00^*$

TABLE 1. Tests de Shapiro-Wilk pour la normalité des variables dépendantes.