

Multi-évaluation du pointage et application à l'évaluation de la dyspraxie

Multi-evaluation of pointing and application to dyspraxia evaluation

Julien Gori¹

jgori@lri.fr

¹LRI, CNRS, INRIA, Université
Paris-Saclay
F-91400, Orsay, France

Michel Beaudouin-Lafon¹

mbl@lri.fr

Yves Guiard^{1,2}

guiard@enst.fr

²LTCI, Télécom Paris, Institut
Polytechnique de Paris
F-75013, Paris, France

ABSTRACT

Fitts law is widely used in HCI to evaluate pointing performance. However it presents flaws that can be exacerbated when the evaluation takes place with atypical populations. In this article, we present three evaluation methods for pointing performance that have been proposed recently (the WHO model, the EMG regression and the method of PVPs) and that address one or more of these flaws. We illustrate the methods on real data (4 typical subjects, 2 young subjects with dyspraxia) and discuss pros and cons of each method of this new toolbox.

CCS CONCEPTS

• **Human-centered computing** → **HCI theory, concepts and models; Pointing; Visualization techniques.**

KEYWORDS

evaluation, pointing, Fitts' law, dyspraxia, atypical populations

RÉSUMÉ

La loi de Fitts est utilisée invariablement en IHM pour évaluer la performance du pointage. Elle est toutefois confrontée à certains défauts, qui peuvent être exacerbés lors d'évaluations avec des populations atypiques. Dans cet article, nous présentons trois outils d'évaluation du pointage proposées récemment (le modèle WHO, la régression EMG et la méthode des PVPs) qui fournissent des réponses à ces défauts.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than the author(s) must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from permissions@acm.org.
IHM '19, December 10–13, 2019, Grenoble, France

© 2019 Copyright held by the owner/author(s). Publication rights licensed to ACM.

ACM ISBN 978-1-4503-7026-4/19/12...\$15.00

<https://doi.org/10.1145/3366550.3372250>

Nous les illustrons sur des données réelles (4 sujets typiques, 2 jeunes dyspraxiques) et discutons des avantages et inconvénients de chaque méthode de cette nouvelle boîte à outils.

MOTS CLÉS

évaluation, pointage, loi de Fitts, dyspraxie, populations atypiques

1 INTRODUCTION

Le paradigme de Fitts [11], qui permet de quantifier le compromis vitesse-précision dans le contexte du mouvement à travers la loi de Fitts, est très couramment utilisé en IHM pour évaluer les techniques d'interaction qui mobilisent un curseur [37]. Usuellement pour ce type d'évaluations, on recrute des populations dites "typiques", i.e. des adultes en bonne santé qui ont l'habitude de l'outil informatique.

Il existe toutefois un intérêt certain pour l'étude des populations dites "atypiques", e.g. des personnes âgées [2], des personnes avec des troubles moteurs [26] ou mentaux [29]. Outre le besoin évident d'élargir les évaluations classiques aux populations plus minoritaires, il est particulièrement important de caractériser avec le plus de précision possible les capacités d'interaction de ces dernières afin de créer des interfaces qui leur soient adaptées [24, 25], sachant qu'il est souvent plus commode d'agir au niveau logiciel que matériel [12]. De plus, on peut envisager qu'une étude fine du mouvement puisse aider au diagnostic de certaines pathologies à moindre coût [39]. En effet, l'expérience de Fitts est très simple et ne nécessite aucun appareil particulier : une simple tablette tactile peut suffire.

La loi de Fitts et ses limitations pour étudier les populations atypiques

Le paradigme de Fitts examine le compromis vitesse-précision à travers une tâche dite de pointage, dans laquelle une cible d'une taille W est positionnée à une distance D ,

le rapport D/W fixant la précision que l'utilisateur doit atteindre. Il est courant de considérer la transformation logarithmique de cette dernière, appelé indice de difficulté ID

$$ID = \log_2 \left(1 + \frac{D}{W} \right) \quad (\text{bit}). \quad (1)$$

En pratique, plusieurs mouvements de pointage sont effectués par le participant, pour plusieurs niveaux d'ID [11]. L'expérimentateur ordonne en général aux participants d'atteindre la cible le plus rapidement possible, tout en tolérant, voire encourageant un faible taux d'erreur, de l'ordre de 5%.¹

En général dans ces expériences, on trouve que le temps de mouvement moyen MT est bien décrit par un modèle linéaire en ID que l'on appelle loi de Fitts :

$$MT = a + b \text{ ID}. \quad (2)$$

Les paramètres a et b sont estimés à partir des données expérimentales et sont directement reliés à la mesure de performance : celle-ci sera d'autant meilleure que a et b auront de faibles valeurs. Souvent, on combine a et b en une seule métrique appelée *throughput* [37], qui est sensée à elle seule informer de la qualité du pointage².

Alors qu'une évaluation classique du pointage à base de loi de Fitts sur des populations atypiques est a priori possible, un examen plus précis révèle de nombreuses difficultés :

L1. Les taux d'erreurs³ enregistrés sont en général nettement plus élevés chez les populations atypiques ; par exemple Davies et al. [4] relèvent des taux d'erreurs compris entre 10% et 40% pour des jeunes atteints de paralysie cérébrale⁴. D'après Hocking et al. [23] les erreurs constantes et quadratiques sont deux fois plus élevées chez des utilisateurs atteints du syndrome de Down que chez des utilisateurs typiques. Il existe deux corrections différentes [17] pour compenser les erreurs, mais leur comportement n'est pas bien connu pour des taux d'erreurs aussi élevés.

L2. La loi de Fitts ne rend pas compte de l'information contenue dans l'ensemble de la trajectoire. Par exemple, Lam et al. [29] concluent à partir d'une analyse classique basée sur la loi de Fitts qu'il n'y a, outre un temps de mouvement différent, essentiellement aucune différence dans les mécanismes du contrôle moteur entre les personnes atteintes du syndrome de Down et les personnes typiques. Or, des analyses des trajectoire de pointage réalisés dans des conditions très similaires [23] révèlent que la variabilité de la trajectoire

pendant le mouvement est nettement supérieure chez les personnes atteintes du syndrome de Down.

L3. Comme la loi de Fitts combine vitesse et précision, elle ne peut rendre compte des différentes stratégies mises en œuvre par les utilisateurs : par exemple, deux études [42, 43] démontrent que des personnes âgées emploient une stratégie dite "play-it-safe" qui consiste à adapter sa vitesse pour ne jamais dépasser la cible et ainsi produire des mouvements plus économes et qui dépendent plus de corrections dans le sens du mouvement ; ce dont les paramètres a et b de la loi de Fitts seuls ne rendent pas compte [21].

L4. La variabilité inter-sujets est souvent supérieure chez les populations atypiques ; en effet on ne distingue pas toujours la sévérité des symptômes. Par exemple, une étude sur la paralysie cérébrale [41] révèle des temps de mouvements jusqu'à 4 fois plus longs d'un patient à un autre. Les populations atypiques sont aussi soumises à plus de variabilité intra-sujets : les temps d'expérimentation et de mouvement généralement plus longs introduisent mécaniquement plus de variabilité ; certains patients peuvent répondre différemment à un traitement d'un jour à l'autre ; les sujets sont exposés à plus de sources de fatigue, e.g. un participant dans une étude de Gajos et al. [12] contrôle une souris avec ses deux mains, un autre contrôle un *trackball* avec son menton etc. Or, la régression des données expérimentales vers les paramètres a et b effectue usuellement une double compression des données [18], puisque la régression linéaire, qui fournit déjà une tendance centrale, est calculée sur des moyennes de participants et des moyennes par ID, et non sur l'ensemble des données. L'étude du pointage ne peut donc se résumer à une tendance centrale vu la variabilité extrêmement importante chez les populations atypiques [32]. Dans cet article, on se référera aux limitations ci-dessus par leur code **L-**.

But de l'article

Cet article propose de confronter trois outils récemment mis au point pour l'étude du pointage, dans le but d'améliorer son évaluation, en particulier dans le cadre des populations atypiques. Bien que ces outils soient applicables à tous types de sujets, on s'intéresse plus particulièrement dans cet article aux populations atypiques, où l'évaluation du pointage par la seule loi de Fitts est insuffisante.

Nous implémentons puis discutons :

- le modèle WHO de Guiard et Rioul [20], qui met l'accent sur la stratégie mise en œuvre (**L3**) par le sujet et qui traite facilement les taux d'erreurs élevés (**L1**) ;
- la régression EMG de Gori et Rioul [16], conçue pour traiter des données de pointage de haute variabilité (**L4**) ;

¹Une consigne répandue est que l'utilisateur doit atteindre 4% d'erreur [37] pour être en accord avec l'"analogie informationnelle" de la loi de Fitts. Il a toutefois été expliqué récemment que cette idée était basée sur une erreur d'interprétation [17], et que ce taux de 4% est tout à fait arbitraire.

²Il existe plusieurs définitions du *throughput*, voir [46] à ce sujet

³Il s'agit aussi bien d'erreurs constantes (distance moyenne à la cible) que d'erreurs variables (distance quadratique à la cible)

⁴On parle aussi d'Infirmitté Motrice Cérébrale (IMC).

- les PVPs de Gori et al. [14, 15] qui caractérisent la trajectoire complète (**L2**) pour des taux d'erreurs (**L1**) et des stratégies arbitraires (**L3**) à partir d'une étude chronologique de la variabilité positionnelle (**L4**).

Dans chaque cas, nous détaillons l'outil et expliquons comment ce dernier aborde les problèmes **L1–L4**. Nous utilisons des données d'une étude pilote avec deux patients dyspraxiques, que nous comparons à des données d'adultes sans pathologie motrice identifiée pour illustrer. Il faut noter que, bien que suffisant pour illustrer l'intérêt des divers outils présentés, le faible nombre de participants ne nous permet pas d'établir des différences entre participants typiques et dyspraxiques de manière générale.

2 ANALYSE DE L'EXISTANT

Concernant l'étude des trajectoires complètes du mouvement chez les populations typiques comme atypiques, outre quelques travaux sur la dynamique, e.g. avec des portails de phase [10], on recense essentiellement des méthodes cinématiques, i.e. qui étudient les profils temporels et spatiaux de la position et de ses dérivées successives. Pour l'étude des point d'arrivées, le modèle de Fitts et la régression linéaire sont massivement utilisés, même si récemment quelques voix en IHM remettent cette dernière en question [17, 27, 32].

Etudes Cinématiques

Dans la grande majorité des cas, on extrait des trajectoires élémentaires un nombre de *features* qui sont corrélées à une caractéristique de la population. Cependant, il n'existe pas, en général, de modèle de connaissances associé aux *features*, ni de consensus quant à celles qu'il faut considérer.

Une pratique courante de découpage (segmentation), consiste à diviser le mouvement en plusieurs composantes, et de mesurer certaines caractéristiques à la fin de chaque composante. Les deux segmentations les plus courantes sont :

- Le modèle à deux composantes, proposé initialement par Woodworth [45] et récemment enrichi par le travail d'Elliott et al. [6–8], où la transition entre les deux composantes se fait au maximum du profil de vitesse,
- Le modèle des sous-mouvements, basé sur le modèle de Meyer et al. [30].

Le découpage dans la méthode de Meyer et al. est particulièrement complexe. Il distingue trois éventualités différentes pour identifier la fin du premier sous-mouvement :

- (1) à partir du premier passage à zéro du profil de vitesse (de positif à négatif) ;
- (2) à partir du premier passage à zéro du profil d'accélération (de négatif à positif) ;
- (3) à partir du premier minimum local dans le profil de valeur absolue de l'accélération, tant que l'accélération est négative.

La détection d'un passage à zéro étant très sensible aux bruits de mesure, on implémente souvent à la place une détection de franchissement de seuil (choisi arbitrairement), pour éviter de détecter un grand nombre de "faux positifs". On peut ensuite réitérer cette méthode pour découper l'entièreté de la trajectoire en plusieurs sous-mouvements. Le Tableau 1 en appendice propose une revue de plusieurs études cinématiques du mouvement dans une tâche de pointage chez les populations atypiques. On donne la méthode de découpage du mouvement quand c'est opportun, les *features* extraits des données ainsi que la population sur laquelle porte l'étude.

La lecture du Tableau 1 montre une très grande diversité dans les *features* considérées, et ce même quand les comparaisons portent sur la même pathologie. De plus, on trouve rarement des implémentations identiques entre des méthodes identiques : les algorithmes de segmentation sont le plus souvent opaques voire non communiqués, la méthode des sous-mouvements de Meyer et al. est rarement appliquée uniformément,⁵ et l'effet de ces différences sur les *features* et l'analyse qui en est faite est inconnu. Ainsi, la robustesse des résultats trouvés par ces méthodes peut poser question.

Méthodes de Régression

Le modèle de la loi de Fitts étant linéaire, il est courant d'estimer a et b dans l'Eq. (2) par simple régression linéaire. Toutefois, plusieurs travaux remettent cette pratique en question. Drewes [5] note que la fiabilité de l'estimation de a et b à travers la valeur de r^2 est largement surestimé : la variabilité des données est en réalité dissimulée par le moyennage des données avant le calcul de régression. Dans la même veine, Jude et al. [27] militent pour afficher la variabilité complète des données. Un travail récent de Nieuwenhuizen & Martens [32] reconnaît que les données empiriques de pointage violent dans la majorité des cas les hypothèses de sphéricité⁶, et propose d'appliquer une transformation dite de Box-Cox bien connue en statistiques. Au-delà de la solution proposée par ces auteurs, il importe de constater qu'il existe de l'information importante contenue dans la distribution complète des temps de mouvement, qui est usuellement écartée pour considérer uniquement la tendance centrale.⁷

⁵Et ce, même quand les auteurs s'en réclament explicitement, e.g. [26, 42]. Le problème est même plus profond, puisque la manière de pré-traiter les données de mouvement, e.g. en appliquant tel filtre au lieu d'un autre, influe fortement sur la segmentation qui s'en suit [38].

⁶On parle de données sphériques quand les résidus sont Gaussiens et de variance fixe. En général, les données de pointage ont une variance qui augmente avec le niveau d'ID et sont fortement asymétriques.

⁷Ceci est d'autant plus pertinent que la "tendance centrale est influencée de manière disproportionnée par les temps de mouvement longs et des mesures artificielles sont mises en œuvre pour éliminer les points aberrants" [32, traduit par nous-même]

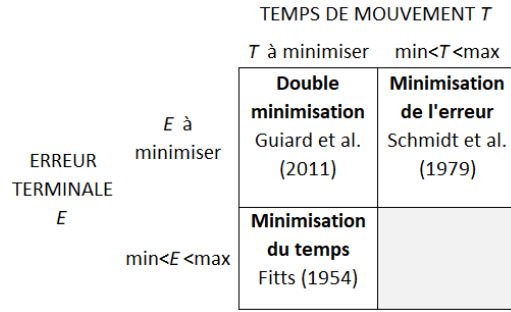


FIGURE 1: Taxonomie pour l'étude du pointage.

Ainsi il apparaît souhaitable d'enrichir le traitement habituel des données par régression linéaire dans le plan de Fitts par d'autres méthodes d'évaluation. Ces dernières doivent rester simples et non ambiguës.

3 ETUDE PILOTE ET EVALUATION AVEC LA LOI DE FITTS

Le pointage se pose intrinsèquement comme un problème à deux dimensions. Il fait intervenir deux mesures de performance indépendantes : le temps d'exécution du pointage (MT en secondes) et l'erreur E terminale (e.g. en pourcentage, quadratique). Sur les deux dimensions la performance s'améliore quand la mesure décroît. L'existence d'une fonction d'échange vitesse/précision — i.e., la forte interdépendance de nos deux mesures — pose un problème délicat de contrôle expérimental avec trois solutions possibles (Fig. 1).

Pour chacune des deux dimensions de la performance de pointage l'expérimentateur peut : (1) demander au participant de minimiser une mesure, ou (2) lui demander de respecter une certaine gamme de valeurs qui sera manipulée dans l'expérience. On a affaire dans le premier cas à une mesure dépendante et dans le second à une contrainte manipulée comme une variable indépendante.⁸

Fitts [11] a introduit le paradigme de minimisation de temps sous contrainte d'erreur dans sa fameuse étude. Schmidt et al. [35] ont ensuite proposé d'inverser le paradigme, en traitant l'erreur comme une mesure dépendante et le temps comme une contrainte. Malheureusement, les participants respectent le plus souvent assez mal la gamme de tolérance qui leur est proposée sur la dimension de contrainte. Ainsi, le paradigme de Fitts délivre typiquement des niveaux d'erreur nettement excessifs quand la contrainte de précision s'élève et quasi-nuls quand on l'abaisse (**L1**). Similairement, dans le paradigme de Schmidt et al., les valeurs mesurées de MT ne suivent qu'avec réticence les valeurs prescrites par l'expérimentateur.

⁸Faute de fournir l'occasion de mesurer quelque chose, la quatrième case du tableau est naturellement sans objet.

Paradigme de Guiard, Olafsdottir et Perrault

Le paradigme introduit par Guiard, Olafsdottir et Perrault (GOP) [19] assigne le même statut de mesures dépendantes aux deux dimensions de la performance de pointage. La notion de cible (temporelle chez Schmidt et al., spatiale chez Fitts) passe alors d'un intervalle à un point. En pratique, en 1D, il suffit de remplacer la cible habituellement délimitée par deux segments verticaux par une seule ligne, et l'expérimentateur manipule alors le sujet en lui donnant comme instruction de faire varier sa stratégie vitesse-précision.

Dans cet article, on utilise pour illustrer deux ensemble de données distincts, acquis de manière identique grâce au paradigme GOP :

- Les données empiriques de [19], desquelles on a tiré au sort quatre participants ;
- Des données produites par deux enfants dyspraxiques en 2015, à partir du même protocole que dans [19].

Nous en rappelons ici les principaux éléments :

- L'expérience est discrète, i.e. un seul mouvement est chronométré, avant répétitions ;
- Le mouvement se fait avec un stylet sur une tablette graphique ;
- La distance du point de départ à la cible est de 15 cm et fixée une fois pour toute ;
- Cinq instructions sont utilisées :
 - (1) *Ultra Fast (U-Fast)*, où le but est d'atteindre la cible le plus rapidement possible sans contrainte de variabilité finale. Cette condition permet d'explorer les limites liées à la dynamique du mouvement ;
 - (2) *Fast*, une condition intermédiaire entre *U-Fast* et *Balanced* (voir ci-après) ;
 - (3) *Balanced*, une condition où le but est d'atteindre la cible de manière "intuitive" en équilibrant les conditions de vitesses et de précision ;
 - (4) *Precise*, une condition intermédiaire entre *U-Precise* (voir ci-après) et *Balanced* ;
 - (5) *Ultra Precise (U-precise)*, où le but est d'atteindre la cible obligatoirement, sans contrainte de temps. Cette condition explore la limite de résolution atteignable (par le participant et/ou l'appareil).
- Chaque participant effectue une vingtaine de mouvement par condition. Ceci est répété cinq fois en tout, avec contrebalancement des conditions.

Population Atypique : Jeunes Dyspraxiques

La population atypique que nous avons choisie ici est celle des jeunes dyspraxiques. Les deux sujets avaient 10 et 11 ans au moment de l'expérience et avaient été diagnostiqués comme dyspraxiques par un médecin. Le diagnostic de la

dyspraxie⁹ repose essentiellement sur la reconnaissance d'un certain retard dans le développement moteur [44]. Généralement, on appelle dyspraxique un (jeune) sujet dont les performances sont anormalement lentes, voir maladroites pour son âge, et pour lesquelles on ne sait pas fournir d'explication médicale [33]. Il n'existe actuellement pas de méthode standardisée pour définir des sous-ensembles de populations parmi les dyspraxiques [40]. Il semble qu'avec l'âge, les symptômes de la dyspraxie diminuent sans toutefois disparaître, probablement car le sujet apprend à mettre en place des stratégies de compensation [31].

Évaluation via la Loi de Fitts

Bien que la notion de cible utilisée dans le paradigme GOP soit différente de celle du paradigme de Fitts, on peut calculer un indice de difficulté (similaire à Eq. (1)) grâce à l'indice effectif de difficulté [37] :

$$ID_e = \log_2 \left(1 + \frac{D}{4.133\sigma} \right), \quad (3)$$

où σ est l'écart type final mesuré. Cette méthode, conçue comme une correction au problème des ratés (**L1**), remplace la définition classique d'ID dans la loi de Fitts (Eq. (2)). La Fig. 2 montre l'estimation des paramètres de la loi de Fitts sur les 4 sujets typiques (T1–T4 à gauche) et sur les 2 sujets dyspraxiques (D1–D2 encadrés à droite), dont on retire les observations suivantes :

Valeur des paramètres a et b . Ce sont habituellement ces deux paramètres qui renseignent sur la performance des participants. D1 (Fig. 2) a une valeur de a supérieure à la population typique. Chez D1 et D2, la valeur de b est comparable à celle des populations typiques (T1–T4). Ainsi, une comparaison basée seulement sur les b , très courante (e.g. Zhai[46]) ne permet pas de discriminer les deux populations.

Valeur du r^2 . Habituellement, ce paramètre est interprété comme un indicateur de la qualité du modèle de Fitts vis-à-vis des données empiriques. On remarque chez les participants typiques des valeurs de r^2 élevées, contrairement aux participants dyspraxiques.¹⁰

Intervalle balayé par ID_e . Les participants étant libres d'explorer la précision, on remarque que l'intervalle exploré par les 2 sujets dyspraxiques est biaisé vers les faibles valeurs d' ID_e . En particulier, ces sujets ne dépassent pas $ID_e = 6$, et sont les seuls à produire des valeurs autour d' $ID_e = 1$.

⁹Il s'agit plus précisément du syndrome de dyspraxie développementale, en anglais *developmental (motor) coordination disorder* (DCD) [1]

¹⁰En fait, T1 a un r^2 très faible et comparable à ceux de D1 et D2. Il est toutefois usuel de rapporter des valeurs de r^2 calculées sur des données qui ont été au préalable rassemblées par conditions identiques puis moyennées pour donner \bar{r}^2 (Voir, e.g., [5, 18] pour une discussion). On obtient alors des valeurs de \bar{r}^2 supérieures à 0.9 [37] pour les participants typiques, mais nettement inférieures pour les populations atypiques.

De cette première analyse, on tire deux conclusions :

- Les données produites par le paradigme GOP sont bien semblables à celles qui seraient produites avec le paradigme de Fitts, comme en témoignent les valeurs de r^2 , a et b pour les participants typiques ;
- Les seuls paramètres a et b ne suffisent pas à différencier les deux populations. La valeur du paramètre b des dyspraxiques est inclut dans l'intervalle des b des participants typiques, et le paramètre a n'apporte aucune information supplémentaire que la moyenne globale du temps de mouvement \overline{MT} ne saurait apporter i.e. une "lenteur" caractéristique.

On peut aussi noter que les données de T1 sont surprenamment variables et ressemblent étonnamment aux données de D1 et D2. On verra plus loin que ce participant pose un problème à nos méthodes d'analyses, seule la dernière mettra en évidence un point commun avec les 3 autres participants typiques et une différence avec les deux sujets dyspraxiques. De manière surprenante, D2 possède un temps moyen de mouvement plus faible que T1 et T4, ce qui semble contraster avec le diagnostic dyspraxique. Mais ce participant effectue en moyenne des mouvements moins précis, ce qui explique la différence de \overline{MT} , et ce dont rend finalement bien compte le *throughput* TP , qui est bien plus faible chez D1 et D2.

4 LE MODÈLE WHO

On observe (avec une certaine difficulté) sur la Fig. 2 que les données issues de conditions identiques forment des grappes assez compactes chez les participants typiques, contrairement aux deux patients dyspraxiques. Ainsi, il semble que la majeure différence entre les deux groupes de participants porte sur la stratégie, les participants typiques semblant plus en mesure de faire varier leur stratégie vitesse-précision comme voulu. La méthode WHO tente justement de mettre en évidence ces différences de stratégies.

Ré-analysant les données obtenues par Guiard et al.[19] dans le paradigme de la double minimisation présenté avant, Guiard et Rioul [20] ont proposé un modèle mathématique simple décrivant la relation liant l'erreur relative finale $y = \sigma/D$ au temps de mouvement $x = MT$.

Présentation du modèle. L'analyse s'appuie sur cinq axiomes [20] :

- (1) Il existe un minimum x_0 pour le temps de mouvement ;
- (2) Il existe un minimum y_0 pour la précision relative ;
- (3) La fonction $y = f(x)$ qui lie la performance du temps de mouvement et de la précision relative est une fonction décroissante convexe ;
- (4) Pour un effort donné du participant, il existe une opération \odot combinant x et y telle que $x \odot y = k$ est constant.

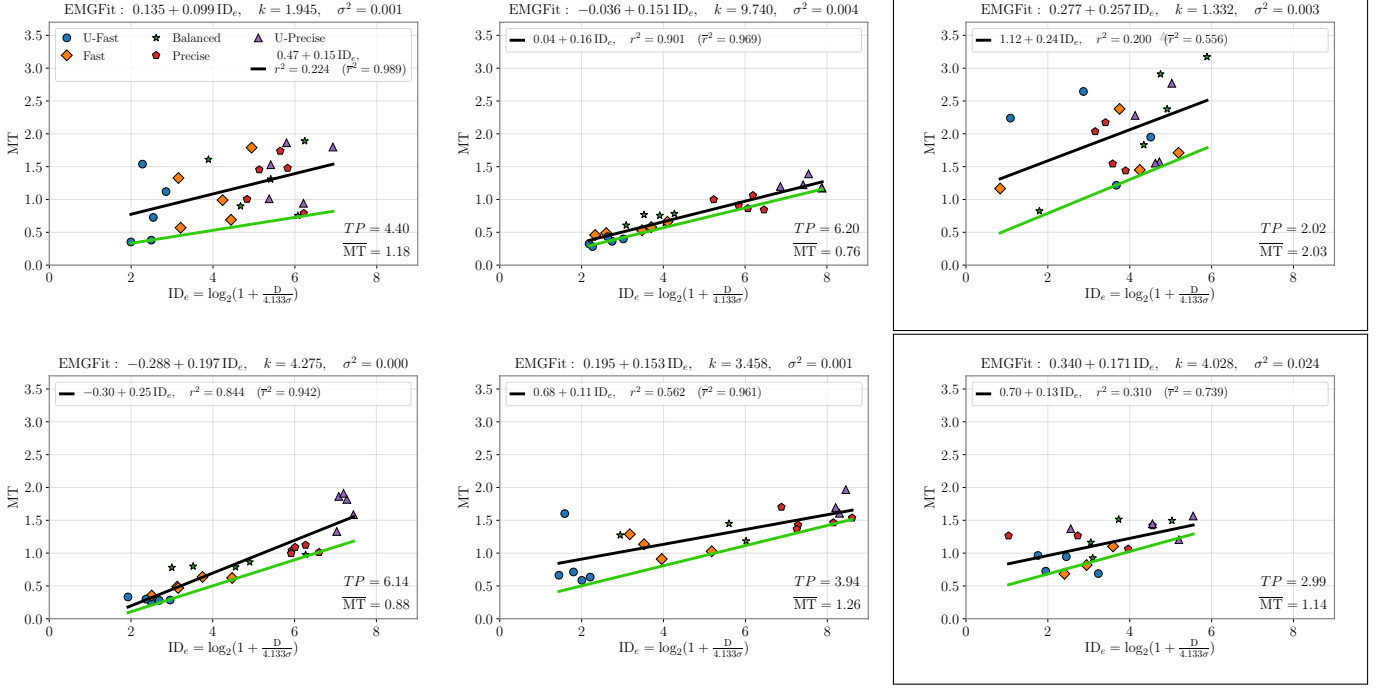


FIGURE 2: Paramètres de la loi de Fitts estimés sur 4 participants typiques (T1 en haut à gauche, T2 en haut au milieu, T3 en bas à gauche, T4 en bas au milieu) et 2 participants dyspraxiques (encadrés à droite, D1 en haut, D2 en bas). On donne aussi le temps moyen de mouvement \overline{MT} , ainsi que le *throughput* TP . Finalement les paramètres estimés par la régression EMG (voir Section 5) sont donnés dans le titre de chaque figure

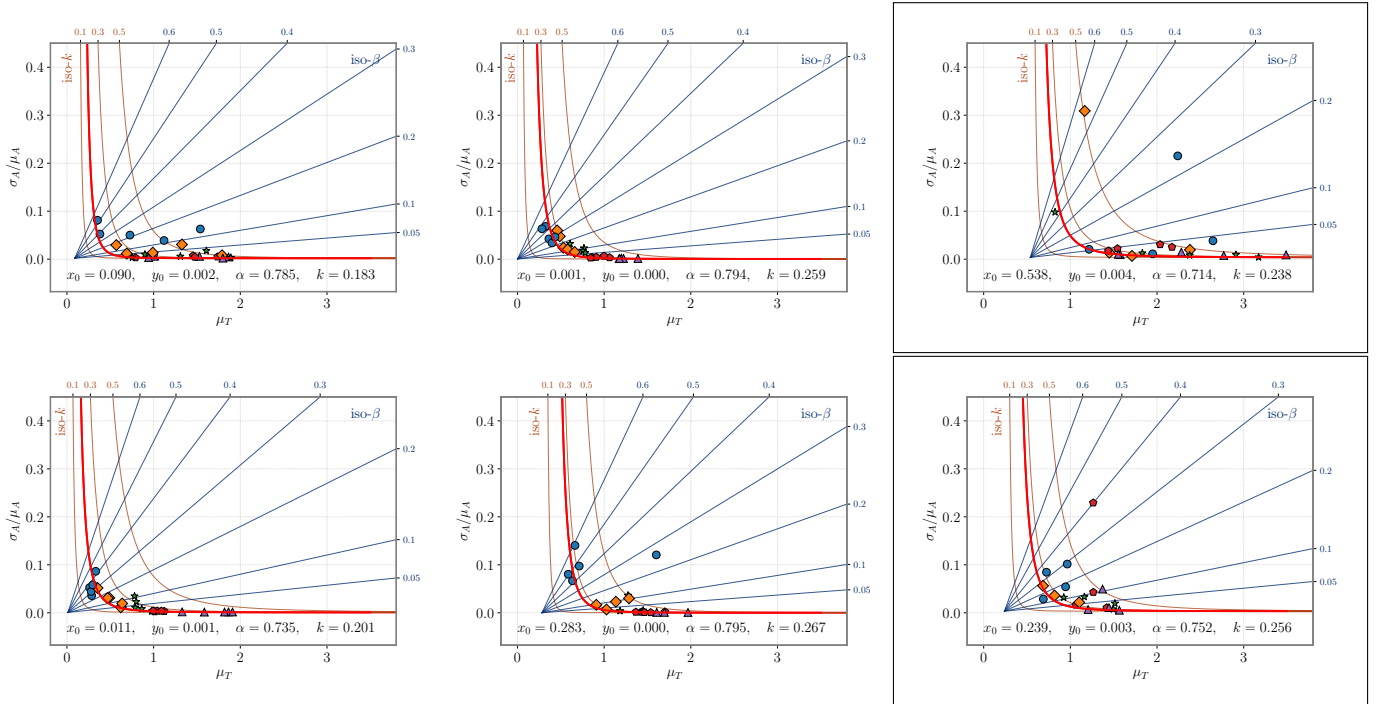


FIGURE 3: Paramètres du modèle WHO estimés sur les participants de la Fig. 2, dans le même ordre et avec la même légende.

k est interprété comme une mesure de l'effort du participant lors de l'exécution de la tâche ;

- (5) L'investissement de l'effort n'est jamais total : Quel que soit le couple de données mesurées $(x; y)$, alors $(x'; y')$ avec $x \leq x'$ et $y \leq y'$ est toujours possible.

Le modèle WHO est défini formellement par l'égalité

$$(y - y_0)^{1-\alpha} \cdot (x - x_0)^\alpha = k, \quad (4)$$

et l'on vérifie aisément que les quatre premiers axiomes sont satisfaits. Considérant que l'on peut toujours faire moins bien en terme de performance (les valeurs de x et de y peuvent s'écarter arbitrairement loin de leurs minima respectifs x_0 et y_0), le modèle WHO n'utilise Eq. (4) que pour modéliser les meilleures performances, i.e. celles qui minimisent conjointement temps de mouvement et erreur relative. Ainsi, ce n'est donc pas l'ensemble du nuage de points empiriques qui est décrit, mais plutôt le segment qui relie selon un chemin convexe les "meilleurs" points, prenant ainsi en compte le cinquième axiome¹¹. La Fig. 3 propose une réanalyse des données de la Fig. 2 à travers le modèle WHO. Chaque point est placé dans le plan $(MT; \frac{\sigma}{D})$ et la courbe rouge correspond à Eq. (4), ajustée sur les meilleurs points.

Interprétation des paramètres et traitements dérivés. Le paramètre α du modèle est un paramètre d'ajustement supposé sans signification théorique. La modélisation WHO offre des outils quantitatifs permettant de répondre à quatre questions concernant la performance de pointage d'un participant :

- (1) *Limite de vitesse*, à travers l'estimation du paramètre x_0 , renseigne sur le temps minimal pour accomplir un pointage sans aucune contrainte de précision. En quelque sorte, x_0 peut-être vu comme analogue à l'ordonnée à l'origine a dans Eq. (2).
- (2) *Limite de précision*, à travers l'estimation du paramètre y_0 , renseigne sur la précision maximale atteignable pour un pointage sans aucune contrainte de temps. Chez les sujets typiques et avec une résolution d'observation suffisante, y_0 tend vers 0.
- (3) *Ressource investie* dans la tâche par le participant, grâce à k . Plus k est faible et plus grande est la ressource. La fonction du paramètre k est analogue à celle assignée traditionnellement au *throughput* [37]. Les lignes de niveaux de k (iso- k), représentées en marron Fig. 3, sont les courbes obtenues quand k varie dans Eq. (4). k permet d'évaluer le degré d'effort exercé par le participant au cours de l'expérience, pour chaque bloc.
- (4) *Stratégie vitesse-précision*. Les consignes verbales du paradigme GOP représentent cinq niveaux sur une échelle ordinale. En définissant $\lambda = -\frac{dy}{dx}$ et $\beta = \frac{\lambda}{1+\lambda}$ on

obtient une mesure de la stratégie exprimée sur une *échelle de rapport*. Les lignes de niveaux de β (iso- β), représentées en bleu Fig. 3, sont les courbes obtenues quand x et y varient dans Eq. (4) pour un k donné.

Pour résumer, le modèle WHO propose d'étudier le pointage dans le référentiel (non-cartésien) (β, k) , c'est-à-dire dans un référentiel de stratégie-effort. Il apporte donc en principe une réponse au point L3. Diverses statistiques peuvent être mises à contribution pour résumer les k et β obtenus. Par exemple la médiane du paramètre β pourra donner une indication robuste de la tendance centrale—le style stratégique—et l'écart interquartile une indication robuste de la dispersion—la plasticité stratégique.

Illustration. D1 et D2 semblent avoir été l'un et l'autre essentiellement moins sensibles aux variations de la consigne que T1–T4 ; néanmoins leurs données sont assez différentes. Chez D1 les points expérimentaux s'alignent à l'horizontale, à un niveau quasiment invariable d'erreur relative : hormis trois points (dont un seul où il était effectivement demandé de maximiser la vitesse), aucun ne dépasse $\beta = 0.05$. On observe également une valeur de x_0 très élevée (on avait similairement relevé une valeur de a très élevée pour ce participant dans la section précédente). Chez D2, la faible dispersion des données attire l'attention : au lieu de dessiner un arc dans l'espace graphique, le nuage de points reste agglutiné autour de la zone $(\beta = 0.1, k = 0.3)$. Le jeune participant a semble-t-il suivi quasiment la même consigne tout au long de l'expérience, rendant d'ailleurs quelque peu illusoire l'ajustement de la fonction WHO.

On remarque aussi que T1 diffère de T2–T4 dans la variabilité du paramètre k : là où la plupart des points s'accumulent en arc de cercle autour d'un même niveau de k , c'est moins le cas avec T1. En revanche, il semble que la variation de stratégies opère bien chez T1, avec une grande gamme de β balayés ainsi que des valeurs de β cohérents avec la consigne.

Ainsi, le modèle WHO, qui nécessite pour son ajustement une qualité de performance (k) relativement uniforme pour toutes les stratégies (β), apparaît quelque peu inadapté pour caractériser D1 et D2.

5 LA RÉGRESSION EMG

La régression EMG [16] aborde les données de pointage dans le plan usuel de Fitts (ID_e , MT, voir Fig. 2) tout en partageant le constat du modèle WHO que l'investissement de l'effort n'est jamais total (Axiome 5, Section 4). Elle a été conçue pour traiter des données très variables (L4), telles que des données de pointage produites lors d'observations non contrôlées.

La régression EMG est une méthode statistique qui englobe la régression linéaire classique : là où cette dernière traite des déviations symétriques du modèle linéaire (modèle gaussien d'erreur, qui représente la variabilité intrinsèque à

¹¹En pratique quand il y a relativement peu de points, on peut assouplir cette contrainte pour inclure quelques points de plus sur lesquels ajuster le front. C'est le cas ici.

tout processus), la régression EMG ajoute une composante asymétrique (modèle exponentiel d'erreur qui représente le fait que tout effort autre que maximal résulte en une baisse de la performance). La régression EMG, dont la procédure complète est décrite par Gori & Rioul [16] répartit la variance totale de l'échantillon $1/k^2 + \sigma^2$ sur la composante gaussienne symétrique (avec σ^2) et exponentielle asymétrique (avec k), afin d'estimer la droite de régression qui aurait été produite si l'effort des participants avait constamment été maximal. Plus la valeur de k est élevée (plus $1/k^2$ est faible), plus la régression EMG tend vers la régression linéaire, et plus la performance des participants est interprétée comme étant régulière. L'équation de la droite obtenue par la régression EMG est similaire à celle de la loi de Fitts classique Eq. 2, mais avec des valeurs de a et b qui diffèrent.

Illustration. La Fig. 2 fait apparaître la régression EMG en vert, ainsi que les paramètres estimés dans le titre (ordonnée à l'origine, pente, k et σ^2). Dans tous les cas, la régression EMG ramène les valeurs d'ordonnée à l'origine a vers 0, en modifiant quelque peu la pente. Une des particularités de la régression EMG est qu'elle est relativement insensible aux points aberrants (*outliers*) lents. Par exemple, T4 produit un point aberrant dans la condition la plus rapide qui "tire" la régression linéaire vers le haut dans cette zone, produisant ainsi une ordonnée à l'origine très élevée. En comparaison, ce point n'affecte quasiment pas la régression EMG, ajustée sur les points les plus rapides.

Chez T2 et T3, la régression EMG est sensiblement identique à la régression linéaire, ce qui indique des données expérimentales de bonne qualité. Chez T1 comme chez D1, il y a une nette différence entre les deux régressions, plus particulièrement dans les différences d'ordonnée à l'origine. Comme on peut s'y attendre, c'est là que l'on retrouve les valeurs de k les plus faibles, les deux droites de régression étant distantes de $1/k$ en moyenne [16]. Le cas de D2 est un peu différent de D1 : chez D2 aussi l'ordonnée à l'origine diminue sensiblement, mais il est le seul à avoir une valeur de σ^2 aussi importante, ce qui indique des données plus symétriques que chez les autres sujets.

La comparaison des valeurs des ordonnées à l'origine (a) indiquées par la régression EMG montre que a est plus grand chez les D que chez les T, ce qui est compatible avec le diagnostic de "lenteur". Il faut noter que le nombre de points est ici relativement faible comparé aux cas de figure envisagés dans [16], et qu'une estimation plus précise des paramètres nécessiterait plus de données.

6 MÉTHODE DES PVPs

La méthode des Profils de Variance Positionnelle (PVPs) a été introduite récemment par Gori et Rioul [14, 15] comme

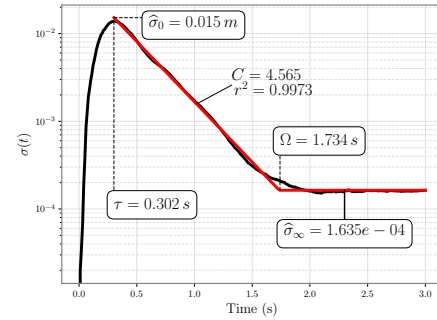


FIGURE 4: Un PVP expérimental, ainsi que les différentes métriques associées. La courbe noire est le PVP calculé à partir des données empiriques pour un participant de l'expérience de Guiard et al.[19] dans la condition U-Precise. La ligne rouge est ajustée sur le PVP empirique pour estimer les paramètres C et Ω .

une étude chronométrique de la variabilité de la trajectoire qui couvre l'ensemble du mouvement.

Construction d'un PVP. La construction d'un PVP suit les étapes suivantes : 1) considérer un ensemble de trajectoires ; 2) synchroniser les trajectoires pour qu'elles aient le même point de départ ; 3) pour chaque trajectoire, prolonger la position finale ; 4) calculer la variance de la position de l'ensemble des trajectoires à chaque instant.

Dans un plan lin-log, on obtient alors un profil¹² tel que celui de la Fig. 4 (courbe noire) où apparaissent systématiquement trois phases bien distinctes, auxquelles on associe plusieurs métriques.

Le travail de Gori et Rioul [14, 15] révèle que :

- La première phase du PVP ($t \in [0, \tau]$) est une phase où la vitesse monte rapidement et où la majeure partie de la distance est parcourue par l'extrémité du membre. La durée de cette phase (τ) est quasiment constante pour un participant donné [14].
- La deuxième phase du PVP est caractérisée par une décroissance exponentielle de la variance [15]. Ainsi, dans une représentation lin-log comme celle adoptée dans la Fig. 4, la deuxième phase décroît linéairement. Cette phase est nettement plus longue que la première quand les contraintes en précision sont élevées et permet au participant d'atteindre de manière fiable sa cible. On peut ajuster cette deuxième phase avec un segment (en rouge dans la Fig. 4) pour obtenir une estimation de sa pente C , qui est insensible aux variations

¹²Par convenance, on représente plutôt des profils d'écart type $\sigma(t)$ car le paramètre C s'interprète alors comme la capacité d'un canal bien défini, voir [14, 15].

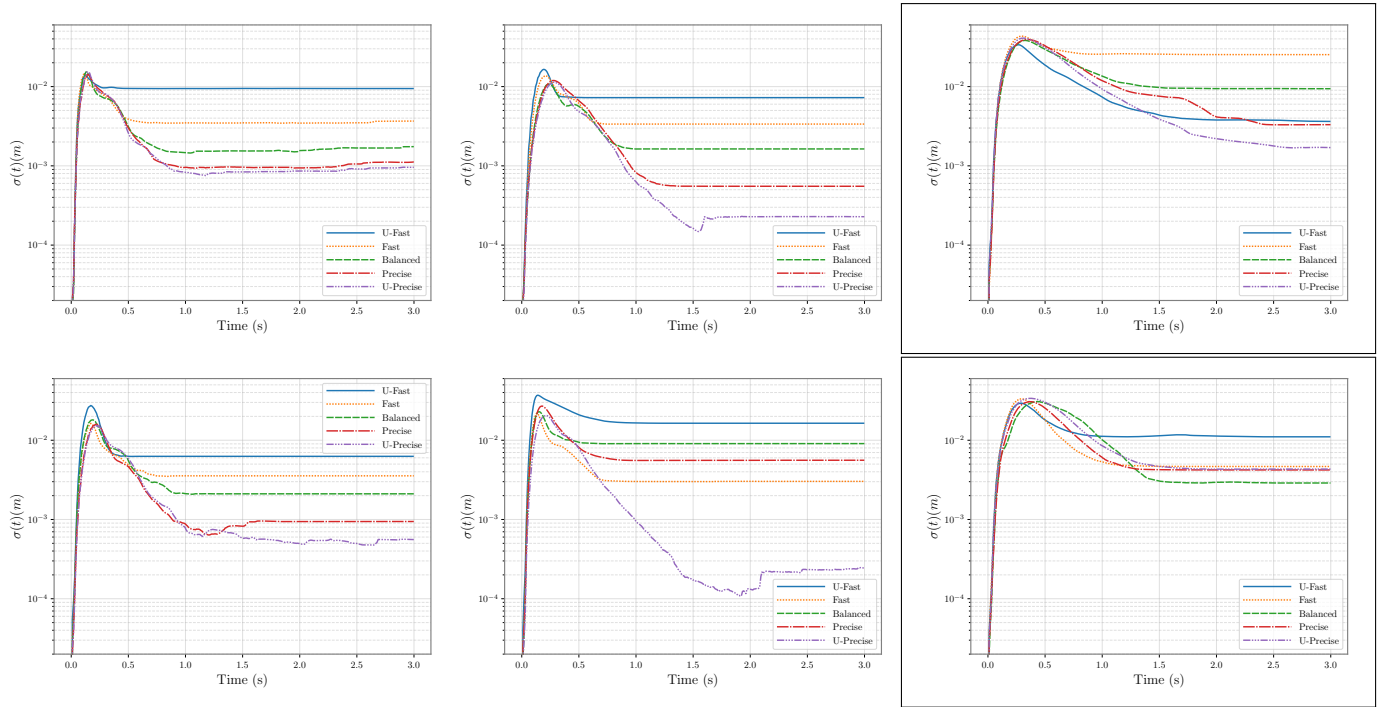


FIGURE 5: PVPs de 4 participants typiques (à gauche et au milieu) et 2 participants dyspraxiques (à droite, encadrés). Les participants sont représentés dans le même ordre que dans la Fig. 2

de stratégie vitesse-précision [14]. C est comparable au *throughput* [37].

- La troisième phase du PVP est stationnaire et de pente nulle. Son intersection avec la deuxième phase indique un temps de mouvement Ω , très similaire au MT dans Eq. (2) ainsi que la précision finale atteinte $\hat{\sigma}_\infty$ (quasi identique à σ dans Eq. (3) et Eq. (4)).

Illustration. Les valeurs de τ et de C étant relativement insensibles aux instructions [14], on s'attend à avoir des PVPs confondus dans la première et deuxième phase. La dissociation entre profils doit se faire au moment où le profil entre dans la troisième phase. C'est effectivement ce que l'on observe chez les participants typiques Fig. 5, mis à part T4 qui présente un profil inattendu dans la condition *U-Fast* (on repère aussi dans les Figs. 2 et 3 un point inattendu dans cette condition). On note aussi que les pentes sont approximativement linéaires dans le plan lin-log.

En comparaison, chez D1, on note une dissociation des profils juste après τ , autour de 0.5 secondes, bien avant que la deuxième phase se stabilise. De plus, la décroissance de $\sigma(t)$ lors de la deuxième phase est sous-linéaire (convexe) et la transition entre la deuxième et troisième phase disparaît. L'ajustement de la seconde phase par une droite donne une pente plus faible (de l'ordre d'un rapport 2) que chez les participants typiques. Chez D2, on note similairement

une dissociation des PVPs autour de 0.4 secondes qui semble faire suite à un déplacement de τ (translation temporelle du maximum de variance). Ainsi, nous voyons pour la première fois une différence nette apparaître entre D2 et T1–T4 : ni le modèle Fitts, ni le modèle WHO, ni la droite de régression EMG n'arrivaient à différencier nettement T1 de D2. On observe aussi chez D1 et D2 les problèmes de stratégie discutés précédemment, en particulier chez D2, comme en témoignent les valeurs de $\hat{\sigma}_\infty$.

Ainsi, les PVPs indiquent que les deux sujets dyspraxiques ont une difficulté particulière à appréhender la fin du mouvement, indiquée par une dissociation fortement marquée des profils de variance. Il faut noter que les deux patients semblent recourir à des mécanismes différents pour faire varier leur stratégie, là où les participants typiques se contentent d'ajuster la durée de la deuxième phase. Cela fait écho aux diverses stratégies de compensations que les dyspraxiques apprennent à mettre en œuvre [31].

7 CONCLUSION

Nous avons présenté et confronté un ensemble de méthodes d'analyse de la performance du mouvement de pointage pour faire face aux limitations de la loi de Fitts. Les limitations **L1–L4** correspondent à deux problématiques bien distinctes mais non mutuellement exclusives

L1 et L4 mettent en évidence un problème de robustesse de la loi de Fitts vis-à-vis de l'évaluation des performances de pointage des populations atypiques, nécessaire e.g. pour les concepteurs d'interfaces. Les méthodes WHO et EMG proposent deux solutions différentes.

L2 et L3 mettent en évidence que l'évaluation basée sur la loi de Fitts ignore une grande quantité d'informations contenues dans le mouvement. La méthode WHO apporte des mesures d'effort et de stratégie pour une meilleure caractérisation des données. Un traitement qui exploite pleinement les trajectoires, comme la méthode des PVPs permet de révéler des caractéristiques importantes du pointage qui peuvent s'avérer utiles pour compléter un diagnostic médical ou pour fournir une classification en ligne. Pour ce dernier cas, on pense par exemple au cas des interfaces adaptatives [12], qui pourraient mieux s'ajuster aux besoins de chaque sujet.

Les méthodes présentées forment ainsi une sorte de boîte à outils pour analyser le mouvement :

1) La méthode ISO de comparaison du *throughput* fournit une évaluation des performances de pointage, bien caractérisée dans la littérature, à l'aide d'une unique valeur *TP*.

2) La régression EMG permet une estimation des paramètres *a* et *b* de la loi de Fitts qui est robuste face aux points aberrants lents et permet de caractériser l'écart moyen entre la performance optimale et la performance moyenne à travers un seul paramètre ($1/k$), utile notamment pour les populations avec une forte variabilité intra-sujets.

3) La méthode WHO complète ces deux analyses en mettant en évidence le positionnement du sujet dans le compromis vitesse-précision. La méthode semble prometteuse pour des niveaux de β élevés, i.e. pour des participants qui produisent des données finales très peu précises. Par exemple les patients atteints de paralysie cérébrale dans l'étude de Davies et al. [4] ne dépassent pas des valeurs d'ID = 1.5, ce qui exclut une analyse avec la méthode ISO.

4) La méthode des PVPs permet une analyse plus complète que les trois méthodes précédentes, basée sur l'exploitation de la trajectoire complète du mouvement. Chez les populations typiques, les PVPs sont marqués par de invariants forts (τ quasi-constant, variance maximale quasi-constante, décroissance exponentielle à taux constant). En détectant des défauts dans ces invariants, on peut alors identifier certains dysfonctionnements du mouvement.

La méthode des PVPs permet d'évaluer la pente de la deuxième phase à travers un seul profil, i.e. grâce à seulement une condition expérimentale. Ainsi, l'information contenue dans la pente de la loi de Fitts (*b* dans Eq. (2)) peut être obtenue avec un unique niveau d'ID, faisant ainsi gagner un temps précieux d'expérimentation. Ceci est avantageux pour les populations typiques, mais encore plus pour les populations atypiques, usuellement plus sujettes à la fatigue. La méthode des PVP ne nécessite pas non plus d'avoir déterminé

la fin de chaque mouvement : c'est un atout considérable pour les mouvements qui terminent très lentement.¹³

A ANNEXE (TABLE 1)

Features : On appelle x, v, a respectivement le profil de position, de vitesse et d'accélération ; t est le temps mesuré depuis le début du mouvement, \max et \min représentent l'opérateur maximum et minimum ; MT représente le temps de mouvement total, σ l'écart type positionnel, %NL le pourcentage de non-linéarité, DT le temps de pause qui peut survenir dans certains mouvements [3], $\int |x|$ l'ensemble de la distance parcourue par un mouvement, $\langle X \rangle$ la moyenne de X , $\# \theta$ le nombre de changements de directions au cours du mouvement, $\# p$ le nombre de pauses dans un mouvement, $\# sm$ le nombre de sous-mouvements total dans un mouvement, $sm_{\max(v)}$ le sous-mouvement durant lequel la vitesse maximale est atteinte, TV le temps de vérification [3], sm_k le k -ième sous mouvement, RT le temps de réaction, $d\%$ le pourcentage de distance parcourue, et NJS le *normalized jerk score*.

Populations : WS et DS sont les syndromes de Williams et Down, RM représente des retards mentaux non classifiés, MP la maladie de Parkinson, PC la paralysie cérébrale, C6T la tétraplégie (sixième cervicale), A la maladie d'Alzheimer, TCL les troubles cognitifs légers.

TABLE 1: Méthode de découpages, features extraits et population atypique pour plusieurs études sur la cinématique du mouvement dans une tâche de pointage.

Référence	Découpage	Features	Population Atypique
[9]	$t_{\max(a)}, t_{\max(v)}, t_{\min(v)}$	$x(), v(), a(), t()$	WS, DS, RM
[10]		$\frac{\sigma_{MT}}{W}, t_{\max(v)}, \%NL$	MP
[13]		$\max(a), \max(v), t_{\max(v)}, MT - t_{\max(v)}, \frac{MT - t_{\max(v)}}{MT}, x(t_{\max(v)}), \sigma(\{t_{\max(a)}, t_{\max(v)}, t_{\min(v)}, MT\})$	Autisme
[22]	$t_{\max(v)}$	$v(), \frac{t_{\max(v)}}{MT}$	Autisme
[23]		$t_{\max(v)}, MT - t_{\max(v)}, DT$	WS, DS
[25]		$t_{\max(v)} - t_{\max(x)}, \int x , < v(0), \dots, v(t_{\max(v)}) >, \# \theta, \max(v), \max(a), < a >, < v >, \# p$	Age, MP, PC
[26]	Découpage à la Meyer et al.	$\# p, < p >, \# sm, sm_{\max(v)}, TV$	PC
[34]	Découpage à la Meyer et al.	$\# sm, \max(v), \max(a), x(sm_1), x(sm_2), t(sm_2), \sigma(t_{\max(v)})$	C6T
[36]		$\int x , \Delta, k$	A, TCL
[21]	$a = 0$ (# 2)	$\max(v), x(sm_1), t(sm_2)$	Age
[42]	Découpage à la Meyer et al.	$\max(a), TV, RT, \# sm, t(sm_1), d\%(sm_1), < v(sm_1) >$	Age
[43]	$t_{\max(a)}, t_{\max(v)}, t_{\min(v)}$	$x(), v(), a(), t()$	Age
[28]	$a = 0$ (# 2)	$x(sm_1), \max(v), t_{\max(v)}, \# sm, NJS$	Age

¹³De fait, un mouvement ne s'arrête quasiment jamais, car maintenir un membre à un position stationnaire nécessite de l'effort. Ceci complique sérieusement les algorithmes de segmentation [3]), pour lesquels la méthode des PVPs est alors une alternative.

REMERCIEMENTS

Ce travail à été financé en partie par : European Research Council (ERC) grant n° 695464 ONE : Unified Principles of Interaction.

RÉFÉRENCES

- [1] American Psychiatric Association et al. 2013. *Diagnostic and statistical manual of mental disorders (DSM-5®)*. American Psychiatric Pub.
- [2] Maxim Bakaev. 2008. Fitts' Law for Older Adults : Considering a Factor of Age. In *Proceedings of the VIII Brazilian Symposium on Human Factors in Computing Systems (IHC '08)*. Sociedade Brasileira de Computação, Porto Alegre, Brazil, Brazil, 260–263. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1497470.1497502>
- [3] O. Chapuis, R. Blanch, and M. Beaudouin-Lafon. 2007. *Fitts' Law in the Wild : A Field Study of Aimed Movements*. article 1480. "LRI. <http://insitu.lri.fr/~chapis/publications/RR1480.pdf> 11 pages.
- [4] T Claire Davies, Amur AlManji, and N Susan Stott. 2014. A cross-sectional study examining computer task completion by adolescents with cerebral palsy across the Manual Ability Classification System levels. *Developmental Medicine & Child Neurology* 56, 12 (2014), 1180–1186.
- [5] H. Drewes. 2010. Only One Fitts' Law Formula Please!. In *CHI '10 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems (CHI EA '10)*. ACM, New York, NY, USA, 2813–2822. <https://doi.org/10.1145/1753846.1753867>
- [6] Digby Elliott, Steve Hansen, Lawrence EM Grierson, James Lyons, Simon J Bennett, and Spencer J Hayes. 2010. Goal-directed aiming : two components but multiple processes. *Psychological bulletin* 136, 6 (2010), 22 pages.
- [7] Digby Elliott, Werner F Helsen, and Romeo Chua. 2001. A century later : Woodworth's (1899) two-component model of goal-directed aiming. *Psychological bulletin* 127, 3 (2001), 342.
- [8] Digby Elliott, James Lyons, Spencer J Hayes, James J Burkitt, James W Roberts, Lawrence EM Grierson, Steve Hansen, and Simon J Bennett. 2017. The multiple process model of goal-directed reaching revisited. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews* 72 (2017), 95–110.
- [9] Digby Elliott, Timothy N Welsh, James Lyons, Steve Hansen, and Melinda Wu. 2006. The visual regulation of goal-directed reaching movements in adults with Williams syndrome, Down syndrome, and other developmental delays. *Motor control* 10, 1 (2006), 34–54.
- [10] Laure Fernandez, Raoul Huys, Johann Issartel, Jean-Philippe Azulay, and Alexandre Eusebio. 2018. Movement Speed-Accuracy Trade-Off in Parkinson's Disease. *Frontiers in neurology* 9 (2018), 13 pages.
- [11] P. M. Fitts. 1954. The information capacity of the human motor system in controlling the amplitude of movement. *Journal of experimental psychology* 47, 6 (1954), 381. <https://doi.org/10.1037/h0045689>
- [12] Krzysztof Z Gajos, Jacob O Wobbrock, and Daniel S Weld. 2008. Improving the performance of motor-impaired users with automatically-generated, ability-based interfaces. In *Proceedings of the SIGCHI conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, ACM, New York, NY, USA, 1257–1266.
- [13] Cheryl M Glazebrook, Digby Elliott, and James Lyons. 2006. A kinematic analysis of how young adults with and without autism plan and control goal-directed movements. *Motor control* 10, 3 (2006), 244–264.
- [14] Julien Gori. 2018. *Modeling the speed-accuracy tradeoff using the tools of information theory*. Ph.D. Dissertation. Paris Saclay.
- [15] J. Gori and O. Rioul. 2018. Information-Theoretic Analysis of the Speed-Accuracy Tradeoff with Feedback. In *2018 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC)*. IEEE, NY, USA, 3452–3457. <https://doi.org/10.1109/SMC.2018.00585>
- [16] Julien Gori and Olivier Rioul. 2019. Regression to a Linear Lower Bound With Outliers : An Exponentially Modified Gaussian Noise Model. , 5 pages pages. accepted, in press, available online.
- [17] J. Gori, O. Rioul, and Y. Guiard. 2018. Speed-Accuracy Tradeoff : A Formal Information-Theoretic Transmission Scheme (FITS). *ACM Trans. Comput.-Hum. Interact.* 25, 5, Article 27 (Sept. 2018), 33 pages.
- [18] J. Gori, O. Rioul, Y. Guiard, and M. Beaudouin-Lafon. 2018. The Perils of Confounding Factors : How Fitts' Law Experiments can Lead to False Conclusions. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, ACM, New York, NY, USA, 196.
- [19] Yves Guiard, Halla B Olafsdottir, and Simon T Perrault. 2011. Fitt's law as an explicit time/error trade-off. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*. ACM, ACM, New York, NY, USA, 1619–1628.
- [20] Y. Guiard and O. Rioul. 2015. A mathematical description of the speed/accuracy trade-off of aimed movement. In *Proceedings of the 2015 British HCI Conference*. ACM, New York, 91–100.
- [21] Florian Van Halewyck, Ann Lavrysen, Oron Levin, Digby Elliott, and Werner F Helsen. 2015. The impact of age and physical activity level on manual aiming performance. *Journal of aging and physical activity* 23, 2 (2015), 169–179.
- [22] Spencer J Hayes, Matthew Andrew, Digby Elliott, Emma Gowen, and Simon J Bennett. 2016. Low Fidelity Imitation of Atypical Biological Kinematics in Autism Spectrum Disorders Is Modulated by Self-Generated Selective Attention. *Journal of autism and developmental disorders* 46, 2 (2016), 502–513.
- [23] Darren R Hocking, Nicole J Rinehart, Jennifer L McGinley, Simon A Moss, and John L Bradshaw. 2011. A kinematic analysis of visually-guided movement in Williams syndrome. *Journal of the neurological sciences* 301, 1-2 (2011), 51–58.
- [24] A. Hurst, S. E. Hudson, and J. Mankoff. 2007. Dynamic Detection of Novice vs. Skilled Use Without a Task Model. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '07)*. ACM, New York, NY, USA, 271–280. <https://doi.org/10.1145/1240624.1240669>
- [25] Amy Hurst, Scott E. Hudson, Jennifer Mankoff, and Shari Trewin. 2013. Distinguishing Users By Pointing Performance in Laboratory and Real-World Tasks. *ACM Trans. Access. Comput.* 5, 2, Article 5 (Oct. 2013), 27 pages. <https://doi.org/10.1145/2517039>
- [26] Faustina Hwang, Simeon Keates, Patrick Langdon, and John Clarkson. 2004. Mouse movements of motion-impaired users : a submovement analysis. In *ACM SIGACCESS Accessibility and Computing*. ACM, ACM, New York, NY, USA, 102–109.
- [27] Alvin Jude, Darren Guinness, and G Michael Poor. 2016. Reporting and Visualizing Fitts's Law : Dataset, Tools and Methodologies. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*. ACM, ACM, New York, NY, USA, 2519–2525. <https://doi.org/10.1145/2851581.2892364>
- [28] Caroline J Ketcham, Rachael D Seidler, Arend WA Van Gemmert, and George E Stelmach. 2002. Age-related kinematic differences as influenced by task difficulty, target size, and movement amplitude. *The Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences* 57, 1 (2002), P54–P64.
- [29] Melanie Y Lam, Nicola J Hodges, Naznin Virji-Babul, and Mark L Latash. 2009. Evidence for slowing as a function of index of difficulty in young adults with Down syndrome. *American journal on intellectual and developmental disabilities* 114, 6 (2009), 411–426.
- [30] D. E. Meyer, R. A. Abrams, S. Kornblum, C. E. Wright, and J. E. Keith Smith. 1988. Optimality in human motor performance : ideal control of rapid aimed movements. *Psychological review* 95, 3 (1988), 340–370.

- [31] Cheryl Missiuna, Robin Gaines, Helen Soucie, and Jennifer McLean. 2006. Parental questions about developmental coordination disorder : A synopsis of current evidence. *Paediatrics & child health* 11, 8 (2006), 507–512.
- [32] Karin Nieuwenhuizen and Jean-Bernard Martens. 2016. Advanced modeling of selection and steering data : beyond Fitts' law. *International Journal of Human-Computer Studies* 94 (2016), 35–52.
- [33] Stefanie Pieters, Herbert Roeyers, Yves Rosseel, Hilde Van Waelvelde, and Annemie Desoete. 2015. Identifying subtypes among children with developmental coordination disorder and mathematical learning disabilities, using model-based clustering. *Journal of learning disabilities* 48, 1 (2015), 83–95.
- [34] Mark A Robinson, Digby Elliott, Spencer J Hayes, Gabor J Barton, and Simon J Bennett. 2014. Primary and submovement control of aiming in C6 tetraplegics following posterior deltoid transfer. *Journal of neuroengineering and rehabilitation* 11, 112 (2014), 9 pages.
- [35] R. A. Schmidt, H. Zelaznik, B. Hawkins, James S. F., and J. T. Quinn Jr. 1979. Motor-output variability : a theory for the accuracy of rapid motor acts. *Psychological review* 86, 5 (1979), 415.
- [36] Adriana Seelye, Stuart Hagler, Nora Mattek, Diane B Howieson, Katherine Wild, Hiroko H Dodge, and Jeffrey A Kaye. 2015. Computer mouse movement patterns : A potential marker of mild cognitive impairment. *Alzheimer's & Dementia : Diagnosis, Assessment & Disease Monitoring* 1, 4 (2015), 472–480.
- [37] R William Soukoreff and I Scott MacKenzie. 2004. Towards a standard for pointing device evaluation, perspectives on 27 years of Fitts' law research in HCI. *International journal of human-computer studies* 61, 6 (2004), 751–789. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2004.09.001>
- [38] N. Teasdale, C. Bard, M. Fleury, D. E. Young, and L. Proteau. 1993. Determining movement onsets from temporal series. *Journal of motor behavior* 25, 2 (1993), 97–106.
- [39] Feng Tian, Xiangmin Fan, Junjun Fan, Yicheng Zhu, Jing Gao, Da-kuo Wang, Xiaojun Bi, and Hongan Wang. 2019. What Can Gestures Tell ? : Detecting Motor Impairment in Early Parkinson's from Common Touch Gestural Interactions. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems (CHI '19)*. ACM, New York, NY, USA, Article 83, 14 pages pages. <https://doi.org/10.1145/3290605.3300313>
- [40] Laurence Vaivre-Douret, Christophe Lalanne, Isabelle Ingster-Moati, Nathalie Boddaert, Dominique Cabrol, Jean-Louis Dufier, Bernard Golse, and Bruno Falissard. 2011. Subtypes of developmental coordination disorder : research on their nature and etiology. *Developmental neuropsychology* 36, 5 (2011), 614–643.
- [41] Miguel A Velasco, Alejandro Clemotte, Rafael Raya, Ramón Ceres, and Eduardo Rocon. 2017. Human-computer interaction for users with cerebral palsy based on head orientation. Can cursor's movement be modeled by Fitts's law? *International Journal of Human-Computer Studies* 106 (2017), 1–9.
- [42] Neff Walker, David A Philbin, and Arthur D Fisk. 1997. Age-related differences in movement control : Adjusting submovement structure to optimize performance. *The Journals of Gerontology Series B : Psychological Sciences and Social Sciences* 52, 1 (1997), 40–53.
- [43] Timothy N Welsh, Laura Higgins, and Digby Elliott. 2007. Are there age-related differences in learning to optimize speed, accuracy, and energy expenditure? *Human Movement Science* 26, 6 (2007), 892–912.
- [44] Jacqueline Williams, Christian Hyde, and Alicia Spittle. 2014. Developmental coordination disorder and cerebral palsy : Is there a continuum? *Current Developmental Disorders Reports* 1, 2 (2014), 118–124.
- [45] R. S. Woodworth. 1899. Accuracy of voluntary movement. *The Psychological Review : Monograph Supplements* 3, 3 (1899), I.
- [46] S. Zhai. 2004. Characterizing computer input with Fitts' law parameters—the information and non-information aspects of pointing. *International Journal of Human-Computer Studies* 61, 6 (2004), 791–809.