

La Théorie Cinématique des mouvements humains rapides: développements récents

Recent Developments in the Study of Rapid Human Movements with the Kinematic Theory

Réjean Plamondon, Moussa Djoua et Christian O'Reilly

Laboratoire Scribens
École Polytechnique de Montréal
Montréal, Québec, Canada H3C 3A7
{rejean.plamondon}@polymtl.ca

Manuscrit reçu le 15 décembre 2009

Résumé et mots clés

Lorsqu'employée en reconnaissance des formes, la modélisation des mouvements humains vise, entre autres, à procurer certaines assises théoriques au traitement en ligne de l'écriture manuscrite et à fournir des connaissances fondamentales pouvant servir de balises dans la conception de systèmes automatiques. À ce jour, plusieurs approches ont été proposées pour modéliser la production des mouvements en général et de l'écriture en particulier: des modèles dynamiques, psychophysiques, cinématiques, à base de réseaux de neurones ou reposant sur des principes de minimisation. Parmi les modèles dits analytiques, la Théorie Cinématique et son équation delta-lognormale se sont avérées des plus prometteuses. Mais, bien qu'il ait été démontré que ce paradigme permettait de prendre en compte la majorité des phénomènes couramment observés en motricité fine, plusieurs problèmes théoriques et techniques ont retardé l'intégration directe ou indirecte de cette théorie dans la conception de systèmes. Dans cet article, nous faisons le point sur ces différentes difficultés et nous dévoilons les résultats de récents travaux que notre équipe a réalisés pour les surmonter. Dans un premier temps, dans une perspective de généralisation, nous présentons les principaux modèles de types log-normaux. Ensuite, du point de vue pratique, nous décrivons deux nouveaux algorithmes d'extraction de paramètres. Nous montrons également comment la nouvelle représentation qui en résulte peut être employée pour améliorer le traitement des signaux électromyographiques, ouvrant ainsi la porte à de nouvelles applications en génie biomédical. Nous concluons en présentant brièvement d'autres applications potentielles qui sont présentement en cours de développement dans notre laboratoire ou le seront dans un avenir rapproché.

Lognormales, Théorie Cinématique, mouvements humains, écriture, signatures, réseaux neuromusculaires, estimation de paramètres, électromyographie.

Abstract and key words

Human movement modeling can be of great interest for the design of pattern recognition systems relying on the processing of fine neuromotricity, like on-line handwriting recognition, signature verification as well as in the design of intelligent systems involving in a way or another the processing of human movements. Among other things, this general approach aims at elaborating a theoretical background for any handwriting processing applications as well as providing some basic knowledge that can be integrated or taken care of in the development of automatic systems. So far, many models have been proposed to study human movement production in general and handwriting in particular: models

relying on neural networks, dynamics models, psychophysical models, kinematic models and models exploiting minimization principles. Among the models which provide analytical representations, the Kinematic Theory of rapid human movements and its delta-lognormal model have been considered as very promising. However, although numerous studies have shown that such a paradigm could explain most of the basic phenomena constantly reported in classical studies dealing with fine motor control, many problems, both theoretical and technical, have postponed its direct or indirect integration in the design of pattern recognizers. In this paper, we overview these problems and report on various projects conducted by our team to overcome these difficulties. First, we present a brief recall of the different models in the field and focus on the family of models involving lognormal functions. Then, from a practical perspective, we describe two new parameter extraction algorithms suitable for the reverse engineering of single strokes as well as complex handwriting signals. We show how the resulting representation can be used to improve electromyographic signal processing, opening a windows on new applications for handwriting processing, particularly in biomedical engineering and in some fields of neurosciences. We briefly conclude by listing various potential applications of the Kinematic Theory, particularly in the fields of handwriting recognition, signature verification and biomedical signal processing.

Lognormals, Kinematic Theory, human movements, handwriting, signatures, neuromuscular networks, parameter estimation, electromyography.

1. Introduction

S

Lorsqu'un sujet humain effectue un mouvement simple et rapide, par exemple la production d'un trait de crayon, le profil de la vitesse de ce mouvement en fonction du temps a toujours un maximum principal de la forme d'une courbe en cloche légèrement asymétrique. Il s'agit là d'une observation rapportée de façon régulière et systématique depuis plus d'un siècle par les communautés scientifiques qui s'intéressent à l'étude et à la compréhension des mouvements. Plusieurs modèles ont été proposés pour expliquer ce phénomène fondamental et les nombreuses observations qui en découlent, par exemple les différents compromis vitesse-précision [59]. On peut regrouper ces modèles selon les principes fondamentaux qu'ils exploitent ou sur lesquels ils reposent. Dans les modèles basés sur l'hypothèse des points d'équilibre, les auteurs partent d'une représentation des propriétés élastiques des muscles et décrivent l'exécution d'un mouvement comme des déplacements entre deux points d'équilibre [4, 5, 22, 23]. Dans les modèles basés sur les réseaux de neurones, les auteurs tentent de reproduire différentes fonctions neuromotrices, incorporant des propriétés d'apprentissage, à l'aide de réseaux plus ou moins sophistiqués [6, 27, 37, 66]. Plusieurs modèles se retrouvent sous l'étiquette des principes minimisateurs [21, 72]: minimisation de l'accélération [46, 47] et de l'énergie [48], du temps [20, 33, 68], des secousses (jerk) [25, 35], des cassures (*snaps*) [18], des changements du moment de force [70] et du bruit sensorimoteur [32]. Finalement, du point de vue de la psychologie expérimentale, les modèles behavioristes et écologiques sont souvent mis en opposition. Dans le premier cas, les auteurs assument directement ou indirectement l'existence d'un plan d'action, de programmes moteurs (p. ex. [67, 69, 71]) alors que dans le second,

ils s'efforcent de prouver l'émergence des propriétés des mouvements à partir de représentations dynamiques non-linéaires (p. ex. [38, 45, 77]). Finalement, plusieurs modèles exploitent les propriétés spécifiques de différentes fonctions pour reproduire des mouvements: des exponentielles [64, 76], des systèmes de deuxième ordre [10, 17], des gaussiennes [40], des fonctions Beta [1], des splines [44] et des fonctions trigonométriques [19, 36, 42].

À l'École Polytechnique de Montréal, l'origine des profils de vitesse a été analysée et étudiée en profondeur au cours des vingt dernières années par le professeur Réjean Plamondon et son équipe dans le cadre de travaux sur le traitement automatique de l'écriture et des signatures manuscrites effectués au laboratoire Scribens. Au fil des ans, une théorie, la Théorie Cinématique des mouvements humains [53, 56, 57, 58, 60, 61], a été développée. Celle-ci décrit à partir de fonctions lognormales l'ensemble des propriétés du profil de vitesse de mouvements rapides bien maîtrisés et les relie à un modèle neuromusculaire de l'individu.

À ce jour, la Théorie Cinématique demeure l'une des rares théories qui repose sur des bases mathématiques formelles. À partir de la simple hypothèse d'une proportionnalité des temps de délais cumulatifs entre les différentes unités ou sous-systèmes constituant un système neuromusculaire, il a été démontré, en utilisant le théorème de la limite centrale, que le comportement asymptotique de la réponse impulsionnelle d'un tel système sera de type lognormal [56]. La synergie constituée de deux systèmes neuromusculaires, l'un agoniste, l'autre antagoniste, produira donc des profils de vitesse de type Delta-Lognormaux lorsque les systèmes sont en parfaite opposition [60].

Du point de vue pratique, la théorie a été testée et validée sur plusieurs milliers de profils de vitesse, de traits de crayon produits par des sujets humains jeunes ou d'âge moyen en bonne

santé. Ces expériences portaient principalement sur la production de traits simples, c'est-à-dire de mouvements rapides quasi-rectilignes [3, 15, 74].

Grâce à l'équation delta-lognormale, on peut en effet reproduire un profil de vitesse avec un minimum d'erreurs. Ces reconstructions sont réalisées en sélectionnant de façon optimale, à l'aide d'un algorithme de régression non linéaire, l'ensemble des sept paramètres de l'équation qui minimise l'erreur entre la courbe originale et la courbe reconstruite. Les valeurs des paramètres peuvent ensuite être analysées en fonction des différentes conditions expérimentales où elles ont été obtenues.

Par ailleurs, plusieurs comparaisons avec d'autres modèles ont été menées dans le but de mettre en perspective les éléments majeurs apportés par cette théorie dans la compréhension du contrôle moteur. Les résultats d'ajustements opérés sur des profils de vitesse réels ont démontré la supériorité du modèle delta-lognormal en le comparant à plus de vingt six autres modèles [2, 63]. Une récente étude mathématique, basée sur la comparaison des expressions analytiques du profil de vitesse, a confirmé ces résultats d'ajustements [12]. Nous avons en effet démontré que la fonction lognormale était la fonction vers laquelle convergeaient les autres principaux modèles analytiques.

Un des attraits du modèle delta-lognormal demeure sa capacité à décrire le grand spectre de variabilité observée sur les tracés d'écriture et ce en utilisant seulement un nombre restreint de paramètres [12, 16, 55]. Le fait que ce modèle soit analytique permet d'en faire un outil puissant pour la synthèse de certaines variabilités ciblées ou difficiles à obtenir en grande quantité dans des banques de données réelles. Cependant, certains aspects de la théorie restent encore à développer, notamment la définition du sens physique et physiologique de chaque paramètre du modèle. De plus, il est bon de noter qu'il s'agit d'un modèle décrivant les mouvements rapides exécutés par un humain en plein contrôle de ses capacités. Contrairement aux modèles basés sur les réseaux de neurones, le présent modèle n'est pas bien adapté aux études portant sur la modélisation de l'apprentissage d'une nouvelle tâche, sauf s'il est utilisé comme partie intégrante d'un réseau plus complexe [62]. Par contre, comme il décrit les tâches bien maîtrisées, il peut être très utile pour définir et quantifier les niveaux d'apprentissage, par exemple chez les élèves qui apprennent à écrire [7, 11, 31].

Nous avons récemment généralisé l'emploi de fonctions lognormales pour la description de tracés complexes qui sont constitués d'une séquence de traits simples et donc, d'une superposition temporelle et vectorielle de profils lognormaux, ce qui nous a conduit à définir toute une famille de fonctions nommées sigma-lognormales [55]. Cette généralisation de la théorie permet de reproduire fidèlement des profils de vitesse de tracés complexes tels des mots et des signatures. Il est donc possible d'envisager d'utiliser cette famille de fonctions pour diverses applications. Par exemple, en reconnaissance d'écriture et en caractérisation de scripteurs, connaissant le comportement idéal d'un sujet sain en parfait contrôle de ses gestes, les écarts, les divergences et les variations par rapport à cet idéal pourraient ainsi être utilisés pour caractériser la variabilité des trajectoires.

L'acceptation par la communauté scientifique de la Théorie Cinématique a été limitée par des problèmes d'ordre théorique et pratique et nous avons consacré une majeure partie de nos efforts de recherche des dernières années à relever ces objections et proposer des solutions innovatrices. Du point de vue technique, le principal handicap qui freinait l'utilisation et l'application de la Théorie Cinématique était l'absence d'algorithmes robustes et calibrés permettant d'extraire les paramètres Delta-Lognormaux des profils de vitesse. Du point de vue fondamental, la Théorie Cinématique reposait sur des hypothèses qui n'avaient jamais été testées expérimentalement.

Au cours des six dernières années, nous avons concentré nos activités sur la résolution de ces problèmes. Le présent article fait le point sur certains de ces nouveaux développements et met en évidence quelques applications potentielles où la théorie peut être exploitée pour améliorer le traitement des signaux. Notre manuscrit est divisé en quatre sections. La première (section 2) fait un bref rappel des modèles de type lognormal. La seconde (section 3) décrit deux systèmes d'extraction de paramètres, l'un dédié à l'étude des traits simples ; l'autre, à celles des tracés complexes. La troisième (section 4) présente les résultats d'une expérience en électromyographie où l'on fait ressortir l'impact de la Théorie Cinématique en traitement de signaux EMG. Finalement, à la section 5, nous faisons un bref survol d'autres applications potentielles de la théorie.

S

2. Modèles Delta et Sigma-Lognormaux

La Théorie Cinématique repose sur une hypothèse fondamentale : « L'invariance de certaines caractéristiques des mouvements humains rapides reflète le comportement limite d'un contrôle moteur complexe basé sur la mise en oeuvre d'un grand nombre N d'unités neuromusculaires couplées ». La production d'un trait simple d'un point d'origine à une cible résulte donc de l'activation de ces unités, regroupées en systèmes agoniste et antagoniste, et travaillant en synergie (c.f. Figure 1).

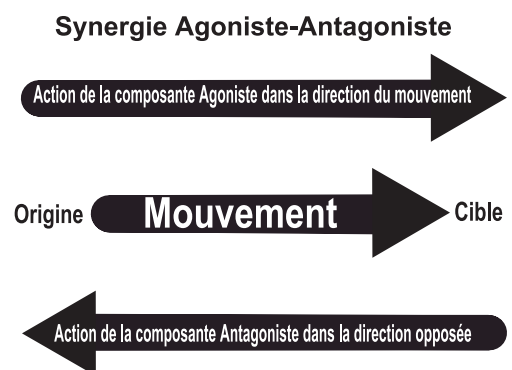


Figure 1. Synergie agoniste/antagoniste impliquée dans la production d'un trait rapide.

Chacun de ces deux systèmes est constitué de nombreuses unités neuromusculaires organisées en série et en parallèle, que l'on suppose se comporter de façon linéaire autour d'un point d'opération. Sous l'hypothèse que ces unités sont très nombreuses ($N \rightarrow \infty$) et que leur temps de délai cumulatif T est régi par une relation proportionnelle de type :

$$T_j = (1 + \varepsilon_j) T_{j-1} \tag{1}$$

il a été démontré [56] en utilisant le théorème de la limite centrale, que la réponse impulsionnelle $H(t - t_0)$ d'un tel système pouvait être décrite par une fonction lognormale :

$$H(t - t_0) = \Lambda(t; t_0, \mu_i, \sigma_i^2) = \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}(t - t_0)} \exp - \left(\frac{[\ln(t - t_0) - \mu_i]^2}{2\sigma_i^2} \right) \tag{2}$$

où les paramètres μ_i et σ_i sont communément appelés logtemps de délai et logtemps de réponse car, ils font respectivement référence au temps de délai et au temps de réponse du système sur une échelle logarithmique.

Ainsi, l'activation d'un tel système par une commande impulsionnelle $DU_0(t - t_0)$ à un instant t_0 produira une composante de la vitesse de l'effecteur terminal dans une direction donnée. Le résultat de la synergie de ces composantes sera donc constitué de la somme vectorielle de leurs différents profils :

$$\vec{v}(t) = \sum_{i=1}^L \vec{v}_i(t) = \sum_{i=1}^L \vec{D}_i(t) \Lambda_i(t, t_0, \mu_i, \sigma_i^2) \quad L \geq 2 \tag{3}$$

tandis que la direction de chaque constituante de ce vecteur sera décrite par une fonction sigmoïdale :

$$\theta_i(t) = \theta_{di} + \frac{(\theta_{fi} - \theta_{di})}{D_i} \int_{t_0}^t |\vec{v}_i(\tau)| d\tau \tag{4}$$

Ces deux équations forment ce qu'on définit comme étant le modèle sigma-lognormal ($\Sigma\Lambda$), utilisable pour décrire tout mouvement complexe [55]. La figure 2 illustre un exemple de reconstruction de la lettre «z» et du chiffre «8» à partir de ce modèle.

Historiquement, un cas particulier de ce modèle a été étudié en profondeur, au tout début de ces travaux de modélisation : il s'agit du modèle delta-lognormal ($\Delta\Lambda$), qui décrit un mouvement simple unidirectionnel où les systèmes agonistes et antagonistes sont en parfaite opposition [60, 61, 58]. Dans ce cas, le profil de vitesse se réduit à la soustraction de deux lognormales pondérées :

$$|\vec{v}(t)| = D_1 \Lambda_1(t, t_0, \mu_1, \sigma_1^2) - D_2 \Lambda_2(t, t_0, \mu_2, \sigma_2^2) = v_1(t) - v_2(t) \tag{5}$$

Pour vraiment exploiter le potentiel descriptif des équations $\Sigma\Lambda$ et $\Delta\Lambda$, il fallait pouvoir les utiliser en analyse inverse, c'est-à-dire extraire leurs paramètres de profils de vitesse réels. Nous décrivons dans la prochaine section deux systèmes d'extraction de paramètres que nous avons mis au point au cours des dernières années.

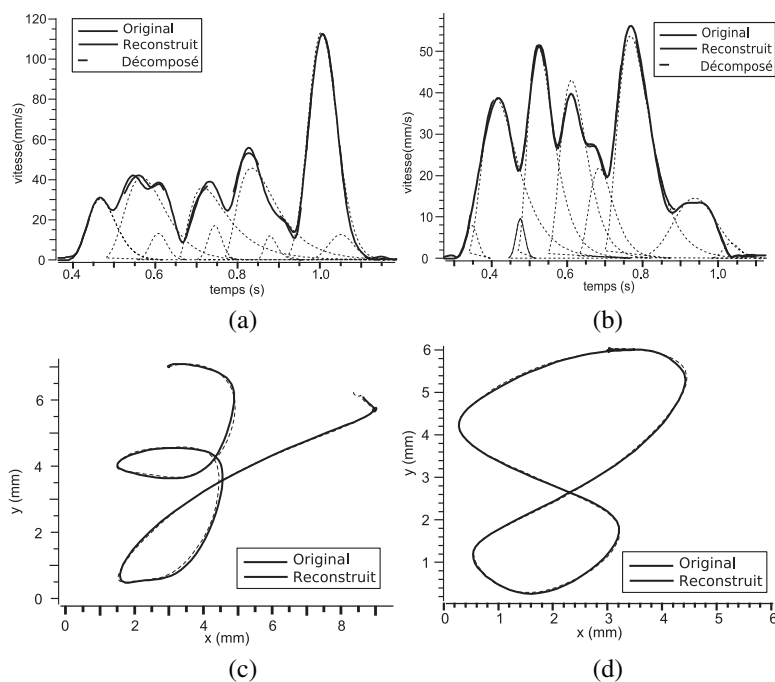


Figure 2. Exemple de reconstruction sigma-lognormale de mouvements complexes. (a) et (b) illustrent le profil de vitesse correspondant au mouvement dont la trajectoire est affichée en (c) et (d). Le trait plein représente le mouvement original et le trait tireté sa reconstruction sigma-lognormale. Les traits pointillés dans les profils de vitesse représentent les différentes lognormales obtenues en segmentant le signal.

3. Extraction des paramètres

3.1. Cas de traits simples

Dans le cas d'un trait simple, l'intérêt de l'étude est porté sur son profil de vitesse, modélisé par une équation delta-lognormale possédant sept paramètres. Trois d'entre eux, t_0, D_1 et D_2 , quantifient la commande qui contrôle le mouvement rapide, c.-à-d. son amplitude ($D = D_1 - D_2$) et l'instant t_0 de son occurrence. Les quatre autres, μ_1, σ_1, μ_2 et σ_2 , caractérisent l'exécution de cette commande par des indices temporels décrivant les temps de délai et de réponse des réponses impulsionnelles des systèmes neuromusculaires impliqués dans la synergie. Dans ce contexte, les études psychophysiques de type temps de réaction peuvent être apparentées aux opérations d'identification non-invasive d'un système biologique, considéré comme une boîte noire. Selon la modélisation en physiologie, un tel système générateur de mouvements peut être identifié par sa réponse impulsionnelle ou bien par sa réponse indicielle, lesquelles font ressortir son comportement intrinsèque. Dans les études de motricité fine où, l'on cherche à modéliser le fonctionnement des systèmes biologiques impliqués dans la génération de mouvements simples et complexes, le choix des signaux d'excitation est généralement limité à un stimulus impulsionnel auditif ou visuel auquel un sujet réagit en déclenchant des commandes neuromotrices. La Figure 3 illustre une telle expérience.

Le processus d'identification consiste donc à déterminer les valeurs optimales des sept paramètres qui ajustent un profil de vitesse par une fonction delta-lognormale avec un minimum d'erreur de reconstruction.

3.1.1. Architecture globale du système d'extraction

Le système d'extraction est un outil de mesures utilisé dans l'identification pour extraire les valeurs optimales des sept

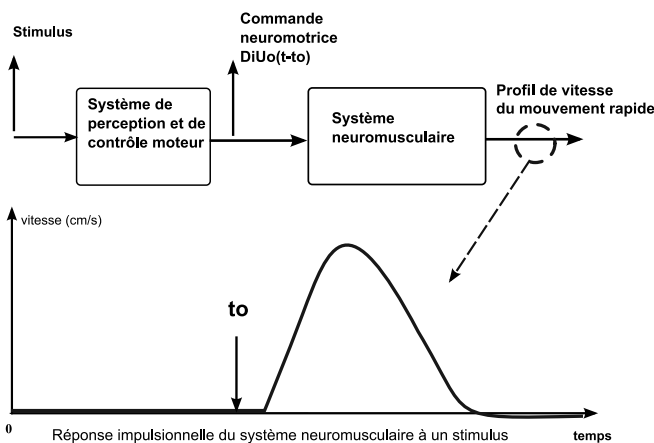


Figure 3. Illustration du processus d'identification du système neuromusculaire générateur de mouvements rapides.

paramètres $(t_0, D_1, \mu_1, \sigma_1, D_2, \mu_2, \sigma_2)$. Comme la fonction delta-lognormale est égale à la différence de deux composantes lognormales, l'idée de base est d'estimer en premier lieu les quatre paramètres de la composante agoniste à partir du profil de vitesse, et ensuite d'isoler la composante antagoniste pour en estimer les trois paramètres (le quatrième paramètre, t_0 , étant le même pour les deux composantes). Le problème d'extraction est ainsi réduit à l'estimation des quatre paramètres (t_0, D, μ, σ) d'une fonction lognormale pondérée par D . La Figure 4 illustre l'architecture globale du système d'extraction. Celui-ci est constitué de deux modules : le module d'estimation qui calcule les valeurs initiales du vecteur de paramètres et le module d'optimisation de Levenberg-Marquardt. Ce système fonctionne de la manière suivante : le profil de vitesse est transmis au module d'estimation où sont estimés les paramètres de la composante agoniste en considérant ce premier comme un profil lognormal simple. Puis, les paramètres de la composante antagoniste sont estimés en isolant d'abord celle-ci par soustraction (voir l'équation 5). Nous obtenons, à la fin de ce processus de calcul, les valeurs initiales des sept paramètres. Ces dernières sont ensuite utilisées comme un vecteur d'entrée du module d'optimisation qui, par itération et en fonction du modèle prédictif delta-lognormal et de la fonction coût à minimiser, donne à sa sortie les valeurs optimales des sept paramètres. Plus le module d'estimation fournit des valeurs proches de la solution optimale recherchée, plus le module d'optimisation converge rapidement vers cette solution.

3.1.2. État de l'art de l'extraction

Le système d'extraction repose donc principalement sur l'estimation des paramètres d'une fonction lognormale. Plusieurs méthodes ont été proposées à ce jour pour solutionner ce problème. On peut les classer en trois principales catégories : statistiques, déterministes et évolutionnaires. Les méthodes statistiques exploitent les nombreuses techniques qui ont été développées dans l'estimation des paramètres d'une densité de probabilité lognormale [8, 9]. Les méthodes déterministes sont plus

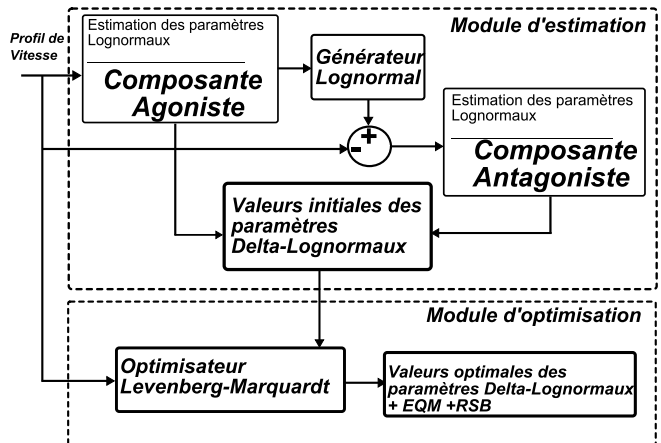


Figure 4. Schéma bloc du système d'extraction des paramètres delta-lognormaux.

spécifiques, elles utilisent certaines caractéristiques de la fonction lognormale (une fonction continue, positive et infiniment dérivable) pour estimer ses paramètres [30, 54, 73]. Enfin, les méthodes évolutionnaires utilisent des algorithmes génétiques pour explorer l'espace des paramètres et choisir une combinaison optimale pour décrire le profil de vitesse [16]. D'après le théorème «no free lunch for search and optimization» [75], les performances des algorithmes dépendent des conditions initiales d'initialisation et chaque problème d'optimisation spécifique nécessite une solution adaptée. Ainsi, l'architecture du système d'extraction actuellement en usage exploite d'une part, des connaissances *a priori* déterministes extraites du profil delta-lognormal et d'autre part, initie un module d'optimisation non-linéaire avec une solution initiale construite à partir des expressions analytiques. Jusqu'à tout récemment, deux méthodes déterministes étaient disponibles au laboratoire Scribens pour extraire les sept paramètres Delta-Lognormaux : l'algorithme INFLEX [30] et l'algorithme INITRI [54]. Ces deux algorithmes ont été utilisés automatiquement et avec efficacité dans l'analyse de traits simples, de l'écriture et de la signature [3, 24, 29, 40, 59], l'étude des tracés complexes nécessitant parfois une approche interactive. Par ailleurs, les deux algorithmes perdaient de leur performances pour certains patrons de vitesse, particulièrement dans les cas de profils quasi symétriques, d'asymétrie accentuée ou en présence d'un bruit important. C'est dans ce contexte que l'algorithme déterministe XZERO [12] a été proposé pour remédier à ces diminutions de performance.

3.1.3. Algorithme d'estimation XZERO

L'algorithme XZERO constitue une pièce maîtresse pour le module d'estimation. Il permet de calculer les valeurs estimées des quatre paramètres en utilisant uniquement trois points d'une courbe lognormale: son maximum et ses deux points d'inflexion. Ces points sont respectivement reliés aux passages par zéro des dérivées première et seconde de cette fonction, d'où le nom XZERO. Autrement dit, le temps d'occurrence lié au maximum du profil correspond au temps de passage par zéro t_m de sa dérivée première et les points d'inflexion correspondent aux deux temps de passages par zéro t_{inf1} et t_{inf2} de sa dérivée seconde. Les relations analytiques qui en découlent sont exploitées pour estimer les paramètres des profils lognormaux et Delta-Lognormaux [12, 15]. La démarche algorithmique utilisée pour calculer les valeurs estimées des sept paramètres est décrite en deux étapes.

3.1.4. Algorithme d'estimation des paramètres de la fonction lognormale

Soit $v(t)$ un profil de vitesse lognormal :

1. Calculer la dérivée première $\dot{v}(t)$ de $v(t)$
2. Estimer les temps de passages par zéro t_m , correspondant au maximum de $v(t)$, et de t_{inf1} et t_{inf2} , correspondants respectivement au maximum et au minimum de $\dot{v}(t)$

3. Estimer la valeur maximale v_{max} de $v(t)$
4. Estimer les temps t_{inf} et t_{sup} correspondant respectivement aux temps d'occurrence des points du profil dont les valeurs sont les plus proches de 5 % de v_{max} .
5. Calculer les valeurs extrêmes σ_{inf} et σ_{sup} de σ en utilisant la fonction $F(\sigma) = \frac{\sinh 3\sigma}{e^{3\sigma} - e^{-\sigma^2}} - \frac{t_{max} - t_{min}}{2(t_{min} - t_m)}$ et en choisissant dans chaque cas les temps t_{min} et t_{max} de la manière suivante :

$$\sigma_{inf} = \arg(F(\sigma) = 0, / t_{min} = t_{inf}; t_{max} = t_{sup})$$

$$\sigma_{sup} = \arg(F(\sigma) = 0, / t_{min} = 0; t_{max} = (N - 1) dt)$$

Avec N le nombre d'échantillons et dt le pas d'échantillonnage.

6. Pour chaque valeur $\hat{\sigma}$ de σ appartenant à l'intervalle $[\sigma_{inf}, \sigma_{sup}]$ et échantillonné avec un pas $\delta\sigma$, faire les calculs suivants :

a) Calculer la valeur de $\hat{\mu}$

$$\text{posons } \hat{a}_{12} = \hat{\sigma} \left\{ \frac{\hat{\sigma} + \sqrt{\hat{\sigma}^2 + 4}}{2} \right\}, \hat{a}_{22} = \hat{\sigma} \left\{ \frac{\hat{\sigma} - \sqrt{\hat{\sigma}^2 + 4}}{2} \right\}$$

et $A = e^{-\hat{a}_{12}} - e^{-\hat{a}_{22}}$

$$\hat{\mu} = \hat{\sigma}^2 + \ln \left(\frac{t_{inf2} - t_{inf1}}{A} \right)$$

- b) Estimer la valeur de t_0 en utilisant la relation suivante

$$\hat{t}_0 = t_m - e^{\hat{\mu} - \hat{\sigma}^2}$$

- c) Estimer la valeur de D en utilisant la relation suivante

$$\hat{D} = v_{max} \hat{\sigma} \sqrt{2\pi} e^{\hat{\mu} - \frac{\hat{\sigma}^2}{2}}$$

- d) Régénérer la fonction lognormale estimée $\hat{v}(t)$ en utilisant les résultats d'estimation des quatre paramètres.
- e) Évaluer l'erreur quadratique moyenne de l'estimation $EQM(\hat{\sigma})$ et sauvegarder le résultat dans un vecteur.

$$EQM(\hat{\sigma}) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [v(n) - \hat{v}(n)]^2$$

- f) Refaire les étapes a, b, c, d et e en balayant tout l'intervalle $[\sigma_{inf}, \sigma_{sup}]$ avec le pas $\delta\sigma$
7. Déterminer le minimum de la fonction $EQM(\hat{\sigma})$ et déduire la valeur optimale $\hat{\sigma}_{opt}$ de $\hat{\sigma}$.
 8. Les valeurs estimées des quatre paramètres de la lognormale sont celles correspondant à $\hat{\sigma} = \hat{\sigma}_{opt}$

3.1.5. Algorithme d'estimation des paramètres de la fonction delta-lognormale

Soit $v(t)$ un profil de vitesse delta-lognormal :

1. Estimer les quatre paramètres $(t_0, D, \mu_1, \sigma_1)$ de la lognormale agoniste $v_1(t)$ en considérant le profil original de la vitesse $v(t) = v_1(t)$ comme un seul profil lognormal. Déduire le profil de la composante antagoniste $v_2(t) = v_1(t) - v(t)$
2. Calculer la dérivée première $\dot{v}_2(t)$ de $v_2(t)$.

3. Estimer les temps de passages par zéro t_m , correspondant au maximum de $v_2(t)$, et de t_{inf1} et t_{inf2} , correspondants respectivement au maximum et au minimum de $\dot{v}_2(t)$
4. Estimer la valeur maximale v_{2max} de $v_2(t)$
5. Estimer les valeurs d'initialisation de σ_2 et de μ_2 en utilisant les relations suivantes :

$$\hat{\sigma}_2 = \sqrt{\sqrt{B^2 + 4} - 2} \quad , \quad B = \ln \left(\frac{t_{inf2} - t_0}{t_{inf1} - t_0} \right)$$

- et $\hat{\mu}_2 = \hat{\sigma}_2^2 + \ln \left[\frac{t_{inf2} - t_{inf1}}{A} \right]$ avec $A = e^{-\hat{a}_{22}} - e^{-\hat{a}_{12}}$
6. Définir l'intervalle de variation du paramètre μ_2 tel que $\mu_2 \in I_\mu = [0.9\hat{\mu}_2, 1.1\hat{\mu}_2]$
 7. Pour chaque valeur μ_2 appartenant à l'intervalle I_μ et échantillonné avec un pas $\delta\mu$, faire les calculs suivants :
 - a) Recalculer la valeur de σ_2 en déduisant l'argument de la relation suivante :

$$F(\sigma_2) = [t_{inf2} - t_{inf1}] - [e^{-a_{22}} - e^{-a_{12}}] e^{\mu_2 - \sigma_2^2} = 0$$

- b) Estimer la valeur de D_2 en utilisant la relation suivante :

$$\hat{D}_2 = v_{2max} \hat{\sigma}_2 \sqrt{2\pi} e^{\hat{\mu}_2 - 0.5\hat{\sigma}_2^2}$$

- c) Régénérer la fonction delta-lognormale estimée $\hat{v}(t)$ en utilisant les résultats d'estimation des sept paramètres.
 - d) Évaluer l'erreur quadratique moyenne de l'estimation $EQM(\hat{\mu}_2)$ et sauvegarder le résultat dans un vecteur.

$$EQM(\hat{\mu}_2) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} [v(n) - \hat{v}(n)]^2$$

- e) Refaire les étapes a, b, c et d en balayant tout l'intervalle I_μ
 8. Déterminer le minimum de la fonction $EQM(\hat{\mu}_2)$ et en déduire la valeur optimale $\hat{\mu}_{2opt}$ de μ_2 .
 9. Recalculer les valeurs estimées des trois paramètres de la lognormale antagoniste en utilisant la valeur $\hat{\mu}_{2opt}$ obtenue à l'étape 8.
 10. Regrouper les valeurs estimées des sept paramètres sous la forme d'un vecteur $(\hat{t}_0, \hat{D}_1, \hat{\mu}_1, \hat{\sigma}_1, \hat{D}_2, \hat{\mu}_2, \hat{\sigma}_2)$
- La solution calculée par cet algorithme est ensuite envoyée au module d'optimisation qui déterminera la meilleure solution.

3.1.6. Performances et caractérisation du système d'extraction

Pour pouvoir utiliser la Théorie Cinématique comme un instrument de mesures à partir duquel seront évalués et quantifiés les comportements et les fonctionnements des systèmes biologiques, il est primordial de connaître la précision avec laquelle les valeurs des paramètres sont extraites et de circonscrire leur domaine de validité. Pour ce faire, le système d'extraction a donc été soumis à une phase de caractérisation utilisant des profils de vitesse artificiels, générés à partir de la fonction analytique du modèle. On a pu ainsi comparer la performance des algorithmes d'extraction en utilisant des tables de vérité de valeurs de paramètres connus.

Pour évaluer les performances de ce système d'extraction, une banque de données a été construite en générant artificiellement 7000 signaux tests ayant un profil delta-lognormal. En théorie, il existe une infinité de profils pouvant être construits à partir de la superposition de deux fonctions lognormales. L'idée est de ramener cette infinie variabilité en un nombre restreint de classes discriminantes. Pour ce faire, deux caractéristiques principales du profil delta-lognormal ont été exploitées : (1) le nombre de passages par zéro et (2) la position relative de la lognormale antagoniste par rapport à l'agoniste. L'utilisation de ces deux caractéristiques a permis un regroupement en sept classes de la grande variabilité des profils de vitesse observée expérimentalement [15]. La nomenclature décrivant chaque classe repose sur l'emploi de deux indices : u indique la position de l'antagoniste par rapport à l'agoniste (d : début, s : simultané et f : fin) et w représente le nombre de passages par zéro (0, 1 ou 2). L'indice i pris par w indique que la solution est imaginaire [60, 61]. La Figure 5 illustre des exemples typiques de profils de chaque classe C_{uw} . Une représentation typique d'un tracé simple associé à chacune des classes est illustrée en haut à droite des courbes de cette figure. Le passage par zéro de la vitesse correspond à un changement brusque de la direction du mouvement, généralement observé à la fin mais parfois aussi au début d'un mouvement rapide.

L'évaluation des performances du système d'extraction a été réalisée de la manière suivante : premièrement, les trois versions individuelles des algorithmes INFLEX, INITRI et XZERO ont été testées en utilisant les spécimens idéaux de la banque de données. Deuxièmement, le regroupement des trois algorithmes IIX (pour INFLEX + INITRI + XZERO) a été étudiée en dis-

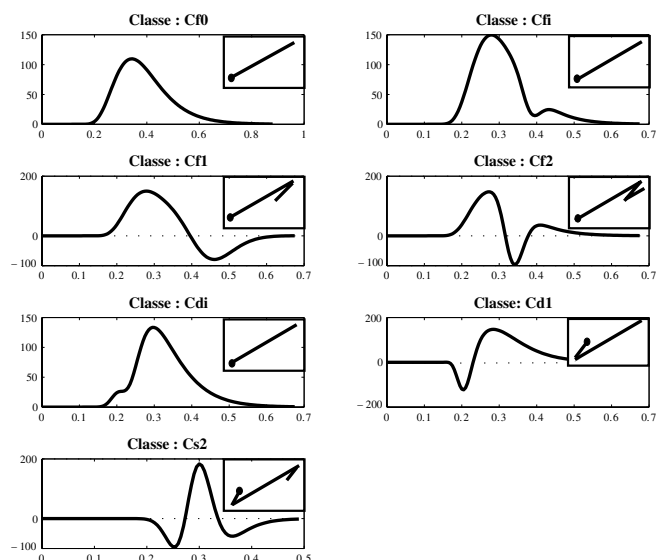


Figure 5. Illustration des sept classes du profil delta-lognormal modélisant la vitesse d'un mouvement rapide. Pour chaque classe, une trajectoire typique d'un trait simple d'écriture qui lui correspond est illustrée dans le coin haut à droite, le point de départ du mouvement étant marqué par un cercle noir.

posant ces derniers en parallèle et en retenant à chaque extraction celle des trois solutions dont l'erreur quadratique moyenne (EQM) était minimale. Troisièmement, la robustesse du système face au bruit a été évaluée en utilisant plusieurs niveaux du rapport signal sur bruit (RSB).

3.1.7. Performances dans le cas de profils idéaux

Le système d'extraction a été utilisé pour extraire les paramètres des 7000 profils idéaux constituant la banque de données. Chaque profil mesuré en cm/s était échantillonné à une fréquence de $200Hz$. Les performances de l'extraction sont résumées dans la Table 1 ci-dessous.

On considère que les sept paramètres du profil idéal sont exactement extraits et correspondent à ceux de la table de vérité, si le RSB est supérieur ou égal à $100dB$, ce qui correspond à une EQM inférieure à $10^{-9}cm^2.s^{-2}$. Selon ces résultats, les spécimens dont l'antagoniste est en amont par rapport à l'agoniste (les classes C_{di} et C_{d1}) sont plus difficiles à traiter par les algorithmes INFLEX et INITRI. Par contre, l'algorithme XZERO maintient des performances stables indépendamment de la variabilité des profils. On constate aussi d'une part, que XZERO améliore les performances globales par rapport aux deux autres algorithmes et, d'autre part, que le système parallèle IIX produit les meilleures performances, les faisant passer à plus de 99.3% d'extractions parfaites. Cette architecture IIX a donc été adoptée comme système d'extraction des paramètres Delta-Lognormaux. Pour chacun des trois algorithmes, le temps de calcul mis pour une extraction est en deçà de la dixième de seconde. Il est de l'ordre d'une seconde pour l'algorithme combiné IIX.

Comme on peut le constater en analysant plus en détail ce tableau, l'algorithme INFLEX a des difficultés avec les classes

C_{di} et C_{d1} ce qui était prévisible. En effet, cet algorithme repose sur une analyse géométrique du profil de vitesse et demeure très sensible au bruit et à la faible asymétrie de la courbe expérimentale. Ainsi, une faible erreur d'évaluation des valeurs des points d'inflexion est amplifiée par l'algorithme conduisant à des résultats erronés de certains paramètres du modèle. Quant à l'algorithme INITRI, son approche repose sur l'exploitation de la partie montante de la courbe, ignorant l'information se trouvant en aval du maximum de vitesse. Ceci a pour effet de ne pouvoir estimer avec précision l'asymétrie du profil, d'où ses performances limites pour les classes C_{di} et C_{d1} . De façon générale, ces deux algorithmes perdent de leur efficacité pour certains patrons de vitesse, particulièrement dans les cas de profils quasi symétriques, d'asymétrie accentuée ou en présence d'un bruit important. Cependant, les résultats d'extraction du nouvel algorithme XZERO et de l'architecture IIX montrent que ces derniers n'éprouvent pas de telles difficultés et maintiennent des performances similaires indépendamment de la classe du profil de vitesse.

3.1.8. Performances dans le cas de profils bruités

La seconde évaluation du système d'extraction consistait à mesurer ses performances en présence d'un bruit gaussien. Pour ce faire, d'autres banques de données ont été construites à partir des spécimens idéaux de la banque précédente, auxquels nous avons ajouté un bruit de différents RSB, soit de 10 à 50 dB. Pour chaque niveau de RSB, le système d'extraction était utilisé pour extraire les valeurs des sept paramètres. La table suivante résume un résultat typique du système dans le cas d'un RSB égal à 20 dB. Comme on peut le constater, l'algorithme combiné IIX offre une meilleure performance par rapport aux trois algorithmes pris individuellement.

Tableau 1. Évaluation en (%) des performances de l'extraction des valeurs exactes des sept paramètres. (Critère de performances : $RSB \geq 100dB$).

Classes Algorithmes	C_{di} [%]	C_{d1} [%]	C_{f0} [%]	C_{fi} [%]	C_{f1} [%]	C_{f2} [%]	C_{s2} [%]	Uniquement en Aval	Tous les profils
INFLEX	0	9	90.1	94.6	91.9	94.6	92.8	92.8	66.41
INITRI	3	37.1	74.7	92.1	80.7	100	65.8	86.87	64.38
XZERO	98.1	97.9	95.2	100	96.5	100	92	98.2	97.1
IIX	98.1	98.5	99.7	100	99.5	100	99.6	100	99.3

Tableau 2. Résultats de l'extraction en présence du bruit gaussien avec $RSB = 20dB$ (critère de convergence de l'extraction $RSB \geq 10dB$)

Algorithmes	% Convergence (7000 courbes)	EQM_{moy} [$cm^2.s^{-2}$]	EQM_{std} [$cm^2.s^{-2}$]	RSB_{moy} [dB]	RSB_{std} [dB]
INFLEX	63.24	32.90	62.44	21.76	2.13
INITRI	82.90	31.98	60.91	21.62	2.28
XZERO	95.69	30.28	59.32	21.32	2.05
IIX	98.81	28.62	60.20	21.63	2.26

3.1.9. Évaluation de la précision du système d'extraction

Un autre point important développé dans cette étude concerne l'évaluation de la précision du système d'extraction, c.-à-d. la précision avec laquelle chacun des sept paramètres a été extrait. La solution consistait à déterminer l'intervalle de confiance (IC) pour chaque paramètre centré sur sa valeur nominale. La largeur de l'IC est calculée en utilisant une relation établie empiriquement entre l'écart-type de l'erreur de mesures sur le paramètre et le RSB. En effet, nous avons constaté que la distribution de l'erreur de mesures de chaque paramètre est aussi gaussienne, que d'une façon triviale son écart-type STD_p diminue avec l'augmentation du RSB et que cette relation est de type exponentiel [12], exprimée par la relation suivante :

$$STD_p = \alpha e^{-\beta RSB} \tag{6}$$

La Table 3 résume les valeurs des coefficients α et β , obtenues par régressions non-linéaires exponentielles.

Tableau 3. Résultats de la régression exponentielle et les coefficients de corrélation r^2 .

Paramètre p	α	β	r^2
t_0	0.13	0.129	0.97
D_1	6.8	0.117	0.99
μ_1	1.37	0.107	0.98
σ_1	0.3	0.117	0.99
D_2	7.63	0.113	0.99
μ_2	2.45	0.104	0.97
σ_2	0.31	0.113	0.99

Ainsi, connaissant la valeur extraite d'un paramètre donné p et le RSB, il est possible de construire un intervalle de confiance IC_p qui délimite la validité de l'extraction.

$$IC_p = [p - k * STD_p, p + k * STD_p] \tag{7}$$

Cet intervalle est construit de la manière suivante: Soit p la valeur extraite d'un paramètre donné. On fait l'hypothèse que l'erreur de mesures liée au système d'extraction suit une loi gaussienne de moyenne nulle et d'écart-type STD_p . Par conséquent, la vraie valeur du paramètre se trouve dans l'intervalle de dispersion de cette erreur centrée sur la valeur extraite p , et dont la largeur est fixée par STD_p . Par exemple, en partant d'un résultat d'extraction de p obtenu avec une performance mesurée par le RSB, qui en utilisant l'équation 6, détermine la valeur de STD_p , on est statistiquement assuré à 95% ($k = 2$) que la valeur exacte recherchée est à l'intérieur de l'intervalle $[p - 2STD_p, p + 2STD_p]$.

3.1.10. Résultats d'extraction

Le système d'extraction a été utilisé avec succès dans l'extraction des paramètres Delta-Lognormaux à partir de profils de vitesse réels, obtenus par filtrage numérique des coordonnées cartésiennes $x(t), y(t)$ de la trajectoire de nombreux mouvements rapides acquis avec une tablette à numériser et échantillonnés à 200Hz. Les Figures 6a-d présentent des résultats typiques de profils de vitesse de patrons différents.

Les résultats d'extraction résumés à la Table 4 montrent que par exemple les paramètres de la lognormale agoniste sont extraits avec plus de précision que ceux de la lognormale antagoniste.

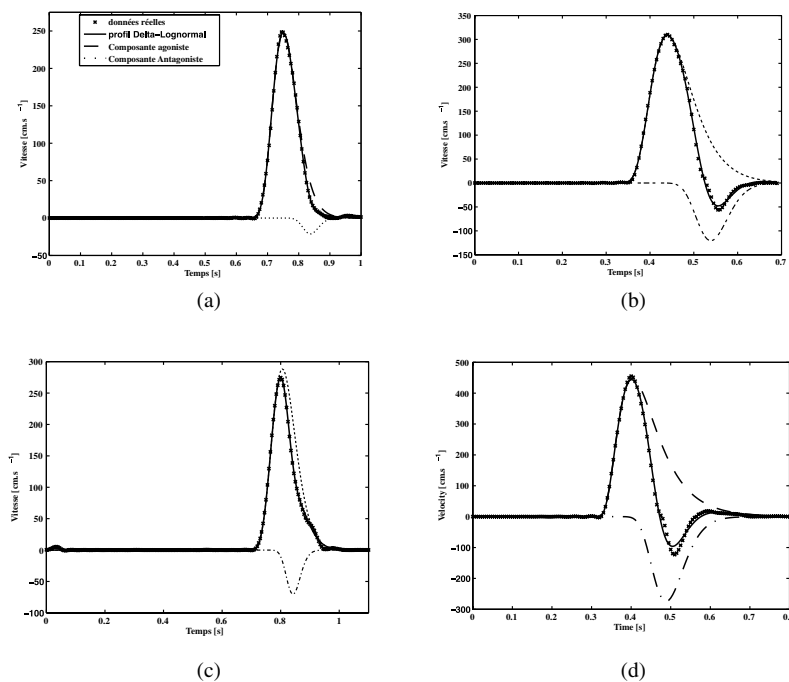


Figure 6. Résultats typiques de l'ajustement des différents patrons de la vitesse d'un mouvement rapide. Les paramètres correspondants sont résumés à la Table 4.

De plus, dans certains patrons, comme ceux décrits dans la Figure 6a, la composante antagoniste de la vitesse est presque noyée dans celle de l'agoniste, ce qui rend difficile l'extraction de ses paramètres. Ainsi, dans ces cas, la valeur du paramètre D_2 est mesurée avec une faible précision, 32% autour de sa valeur nominale. Ce type d'information supplémentaire permet ainsi de circonscrire le domaine de validité des résultats de mesures fournis par le système d'extraction et d'en tenir compte dans les études statistiques visant à lier la variabilité des paramètres Delta-Lognormaux à la variabilité de certaines propriétés des mouvements humains causée par exemple par un phénomène physiologique (maladies dégénératives, etc.).

3.2. Cas de tracés complexes

Bien que le modèle delta-lognormal soit très intéressant pour l'étude des mouvements simples, l'analyse de tracés complexes requiert plus de flexibilité. Dans ce cas, il est avantageux de recourir à l'utilisation du modèle sigma-lognormal (équations 3 et 4), mieux adapté à ce genre de situation. L'extraction des paramètres dans ce cadre nécessite la résolution de trois problèmes inter-reliés, soit (1) l'estimation des paramètres associés au module de la vitesse, (2) le développement d'une stratégie d'extraction multi-trait et (3) l'estimation des paramètres associés à la variation angulaire de chaque trait. Un trait, ou «stroke» en anglais, est considéré dans le cadre du modèle sigma-lognormal comme étant constitué d'une seule lognormale. Ceci contraste avec la modélisation delta-lognormale qui utilise la soustraction de deux équations lognormales pour synthétiser un trait simple.

Pour s'attaquer au premier de ces problèmes, l'extracteur de tracés complexes [50], généralise en quelque sorte les idées de l'algorithme XZERO. En cela, il utilise les trois mêmes points caractéristiques de l'équation lognormale, c'est-à-dire son point maximum et ses deux points d'inflexion, respectivement représentés par (t_3, v_{t3}) , (t_2, v_{t2}) et (t_4, v_{t4}) . Cependant, dans le cas de l'estimateur pour tracés complexes, cette information sert à cal-

culer plusieurs estimations concurrentes dont la meilleure est conservée. On peut vérifier que la connaissance du temps d'occurrence de deux de ces points ainsi que de l'amplitude d'un autre couple de points est nécessaire et suffisante pour obtenir une solution analytique des quatre paramètres d'une équation lognormale. Les paramètres t_0 , D et μ peuvent alors être respectivement obtenus à l'aide des équations (8)-(10) où i et j prennent une valeur dans l'ensemble $\{2, 3, 4\}$ selon les coordonnées des points caractéristiques considérés. Le paramètre a_i , défini par les équations (11)-(13), dépend seulement de la valeur de σ .

$$t_0 = t_i - e^\mu e^{-a_i} \tag{8}$$

$$D = \sqrt{2\pi} v_{ti} e^\mu \sigma e^{\left(\frac{a_i^2}{2\sigma^2} - a_i\right)} \tag{9}$$

$$\mu = \ln \left\{ \frac{t_i - t_j}{e^{-a_i} - e^{-a_j}} \right\} \tag{10}$$

$$a_2 = 1.5\sigma^2 + \sigma\sqrt{0.25\sigma^2 + 1} \tag{11}$$

$$a_3 = \sigma^2 \tag{12}$$

$$a_4 = 1.5\sigma^2 - \sigma\sqrt{0.25\sigma^2 + 1} \tag{13}$$

L'estimation du paramètre σ ne dépend pour sa part que de la valeur des deux coordonnées v_{ti} retenues et est donnée dans la Table 5 pour chacun des trois cas possibles.

Neuf combinaisons différentes de deux occurrences temporelles et de deux amplitudes peuvent être obtenues à partir des trois points caractéristiques. Le choix de chacune de ces coordonnées correspond à l'application d'une contrainte d'égalité entre la valeur observée et celle estimée. La Figure 7 illustre les neuf combinaisons de contraintes possibles. Pour chacune de ces estimations, l'erreur de reproduction est calculée avec l'équation (14) où (v_{xn}, v_{yn}) et (v_{xa}, v_{ya}) représentent respectivement les vitesses cartésiennes calculées en utilisant soit des données

Tableau 4. Résumé des résultats d'extraction donnés avec leur précision (en %).

	t_0 (s)	D_1 (cm)	μ_1	σ_1	D_2 (cm)	μ_2	σ_2	RSB (dB)
Fig. 6a	0.56 ±1.3%	24.73 ±1.56%	-1.65 ±4.7%	0.21 ±8.0%	1.32 ±32.86%	-1.3 ±10.7%	0.09 ±9.37%	31.8
Fig. 6b	0.30 ±3.8%	38.21 ±1.31%	-1.86 ±5.4%	0.34 ±6.5%	10.87 ±5.18%	-1.42 ±18.7%	0.15 ±5.2%	29.5
Fig. 6c	0.60 ±0.94%	29.76 ±0.99%	-1.55 ±3.8%	0.20 ±6.5%	4.20 ±7.9%	-1.42 ±7.53%	0.1 ±13.6%	34.1
Fig. 6d	0.3 ±5.79%	61.22 ±1.48%	-2.04 ±8.95%	0.47 ±8.52%	27.70 ±3.68%	-1.62 ±20.2%	0.21 ±19.8%	24.1

Tableau 5. Expressions pour l'estimation du paramètre σ .

v_{i1} considérées	valeur de σ
v_{12} et v_{13}	$\sqrt{-2 - 2\ln\left(\frac{v_{12}}{v_{13}}\right) - \left(2\ln\left(\frac{v_{12}}{v_{13}}\right)\right)^{-1}}$
v_{12} et v_{14}	$\sqrt{2\sqrt{1 + \ln^2\left(\frac{v_{14}}{v_{12}}\right)} - 2}$
v_{13} et v_{14}	$\sqrt{-2 - 2\ln\left(\frac{v_{14}}{v_{13}}\right) - \left(2\ln\left(\frac{v_{14}}{v_{13}}\right)\right)^{-1}}$

expérimentales, soit des paramètres estimés à partir du modèle. L'estimation minimisant cette mesure est conservée et utilisée comme point de départ d'une étape d'optimisation non-linéaire, sous un critère de moindres carrés.

$$e(t) \equiv \int_{t_2}^{t_4} \sqrt{(v_{xn}(t) - v_{xa}(t))^2 + (v_{yn}(t) - v_{ya}(t))^2} dt \quad (14)$$

En deuxième lieu, une fois les quatre paramètres liés au module de la vitesse du mouvement (t_0, D, μ, σ) estimés, il faut évaluer les valeurs des paramètres angulaires (θ_d, θ_f) décrits dans (4). Conceptuellement, ceci peut être réalisé à l'aide d'une régression linéaire dans l'espace représentant la direction du mouvement (φ) en fonction de la distance parcourue (l). En effet, un trait sigma-lognormal ne souffrant d'aucun effet de superposition avec des traits voisins sera représenté dans cet espace par un segment de droite passant par (l_2, ϕ_2) et (l_4, ϕ_4) . Ces coordonnées correspondent aux points d'inflexion du module de la vitesse et peuvent être transférées de l'espace $(t, vt(t))$ à l'espace $(l(t), v_l(t))$ en considérant leur temps d'occurrence t . Par la suite, on peut obtenir la valeur numérique des points (l_1, θ_d) et (l_5, θ_f) par extrapolation linéaire. En pratique, (θ_d et θ_f) peuvent être calculés à partir des équations (17)-(18) où les l_i sont définis à l'équation (15) et les variables ϕ_2, ϕ_3 et ϕ_4 correspondent à l'orientation de la trajectoire aux points d'inflexion et au point maximum du module de la vitesse observée.

$$l_i = \begin{cases} 0 & \{i = 1\} \\ \frac{D}{2} \left[1 + \operatorname{erf}\left(\frac{-a_i}{\sigma\sqrt{2}}\right) \right] & \{i = 2, 3, 4\} \\ D & \{i = 5\} \end{cases} \quad (15)$$

$$\Delta\phi = \frac{\phi_4 - \phi_2}{l_4 - l_2} \quad (16)$$

$$\theta_d = \phi_3 - \Delta\phi(l_3 - l_1) \quad (17)$$

$$\theta_f = \phi_3 - \Delta\phi(l_5 - l_3) \quad (18)$$

La stratégie précédente permet d'estimer l'ensemble des six paramètres d'un trait lognormal en 2D. Le troisième et dernier problème à résoudre pour permettre la modélisation d'un tracé complexe sous forme sigma-lognormale consiste à gérer la superposition des multiples traits formant le mouvement analy-

sé. Bien que ce domaine nécessite encore des travaux, d'excellents résultats ont été obtenus grâce à l'adoption d'une stratégie d'abord séquentielle (par rapport au positionnement temporel des lognormales) puis selon leur ordre d'importance (c.-à-d., l'importance de leur contribution à l'erreur globale de reconstruction). Les subtilités algorithmiques d'un tel procédé sont présentées plus en détail dans [50]. La qualité de l'extraction est typiquement mesurée en termes de rapport signal sur bruit. Celui-ci peut être calculé au moyen de l'équation (19). L'extracteur a été testé sur une base de données de près de 700 signatures – provenant de 124 signataires – échantillonnées à 200Hz avec une tablette Wacom Intuos II. Les rapports signal sur bruit obtenus ont une distribution approximativement gaussienne avec une moyenne de 20.8dB et un écart-type de 3.5dB.

$$RSB = 10 \log \left(\frac{\int_{t_s}^{t_e} [v_{xn}^2(t) + v_{yn}^2(t)] dt}{e(t)} \right) \quad (19)$$

La Figure 8 illustre quelques exemples types de reconstructions réalisées à l'aide de l'extracteur pour mouvements complexes. Dans chacun des quatre cas, le graphe du haut illustre la superposition du module de la vitesse des signaux originaux et reconstruits. Dans plusieurs cas, les deux courbes sont à peine discernables l'une de l'autre étant donné la qualité de la reconstruction. Les graphes du bas montrent la trajectoire du mouvement sans superposition des courbes. Ce choix de présentation a été pris en considérant que l'optimisation des signaux de vitesse produit inévitablement certains décalages au niveau de la position, particulièrement sur de longs signaux. Ceci rend la

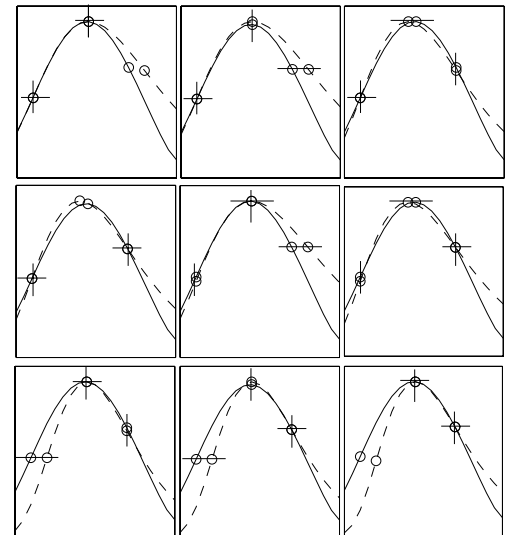


Figure 7. Illustration des neuf estimateurs possibles. Les barres noires représentent une contrainte d'égalité entre la valeur observée (courbe continue) et la valeur estimée (courbe discontinue) pour l'amplitude (barre horizontale) ou le temps d'occurrence (barre verticale) d'un des trois points caractéristiques (cercles).

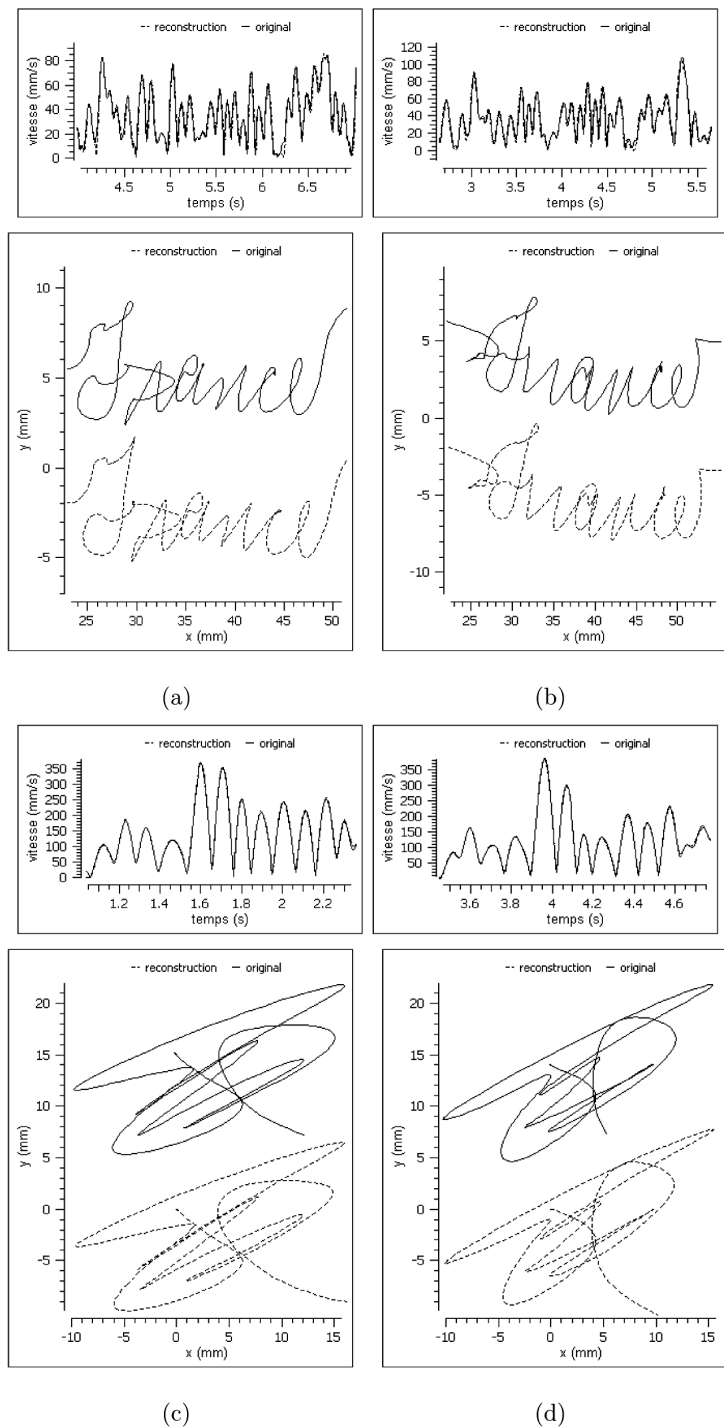


Figure 8. Exemples de reconstruction sigma-lognormale pour tracés complexes.

comparaison par superposition difficile. Cependant, on peut observer que les tracés originaux et reconstruits ont une forme très similaire.

Étant donné que le nombre de composantes lognormales nécessaires à la reconstruction d'un mouvement complexe est a priori indéfini, il est à toutes fins pratiques toujours possible d'obtenir une reconstruction adéquate (disons $RSB > 20dB$) en terme de rapport signal sur bruit. Ceci se fait par contre au prix de l'augmentation du nombre d'équations lognormales et du temps d'optimisation.

Un fois un RSB satisfaisant atteint, l'évaluation de la qualité de la reconstruction sigma-lognormale de mouvements complexes doit donc reposer sur la plausibilité de la solution obtenue. Or, bien que celle-ci puisse être évaluée qualitativement (voir l'exemple de la figure 9 a), le développement d'une mesure permettant une évaluation quantitative reste un problème ouvert et sur lequel des travaux sont présentement en cours.

Par ailleurs, le temps nécessaire à l'extraction des paramètres de mouvements complexes dépend grandement de la longueur du mouvement lui-même. Par exemple, pour les symboles z et 8

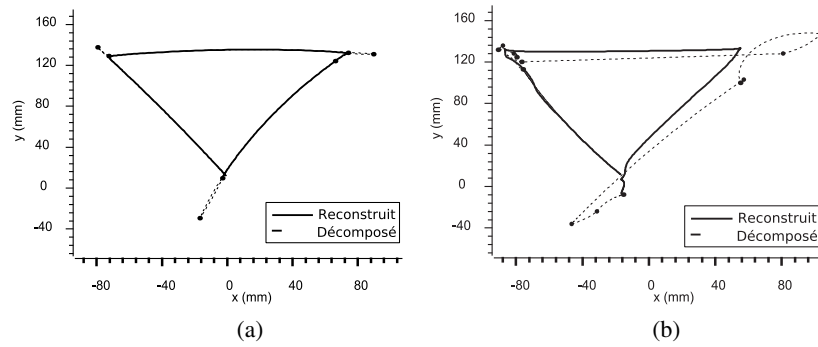


Figure 9. Exemple d'évaluation qualitative de la plausibilité d'une extraction sigma-lognormale. Les tracés en pointillé illustrent la concaténation des composantes lognormales individuelles alors que le trait plein montre le résultat de leur synergie. Les deux extractions affichent un RSB à peu près équivalent. Cependant, bien que la représentation sigma-lognormale en (a) puisse sembler plausible, il est improbable qu'un humain planifie et exécute un mouvement triangulaire par une série de commandes lognormales telle que celle montrée en (b).

illustrés à la Figure 2, l'extraction prend en moyenne (écart-type) $28.6s(14.2s)$ et $32.3s(13.0s)$ respectivement¹. L'extracteur sigma-lognormal ayant été utilisé jusqu'à ce jour dans un contexte de recherche seulement, l'optimisation du temps d'extraction n'a pas été une problématique grandement étudiée. Puisque la majeure partie des calculs est réalisée lors de l'optimisation non-linéaire (de l'ordre de 90% du temps de calcul), l'extraction pourra éventuellement être grandement accélérée en améliorant ce module.

4. Applications en traitement de signaux EMG

En plus des applications portant sur l'écriture et les signatures, le modèle delta-lognormal a été utilisé pour analyser les bio-signaux myoélectriques (sEMG) enregistrés à la surface des muscles durant la génération des mouvements rapides [13]. En effet, dans les expériences psychophysiques de pointage dédiées à l'analyse de la genèse du mouvement humain, plusieurs bio-signaux sont souvent enregistrés simultanément (les électromyogrammes, encéphalogrammes, la cinématique et la dynamique de l'effecteur terminal). Tous ces bio-signaux donnent des renseignements sur le comportement des différents systèmes biologiques impliqués dans la génération d'un mouvement tels que le système neuronal de contrôle et le système neuromusculaire. Le premier étant celui qui construit, planifie et commande le mouvement de l'effecteur terminal et le second étant l'actuateur qui exécute les commandes et transforme

l'énergie métabolique en énergie mécanique. Dans cette récente étude, nous avons utilisé le modèle delta-lognormal pour traiter les signaux sEMG. Deux applications ont été développées. Elles utilisent la cinématique (profil de vitesse) de l'effecteur terminal d'une part, pour identifier la portion utile du signal sEMG qui correspond au mouvement et d'autre part, pour synchroniser les signaux sEMG enregistrés lors d'essais répétitifs d'une même tâche motrice en vue de la construction de l'enveloppe correspondant à l'activité électrique moyenne du muscle étudié.

Dans une expérience psychophysique approuvée par le comité d'éthique à la recherche de l'École Polytechnique de Montréal, il était demandé aux sujets recrutés volontairement d'effectuer un mouvement le plus rapidement possible dès qu'ils percevaient un stimulus audio. La trajectoire de l'effecteur terminal était enregistrée par une tablette à numériser et plusieurs électromyogrammes de surface étaient enregistrés par un système d'acquisition de bio-signaux EMG (voir Figure 10).

4.1. Application 1 : Circonscription de l'activité musculaire

Cette technique consiste à utiliser l'information tirée du profil de vitesse pour calculer analytiquement le début et la durée du mouvement et isoler la partie du signal sEMG qui correspond exactement au mouvement. Considérons les signaux sEMG du muscle fléchisseur simultanément enregistrés avec le profil de vitesse de l'effecteur terminal (stylet tenu fermement par la main). Les deux bio-signaux sont synchronisés par l'apparition du stimulus auditif déclencheur d'un mouvement rapide.

En modélisant le profil de vitesse par l'équation delta-lognormale, le début t_{onset} et la durée MT du mouvement sont analytiquement déterminés par les relations suivantes :

$$t_{onset} = t_0 + \min \{ e^{\mu_1 - 3\sigma_1}, e^{\mu_2 - 3\sigma_2} \} \quad (20)$$

$$MT = \max \{ e^{\mu_1 + 3\sigma_1}, e^{\mu_2 + 3\sigma_2} \} - \min \{ e^{\mu_1 - 3\sigma_1}, e^{\mu_2 - 3\sigma_2} \} \quad (21)$$

1. Ces statistiques sont calculées sur des échantillons de taille $N=30$. L'extraction a été réalisée sur un ordinateur portable Dell équipé d'un processeur double coeur 1.83GHz et de 1Go de mémoire vive.

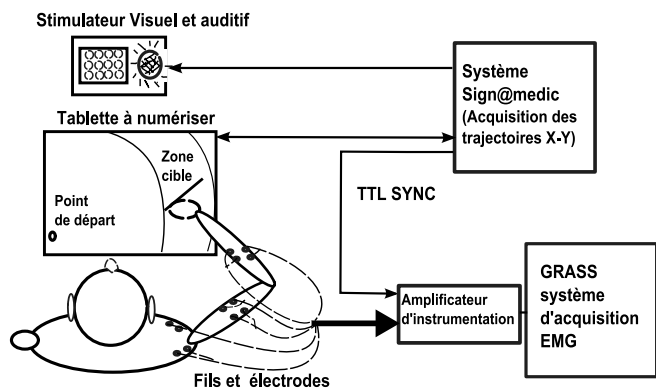


Figure 10. Illustration du protocole expérimental et des appareils d'enregistrement des bio-signaux.

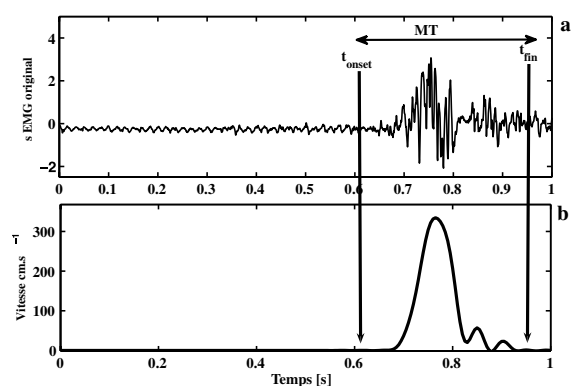


Figure 11. Analyse d'un mouvement rapide par l'utilisation simultanée de la cinématique et d'un signal myoélectrique de surface. a) sEMG brut enregistré au niveau du muscle fléchisseur b) Profil de vitesse de l'effecteur terminal.

Ainsi, sans utiliser de seuils empiriques, la portion du sEMG correspondant au mouvement peut-être circonscrite en utilisant les équations (20) et (21) (voir Figure 11).

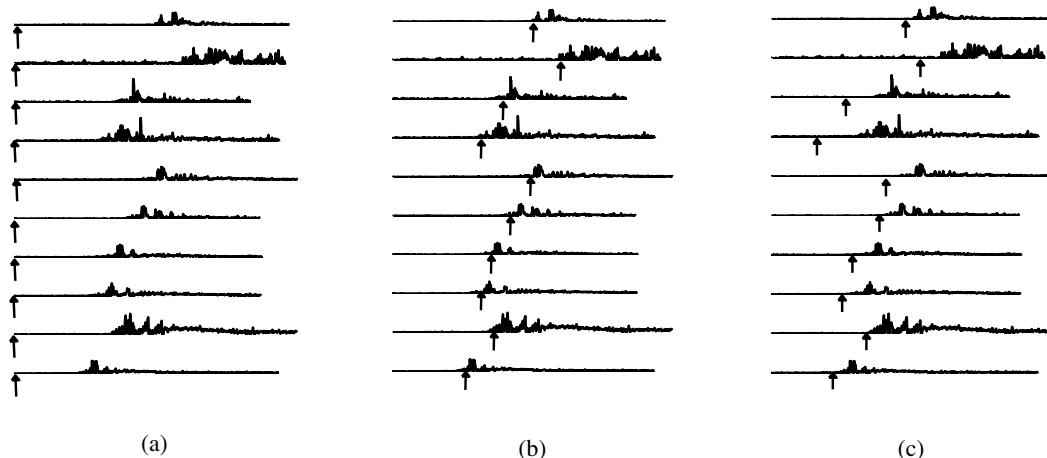


Figure 12. Ensemble de signaux sEMG enregistrés durant des essais répétitifs d'une même tâche motrice. Plusieurs temps de référence (indiqués par des flèches et par des barres verticales) peuvent être choisis pour déterminer l'activité électrique moyenne du muscle fléchisseur: a) l'instant d'apparition du stimulus $t = 0$ b) le début du mouvement t_{onset} déterminé par des seuils empiriques sur les sEMG c) le temps d'occurrence t_0 du modèle delta-lognormal calculé à partir du profil de vitesse.

4.2. Application 2: Synchronisation de l'activité musculaire

Dans ce genre d'expériences, plusieurs essais de la même tâche motrice sont souvent effectués par les sujets afin de déterminer l'activité électrique moyenne et prépondérante du muscle étudié. Le calcul de l'enveloppe moyenne de cette activité se fait en superposant les traces sEMG enregistrées durant les essais répétitifs. Cette superposition nécessite l'utilisation d'un temps de référence. Ce dernier est habituellement l'instant d'apparition du stimulus ($t = 0$) ou bien un indice temporel déterminé en utilisant des seuils empiriques sur les sEMG ou sur le profil de vitesse, tels que le début du mouvement, le temps de réaction, etc. Comme alternative à ces techniques empiriques, la Théorie Cinématique propose d'utiliser le temps d'occurrence t_0 du modèle delta-lognormal comme temps de référence. En effet, cet indice temporel permet de séparer les phases de perception d'un stimulus et de préparation de la commande neuromotrice de la phase d'exécution. Il est donc possible de soustraire du signal sEMG une portion liée au temps de décalage pur induit par la durée de la perception (voir Figure 4). Pour illustrer l'apport supplémentaire offert par cette technique, nous avons aussi utilisé les deux autres temps de références précédemment cités pour la construction de l'enveloppe.

La Figure 12a présente une série de signaux sEMG enregistrés lors de la génération d'un mouvement rapide. En utilisant l'apparition du stimulus ($t = 0$) comme temps de référence, on obtient l'enveloppe décrite à la Figure 13a. En utilisant le début du mouvement calculé empiriquement par des seuils [34] comme temps de référence (représentés par des flèches à la Figure 12b), on calcule l'enveloppe décrite à la Figure 13b. Finalement, en utilisant le temps t_0 comme temps de référence (représenté par des flèches sur la Figure 12c), c'est l'enveloppe de la Figure 13c qu'on obtient.

Comme on peut le constater à la Figure 12c, les délais purs occasionnés par le processus de perception du stimulus et de préparation des commandes varient d'un essai à l'autre. Étant

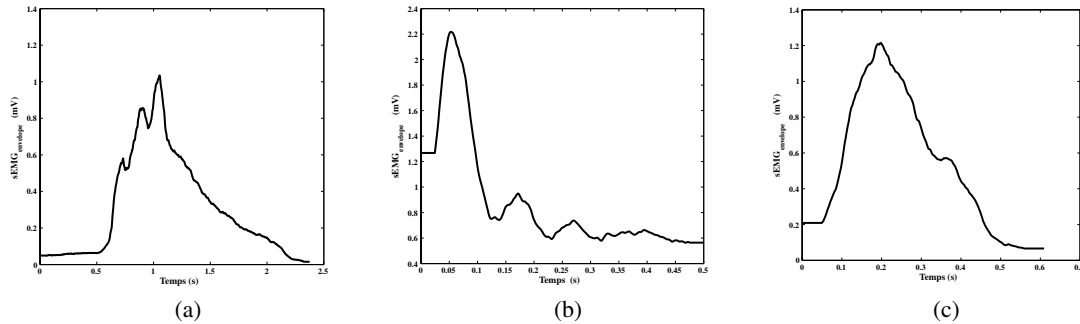


Figure 13. Résultats de la construction de l'enveloppe sEMG à partir d'une série d'essais lorsque le temps de référence est respectivement égal à a) $t = 0$, b) t_{onset} empiriquement calculé sur les sEMG c) t_0 .

donné que ces derniers ne sont pas directement impliqués dans la genèse du mouvement, lorsque l'apparition du stimulus est prise comme temps de référence, ces délais engendrent une désynchronisation systématique des essais. L'élimination de ce biais par l'utilisation du temps d'occurrence comme temps de référence améliore de façon significative le patron de l'enveloppe qui converge vers un profil en forme de cloche généralement asymétrique, augmentant ainsi le rapport signal sur bruit. Notons que l'utilisation de seuils empiriques comme temps de référence est assujéti à des fluctuations importantes induites par la sensibilité au bruit et de l'imprécision de la méthode, ce qui désynchronise encore plus les essais et engendre souvent des profils non fiables en ce sens que le choix arbitraire de la valeur du seuil et de la méthode de son calcul affectent grandement le profil de l'enveloppe (voir Figure 13b).

5. Autres applications potentielles

Pour terminer ce survol, sans entrer dans les détails, mais pour suggérer aux lecteurs différents domaines où nous croyons que la Théorie Cinématique pourrait apporter une contribution significative, nous avons résumé, sous forme de liste non exhaustive certaines applications potentielles dans trois domaines porteurs.

5.1. Reconnaissance d'écriture et vérification des signatures

Dans ces applications en reconnaissance des formes, la Théorie Cinématique apporte deux éléments novateurs : un nouvel espace de représentation des tracés à partir des paramètres lognormaux et une possibilité de segmentation automatique des trajectoires complexes, grâce aux outils d'extraction de ces paramètres. On peut ainsi envisager le développement de nouvelles

méthodes de caractérisation des scripteurs et des signataires [50], la définition de certains styles d'écriture, la mise au point de nouveaux algorithmes de classification, la génération automatique de banques de données manuscrites [14], la conception d'outils pour apprendre aux enfants à écrire [11], la combinaison de cette théorie avec des modèles physiques strictement dédiés à la reconnaissance, par exemple le modèle de [41], etc.

5.2. Traitement de signaux biomédicaux

Dans le domaine biomédical, la Théorie Cinématique apporte un nouvel ensemble de paramètres pour décrire le système de contrôle neuromoteur, conduisant aussi à une approche originale pour l'analyse et l'interprétation de certains bio-signaux. On peut, par exemple, proposer des outils novateurs pour la conception et l'évaluation de tests psychomoteurs [49], pour étudier par exemple le phénomène du vieillissement [74], la détection de troubles neuromusculaires associés à des problèmes de motricité fine [51], le design d'exercices pour faciliter le recouvrement de la motricité fine, la conception d'échelles de référence pour caractériser l'effet de certains médicaments, de l'alcool, de drogues, de nouveau protocole pour étudier les signaux électro-encéphalographiques [39, 52].

5.3. Nouveaux champs encore inexplorés

Par ailleurs nous croyons que la Théorie Cinématique pourrait être utile dans plusieurs autres domaines pour lesquels nous n'avons pas encore développé d'expertise. En effet, du strict point de vue de la mathématique des mouvements, la Théorie Cinématique propose une nouvelle famille de fonctions pour la modélisation des trajectoires ou courbes 2D et 3D. On peut alors anticiper des applications potentielles en design de bras anthropomorphiques [65], d'exosquelettes [26], de prothèses [78] et peut-être même dans la conception d'acteurs et d'objets humanoïdes en réalité virtuelle.

6. Conclusion

Nous voici presque rendu aux frontières de la spéculation et c'est sans doute le moment opportun pour faire le point et conclure ce compte rendu d'une conférence plénière présentée aux 10^e Colloque International Francophone sur l'Écrit et le Document (CIFED 2008), tenu à Rouen en novembre dernier dans le cadre de la semaine Rouennaise du Document Numérique. Nous avons résumé dans cet article les points saillants de la Théorie Cinématique, ses modèles Sigma- et Delta-Lognormaux, et nous avons décrits les plus récents algorithmes d'extraction de paramètres que nous avons mis au point. Nous avons ensuite, à l'aide d'un exemple en traitement de signaux électromyographiques, fait ressortir comment une telle théorie pouvait être utilisée pour bien sélectionner les signaux associés à un mouvement spécifique et pour améliorer le rapport signal sur bruit lors du calcul des enveloppes moyennes. Nous avons en terminant fait un survol d'autres applications en cours de développement ou qui pourraient le devenir dans un avenir plus ou moins rapproché.

Références

- [1] M.A. ALIMI (2003), Beta neuro-fuzzy systems, in: W. Duch, D. Rutkowska (Eds.), TASK Quarterly J., Special Issue on Neural Networks, vol. 7(1), pp. 23-41.
- [2] M.A. ALIMI, R. PLAMONDON (1996), A comparative study of speed/accuracy tradeoffs formulations: the case of spatially constrained movements where both distance and spatial precision are specified. In *Handwriting and drawing research: basic and applied issues* M. L. Simner, G. Thomassen, A.J.T.W.M., Ed. Amsterdam.
- [3] M.A. ALIMI (1995), Contribution au développement d'une théorie de génération de mouvements simples et rapides: application au manuscrit, Thèse de Doctorat en Génie Électrique. École Polytechnique de Montréal.
- [4] E. BIZZI, N. HOGAN, F.A. MUSSA-IVALDI, S. GISZTER (1992), Does the nervous system use equilibrium-point control to guide single and multiple joint movements?, *Behav. Brain Sci.* vol. 15, pp. 603-613.
- [5] E. BIZZI, P. DEV, P. MORASSO, and A. POLIT (1978), Effect of Load Disturbances During Centrally Initiated Movements, *Journal of Neurophysiology*, vol. 41, pp. 542-556.
- [6] D. BULLOCK, S. GROSSBERG (1988), The VITE model: a neural command circuit for generating arm and articulator trajectories, in: J.A.S. Kelso, A.J. Mandell, M.F. Shlesinger (Eds.), *Dynamic Patterns in Complex Systems*, World Scientific Publishers, Singapore, pp. 305-326.
- [7] P. CARRIÈRES et R. PLAMONDON (1994), An interactive Handwriting Teaching Aid, dans *Advances in Handwriting and Drawing: A Multidisciplinary Approach*, C. Faure, G. Lorette, A. Vinter, P. Keuss (Eds), Europa, Paris, 1994, p. 207-239.
- [8] A. C. COHEN and B. J. Whitten (1980), Estimation in the Three-Parameter Lognormal Distribution, *Journal of the American Statistical Association*, vol. 75(370), pp. 399-404.
- [9] E. L. CROW and K. SHIMIZU (eds.), (1988), *Lognormal distributions: theory and applications*, vol. 88, Dekker.
- [10] J.J DENIER VAN DER GON. and J.P.H. THURING (1965), The guiding of human movements, *Kybernetik*, 14,145-148.
- [11] S. DJEZIRI, W. GUERFALI, R. PLAMONDON, J.M. ROBERT (2002), Learning Handwriting with Pen Based Systems: Computational Issues, *Pattern Recognition* vol. 35(5), pp. 1049-1057.
- [12] M. DJIOUA, R. PLAMONDON (2009), A New Algorithm and System for the Characterization of Handwriting Strokes with Delta-Lognormal Parameters, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 30 Oct 2008. IEEE computer Society Digital Library. IEEE Computer Society
<<http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/TPAMI.2008.264>>
- [13] M. DJIOUA, R. PLAMONDON (2008a), A New Methodology to Improve Myoelectric Signal Processing Using Handwriting, *ICFHR'2008*, pp. 112-117.
- [14] M. DJIOUA, R. PLAMONDON (2008b), An interactive system for the automatic generation of huge handwriting databases from a few specimens, *Pattern Recognition*, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference, pp. 1-4.
- [15] M. DJIOUA (2007), "Contributions à la généralisation, à la compréhension et à l'utilisation de la Théorie Cinématique dans l'analyse et la synthèse du mouvement humain," Thèse de Doctorat en Génie Électrique, École Polytechnique de Montréal, 380 pages.
- [16] M. DJIOUA, R. PLAMONDON, A. DELLA CIOPPA and A. MARCELLI (2007), Deterministic and evolutionary extraction of Delta-Lognormal parameters: performance comparison, *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, vol. 21(1), pp. 21-41.
- [17] E.H. DOOIJES (1983), Analysis of handwriting movements, *Acta Psychologica*, vol. 54, pp. 99-114.
- [18] S. EDELMAN, T. FLASH (1987), A model of handwriting, *Biological Cybernetics*, vol. 57, pp. 25-36.
- [19] M. EDEN (1962), Handwriting and Pattern Recognition, *IRE Trans. Inform. Theory*, vol 8, pp. 160-166.
- [20] J. D. ENDERLE and J. W. WOLFE (1987), Time-optimal control of saccadic eye movements, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 34, pp. 43-55.
- [21] S.E. ENGELBRECHT (2001), Minimum principles in motor control, *J. Math. Psychol.* vol. 45, pp. 497-542.
- [22] A. G. FELDMAN (1966), Functional tuning of the nervous system with control of movement or maintenance of a steady posture. II. Controllable parameters of the muscle, *Biophysics*, vol. 11, pp. 565-578.
- [23] A.G. FELDMAN, M.L. LATASH (2005), Testing hypotheses and the advancement of science: recent attempts to falsify the equilibrium point hypothesis, *Exp. Brain Res.* vol.161 (1), pp. 91-103.
- [24] C. FENG, A. WOCH and R. PLAMONDON (2002), "A Comparative Study of Two Velocity Profile Models for Rapid Stroke Analysis," *Proceedings of the 16th International Conference on Pattern Recognition*, Quebec, Canada, vol. 4, pp. 52-55.
- [25] T. FLASH and N. HOGAN (1985), The coordination of Arm Movements: An experimentally confirmed mathematical model, *The Journal of Neuroscience*, vol. 5, pp. 1688-1703.
- [26] C. FLEISCHER, A. WEGE, K. KONDAK and G. HOMMEL (2006), Application of EMG signals for controlling exoskeleton robots, *Biomedical Technology*, vol.51, pp. 314-319.
- [27] G. GANGADHAR, D. JOSEPH, V.S. CHAKRAVARTHY (2007), An oscillatory neuromotor model of handwriting generation, *Int. J. Doc. Analyses and Recognition*, vol.10 (2), pp. 69-84.
- [28] S. GROSSBERG, R.W. PAINE (2000), A neural model of corticocerebellar interactions during attentive imitation and predictive learning of sequential handwriting movements, *Neural Network*, vol. 13, pp. 999-1046.
- [29] W. GUERFALI (1996), Modèle Delta-lognormal vectoriel pour l'analyse du mouvement et la génération de l'écriture manuscrite, Thèse de Doctorat en génie électrique, École Polytechnique de Montréal.
- [30] W. GUERFALI et R. PLAMONDON (1995a), Signal processing for the Parameter Extraction of the Delta Lognormal Model, In C. Archibald and P. Kwok (eds.): *Research in Computer and Robot Vision*. Singapore: World Scientific Publishing Co., pp. 217-232.

- [31] W. GUERFALI et R. PLAMONDON (1995b), The Delta-Lognormal Theory for the Generation and Modelling of Cursive Characters, dans Proc. 3rd International Conference on Document Analysis and Recognition, Montréal, Canada, 14-16 Août 1995, pp. 495-498.
- [32] C.M. HARRIS, D.M. WOLPERT (1998), Signal-dependent noise determines motor planning, *Nature* 394, pp. 780-784.
- [33] H. HERMES and J. P. LASALLE (1969), Functional analysis and time optimal control. New York.
- [34] P. W. HODGES and B. H. BUI (1996), A comparison of computer-based methods for the determination of onset of musclecontraction using electromyography, *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.* vol. 101, pp. 511-519.
- [35] N. HOGAN (1984), "An organization principle for a class of voluntary movements," *The Journal of Neurosciences*, vol. 4, pp. 2745-2754.
- [36] J.M. HOLLERBACH (1981), An oscillation theory of handwriting, *Biological Cybernetics* vol. 39 (2), pp. 39-156.
- [37] K.T. KALVERAM (1998), A neural oscillator model learning given trajectories, or how an allo-imitation algorithm can be implemented into a motor controller, in: J.P. Piek (Ed.), *Motor Behavior and Human Skill: A Multidisciplinary Approach*, Human Kinetics, pp. 127-140.
- [38] S. KELSO (1995), *Dynamic patterns: The self-organization of brain and behavior*, MIT Press, Cambridge, MA. USA.
- [39] M.K. LANDOU (2008), Potentiels évoqués associés au temps d'occurrence du modèle Delta-Lognormal pour un mouvement volontaire induit, *Mémoire de maîtrise*, École Polytechnique de Montréal.
- [40] LECLERC F., PLAMONDON R., LORETTE G. (1992), Des gaussiennes pour la modélisation des signatures et la segmentation des tracés manuscrits, *Traitement du Signal* 9, 347-358.
- [41] G. LORETTE (1999), Handwriting Recognition or Reading? What is the Situation at the Dawn of the Third Millenium?, *Int. J. Doc. Analysis and Recognition*, vol.2(2), pp. 2-12.
- [42] F.J. MAARSE (1987), *The Study of Handwriting Movement: Peripheral Models and Signal Processing Tehcniques*, Swets & Zertlinger, Lisse, The Netherlands.
- [43] D. W. MARQUARDT (1963), An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters, *Journal of the Society of Industrial and Applied Mathematics*, vol. 11, pp. 431-441.
- [44] P. MORASSO, F.A. MUSSA IVALDI (1982), Trajectory Formation and Handwriting: a Computational Model, *Biological Cybernetics*, vol 45, pp. 131-142.
- [45] P. MORASSO, V. SANGUINETI, T. TSUJI (1994), A model for the Generation of Virtual Targets in Trajectory Formation, in *Advances in Handwriting & Drawing: a Multidisciplinary Approach*, C. Faure, P. Keuss, G. Lorette, A. Vinter, Eds. Europa, Paris.
- [46] P.D. NEILSON, M.D. NEILSON (2005), An overview of adaptive model theory: solving the problems of redundancy, resources and nonlinear interactions in human movement control, *J. Neural Eng.* vol.2 (3), pp. 279-312.
- [47] P.D. NEILSON (1993), The problem of redundancy in movement control: the adaptive model theory approach, *Psychol. Res.* vol.55, pp. 99-106.
- [48] W.L. NELSON (1983), Physical principles for economies of skilled movements, *Biological Cybernetics* vol. 46, pp. 135-147.
- [49] C. O'REILLY, R. PLAMONDON (2007), A software assistant for the design and analysis of neuromuscular tests, *Proc. IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, pp. 107-110.
- [50] C. O'REILLY, R. PLAMONDON (2009), Development of a Sigma-Lognormal representation for on-line signatures. *Pattern Recognition*, 42(12), 3324-3337.
- [51] C. O'REILLY, R. PLAMONDON, L.-H. LEBRUN, B. CLÉMENT, and P.A. MATHIEU (2009), Sigma-Lognormal Analysis of a Complex Movements Neuromuscular Test. To be presented at the 14th Conference of the International Graphonomics Society, Dijon, France.
- [52] R. PLAMONDON, M.K. LANDOU, B. STEMMER (2009) Experimental observation of a new ERP signal, as predicted by the Kinematic Theory of rapid human movements, *Neuroscience 2009*, Chicago, 17-21 oct, abstract.
- [53] R. PLAMONDON, C. FENG, and M. DJIOUA (2008), A kinematic theory of rapid human movement. Part V: The convergence of a neuromuscular response towards a lognormal, from theory to practice, *École Polytechnique de Montréal, EPM/RT-2008-08*, 37p.
- [54] R. PLAMONDON and X. LI, M. DJIOUA (2007), Extraction of delta-lognormal parameters from handwriting strokes, *Journal of Frontiers of Computer Science in China*, vol.1(1), pp. 106-113.
- [55] R. PLAMONDON and M. DJIOUA (2006), "A multi-level representation paradigm for handwriting stroke generation" *Human Movement Science*, vol. 25, pp. 586-607.
- [56] R. PLAMONDON, C. FENG, and A. WOCH (2003), A kinematic theory of rapid human movement. Part IV: a formal mathematical proof and new insights, *Biological Cybernetics*, vol. 89, pp. 126-138.
- [57] R. PLAMONDON and W. GUERFALI (1998), The generation of handwriting with delta-lognormal synergies, *Biological Cybernetics*, vol. 78, pp. 119-132.
- [58] R. PLAMONDON (1998), A kinematic theory of rapid human movements. Part III, Kinetic outcomes, *Biological Cybernetics*, vol. 78, pp. 133-145.
- [59] R. PLAMONDON and A. ALIMI (1997), Speed/Accuracy tradeoffs in target-directed movements, *Behavioral and Brain Sciences*, vol. 20, pp. 279-349.
- [60] R. PLAMONDON (1995a), A kinematic theory of rapid human movements. Part I. Movement representation and generation, *Biological Cybernetics*. vol.72 (4), pp. 295-307.
- [61] R. PLAMONDON (1995b), A kinematic theory of rapid human movements. Part II. Movement time and control, *Biological Cybernetics* vol.72 (4), pp. 309-320.
- [62] R. PLAMONDON et C.M. PRIVITERA (1995), A neural Model for Generating and Learning a Rapid Movement Sequence, *Biological Cybernetics*, vol. 74, no. 2, pp.117-130.
- [63] R. PLAMONDON, A. M. ALIMI, P. YERGEAU, and F. LECLERC (1993), Modelling velocity profiles of rapid movements: a comparative study. *Biological cybernetics*. vol 69, pp.119-128.
- [64] R. PLAMONDON, F. LAMARCHE (1986), Modelization of Handwriting: A System approach, in *Graphonomics: Contemporary Research in Handwriting*, H.S.R. Kao, G.P. van Galen and R. Hoosain, Eds. Elsevier, Amsterdam. pp. 169-183.
- [65] V. POTKONJAK (2005), Robotic handwriting, *International Journal of Humanoid Robotics*, vol. 2, pp. 105-124.
- [66] L.R.B. SCHOMAKER (1991), Simulation and recognition of handwriting movement: a vertical approach to modeling human motor behavior, PhD Thesis, Nijmegen University, Netherlands, 1991.
- [67] R.A. SCHMIDT, T.D. LEE, (1999) *Motor Control and Learning: A behavioral Emphasis*, 3rd Ed, Human Kinetics, Champaign Illinois, 493 pages.
- [68] H. TANAKA, J.W. KRAKAUER, N. QIAN (2006), An optimization principle for determining movement duration, *J. Neurophysiol.* vol.95, pp. 3875-3886.
- [69] A.J.W.M. THOMASSEN, P.J.G. KEUSS, and G.P. VAN GALEN (1983), Motor aspects of handwriting, *Acta Psychologica*, vol 54.
- [70] Y. UNO, M. KAWATO, R. SUZUKI (1989), Formation, Control of optimal trajectory in human multijoint arm movement, *Biological Cybernetics* vol. 61, pp. 89-101.
- [71] G.P. VAN GALEN and H.L.T. TEULINGS (1983), The independent monitoring of form and scale factors in Handwriting, *Acta Psychologica in Motor Aspects of Handwriting*, North Holland, Amsterdam, The Netherlands, vol. 54 pp. 9-22.
- [72] Y. WADA, M. KAWATO (1995), A theory for cursive handwriting based on the minimization principle, *Biological Cybernetics* vol. 73 (1), pp. 3-13.
- [73] M.E. WISE (1966), The geometry of lognormal and related distributions and an application to tracer-dilution curves, *Statistica Neerlandica*, vol. 20(1).
- [74] A. WOCH (2006), Étude des primitives bidirectionnelles du mouvement dans le cadre de la Théorie Cinématique: confirmation expérimentale du modèle delta-lognormal, Thèse de Doctorat en Génie Électrique, École Polytechnique de Montréal.

[75] D.H. WOLPERT, W.G. MACREADY (1997), No Free Lunch Theorems for Optimization, IEEE Transactions on Evolutionary Computation, vol. 1(67).

[76] M. YASUHARA (1975), Experimental Studies on Handwriting, Process, Rep. Univ. Electro Comm. vol. 25, pp. 233-254.

[77] P-G. ZANONE, S. ATHÈNES, I. SALLAGOITY and J.-M. ALBARET (2005), Switching Among Graphic Patterns is Governed

by Coordination Dynamics of Handwriting, Proc. 12th Biennial Conf. of the Int. Graphonomics Society, Salerno, Italy, pp. 255-260.

[78] M. ZECCA, S. MICERA, M. C. CARROZZA, and P. DARIO (2002), Control of Multifunctional Prosthetic Hands by Processing the Electromyographic Signal, Critical Reviews in Biomedical Engineering, vol. 30(4-6), pp. 459-485.



Réjean Plamondon

Réjean Plamondon a fait ses études à l'Université Laval, Québec: B.Sc. Physique, 1973; M.Sc.A. et Ph.D. Génie Électrique, 1975 et 1978 respectivement. En 1978, il s'est joint au corps professoral du Département de génie électrique et de génie informatique de l'École Polytechnique de Montréal. Nommé professeur titulaire en 1991, il a été Directeur du Département de génie électrique et génie informatique, de 1996 à 1998, et Directeur Général de l'École, de 1998 à 2002. Il est le fondateur et directeur du laboratoire Scribens, un groupe de recherche dédié à l'analyse et au traitement de l'écriture manuscrite par ordinateur. Au cours des différentes étapes de sa carrière, le professeur Plamondon a été un chef de file en reconnaissance de formes tout particulièrement dans les domaines de l'analyse et du traitement en ligne et hors-ligne de l'écriture manuscrite. Il a proposé de nombreuses solutions originales, basées sur l'étude exhaustive de la génération et de la perception des mouvements humains, à des problèmes techniques reliés à la conception de systèmes automatiques dédiés à la vérification des signatures, la reconnaissance de l'écriture aussi bien que pour la conception de blocs-notes électroniques pour aider les enfants à apprendre à écrire et la mise au point de méthodes robustes d'analyse et d'interprétation de signaux neuromusculaires. Sa contribution principale a été le développement d'une Théorie Cinématique des mouvements humains rapides qui peut décrire, à l'aide d'une seule équation fondamentale appelée fonction delta-lognormale, la majorité des phénomènes psychophysiques rapportés au cours du dernier siècle dans les études scientifiques portant sur les mouvements humains rapides. La théorie a été utilisée avec succès pour décrire les propriétés essentielles des profils de vitesse des doigts, du poignet, de la tête et des yeux. Le professeur Plamondon a étudié et analysé ces biosignaux de façon extensive afin de proposer des méthodes innovatrices et de développer des systèmes robustes dans différents domaines du génie. Il a aussi fondé Sign@métric Inc., une compagnie visant la commercialisation de ses découvertes, tout particulièrement dans le domaine de la sécurité informatique par vérification de signatures. Membre actif de plusieurs sociétés professionnelles et Fellow de l'Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE, 2000), de l'International Association for Pattern Recognition (IAPR, 1994) et du Netherlands Institute for Advanced Study in the Humanities and Social Sciences (NIAS, 1989), le professeur Plamondon a été président de l'International Graphonomic Society (IGS) de 1995 à 2007. Il a été président de l'Association Canadienne de Traitements des Images et de Reconnaissances de Formes, de 1990 à 1997, et représentant canadien au bureau des Gouverneurs de l'IAPR. De 1988 à 1994, il a agi comme président du comité technique (TC11) de l'IAPR sur la reconnaissance de textes et de 1994 à 1998, il a été président de son comité de conférences internationales. Il collabore avec des scientifiques de plusieurs pays et il est l'auteur et coauteur de plus de 300 publications et détenteur de quatre brevets. Il a édité ou coédité quatre livres ainsi que plusieurs numéros spéciaux de revues scientifiques: tous ces numéros portant sur le traitement automatique de l'écriture et des signatures. Il a aussi publié un conte pour enfants, une nouvelle policière et trois recueils de poèmes.



Moussa Djioua

Moussa Djioua a reçu les grades d'Ingénieur d'état et de Magister en génie électrique de l'Université de Tizi-Ouzou (Algérie) respectivement en 1992 et 1998 et son Ph.D. en génie électrique de l'École Polytechnique de Montréal en 2007. Entre 2007 et 2009 il a effectué une année post-doctorale suivi d'une année en tant que chercheur au laboratoire Scribens de l'École Polytechnique de Montréal. Ses principaux intérêts incluent la théorie et le traitement du signal biomédical, l'optimisation non-linéaire, l'analyse et la modélisation du mouvement humain et la robotique anthropomorphique.



Christian O'Reilly

Christian O'Reilly a reçu le grade de B.Ing. en génie électrique de l'École Polytechnique de Montréal en 2007. Il poursuit présentement des études de doctorat en génie biomédical dans le même établissement. Il est membre étudiant de l'Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE) et membre junior de l'Ordre des Ingénieurs du Québec (OIQ).