

Université du Québec à Trois-Rivières

Exploitation des signaux musculaires pour l'évaluation des conditions d'écriture en science
forensique

Mémoire présenté
comme exigence partielle de la
Maîtrise en science forensique

Par
Mathieu Arès

Février 2025

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire, de cette thèse ou de cet essai a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire, de sa thèse ou de son essai.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire, cette thèse ou cet essai. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire, de cette thèse et de son essai requiert son autorisation.

Université du Québec à Trois-Rivières

Programme en science forensique

Ce mémoire intitulé

Exploitation des signaux musculaires pour l'évaluation des conditions d'écriture en science forensique

Présenté par

Mathieu Arès

A été évalué par un jury composé des personnes suivantes

Frank Crispino
Président-rapporteur

Cyril Muehlethaler
Directeur de recherche

François Nougarou
Codirecteur

Carole Sénéchal
Membre du jury

Résumé

Ce mémoire présente une étude sur l'exploitation des signaux électromyographiques (EMG) pour l'évaluation des conditions d'écriture dans un contexte forensique. L'objectif principal est de développer et valider une méthode permettant de détecter, analyser, et comparer les conditions d'écriture à partir des signaux musculaires enregistrés lors d'une écriture. Pour ce faire, des signaux EMG ont été capturés via des électrodes de surface placées sur l'avant-bras d'un participant, puis ces signaux ont été traités pour y extraire des paramètres caractéristiques. Des modèles prédictifs ont été créés en utilisant des techniques de réduction de dimension et des réseaux récurrents, permettant la prédiction de trajectoires d'écriture à partir de ces signaux musculaires. De cette manière, une écriture virtuelle a été créée uniquement à partir des mouvements de l'avant-bras. Ces modèles ont ensuite été évalués à la fois en temps-réel, pour observer les résultats immédiatement, et hors ligne, pour une analyse plus rigoureuse des données. Les résultats montrent que les signaux EMG permettent de mettre en relief des différences entre des conditions d'écriture subtiles qui seraient autrement indétectables par les méthodes traditionnelles. Cette approche offre une nouvelle perspective dans l'analyse de l'écriture en science forensique, avec des applications vers d'autres conditions d'écritures variées.

Mots-clefs : Science forensique, Électromyographie, Écriture, Conditions d'écriture, Réseau neuronal, Variabilité motrice, Temps-réel.

Abstract

This master's thesis presents a study on the use of electromyographic signals (EMG) to evaluate writing conditions in a forensic context. The main objective is to develop and validate a method to detect, analyze, and compare writing conditions based on the electromyographic signals recorded during writing with a stylus. To achieve this, EMG signals were captured using surface electrodes placed on a participant's forearm. These signals were then processed to extract signals features. Predictive models were developed using multiple techniques such as dimensionality reduction and recurrent neural networks, enabling the prediction of writing trajectories from these muscular signals. As a result, virtual writings were generated solely based on forearm muscular activity. These predictive models were evaluated both in real-time, to observe immediate results, and off-line, for a more rigorous data analysis. The results show that EMG signals have the potential to reveal subtle differences in writing conditions that would otherwise be undetectable with traditional methods. This approach offers a new perspective in forensic handwriting analysis, with potential applications for various writing conditions.

Keywords: Forensic science, Electromyography, Handwriting, Handwriting conditions, Neural network, Motor variability, Real-time

Table des matières

Résumé.....	5
Abstract.....	7
Liste des tableaux.....	13
Liste des figures	15
Liste des sigles et abréviations	17
Remerciements	21
Introduction	23
But du projet.....	23
Précision sur le projet	23
Contexte.....	24
Objectifs du projet.....	25
Théories, modèles et concepts.....	25
Les postulats de l'écriture	25
Analyse de l'écriture.....	27
Électromyographie.....	27
Analyse en temps-réel	28
Plan de présentation des chapitres	28
Chapitre 1 — Historique et état des lieux.....	31
1.1. L'analyse de l'écriture.....	31
1.1.1. Des cas célèbres.....	31
1.1.2. Dans la culture populaire	32
1.1.3. Jean-Hippolyte Michon, graphologue.....	33
1.1.4. L'Affaire Dreyfus.....	34
1.1.5. Affaire du bébé Lindbergh.....	35

1.1.6.	Le père de l'analyse de l'écriture moderne.....	35
1.1.7.	Les organisations professionnelles.....	36
1.1.8.	Vers le numérique	37
1.1.9.	NAS Report	37
1.2.	L'analyse biométrique.....	38
1.2.1.	Purkinje, Galton et Bertillon.....	38
1.2.2.	La classification des empreintes digitales.....	39
1.2.3.	L'évolution des technologies biométriques	39
1.2.4.	Le perfectionnement des reconnaissances	40
1.3.	L'électromyographie	41
1.3.1.	Le Myographe	41
1.3.2.	L'électrocardiogramme.....	41
1.3.3.	Les premières mesures EMG.....	41
1.3.4.	Une technologie de pointe en EMG	41
1.3.5.	L'électromyographie de surface.....	42
1.3.6.	Le pouvoir de l'EMG	42
Chapitre 2 —	Problématique	43
2.1.	Revue de la littérature	43
2.1.1.	L'analyse de l'écriture en science forensique	43
2.1.2.	L'analyse biométrique des signaux EMG.....	50
2.1.3.	Traitement des signaux et apprentissage automatique.....	55
2.1.4.	Lacunes dans les connaissances	57
2.2.	Écriture, Signature et Dessin	58
2.3.	La variabilité musculaire.....	60
2.4.	But de la recherche	61

Chapitre 3 — Méthode	63
3.1. Description du projet.....	63
3.1.1. Acquisition des données et optimisation	63
3.1.2. Traitement des données et détection de l'écriture.....	63
3.1.3. Détection des conditions d'écriture et analyse	63
3.2. Acquisitions des données et optimisation	64
3.2.1. Matériel	64
3.2.2. Participant	66
3.2.3. Conditions d'écritures.....	67
3.2.4. Optimisation	68
3.3. Traitement des données et détection d'écriture	71
3.3.1. Prétraitement des données	72
3.3.2. Apprentissage du modèle de détection de l'écriture	73
3.3.3. Création d'un modèle.....	74
3.4. Détection des conditions et analyse.....	75
3.4.1. Les clichés	75
3.4.2. Les types d'évaluations.....	77
3.5. Protocole	80
Chapitre 4 — Résultats	83
4.1. Optimisation de la méthode	83
4.1.1. Paramètres EMG	83
4.1.2. Positions des électrodes	84
4.1.3. Le nombre d'enregistrements	86
4.1.4. L'amplitude de mouvement.....	87
4.1.5. La vitesse d'écriture	88

4.1.6. Les symboles d'écriture	89
4.2. Détection du mouvement	90
4.3. Analyse de l'écriture sous forme d'image	92
4.3.1. Comparaison visuelle	92
4.3.2. SSIM	95
4.3.3. IMMSE	98
4.4. Analyse de l'écriture sous forme de données	99
4.4.1. PCA	101
4.4.2. Analyse de la corrélation	103
4.4.3. Classification des modèles	105
Chapitre 5 — Discussion	109
5.1. Sommaire des résultats	109
5.2. Retour global sur la question de recherche	111
5.3. Retour sur les postulats de l'écriture	112
5.4. Limites de l'étude	115
5.4.1. Matériel	115
5.4.2. Participant	116
5.4.3. Conditions	117
5.5. Suggestion pour les projets futurs	117
Conclusion	119
Références bibliographiques	123

Liste des tableaux

Tableau 1. –	Schéma des données du protocole.....	81
Tableau 2. –	Plan Plackett-Burman pour le choix des critères discriminants de l’EMG	83
Tableau 3. –	Score en fonction de la position des électrodes sur l’avant-bras.....	84
Tableau 4. –	Score en fonction du nombre d’enregistrements pour différents symboles	86
Tableau 5. –	Score en fonction de la distance d’écriture pour différents symboles	87
Tableau 6. –	Score en fonction de la vitesse d’écriture pour six échantillons	88
Tableau 7. –	Score en fonction du type de mouvement pour six échantillons.....	89
Tableau 8. –	Tableau des résultats du SSIM	97
Tableau 9. –	Tableau des résultats de l’IMMSE	99
Tableau 10. –	Tableau des caractéristiques extraites	100
Tableau 11. –	Analyse de la corrélation de certaines variables.....	104

Liste des figures

Figure 1. –	Résumé de la méthode	64
Figure 2. –	Électrodes MYO © Thalmic Labs	65
Figure 3. –	Tablette graphique Intuos 3 et stylet Intuos 4K PEN.....	66
Figure 4. –	Position du bras par rapport à la tablette graphique.....	68
Figure 5. –	Schéma de l'optimisation des paramètres d'écriture	69
Figure 6. –	Schéma de création du modèle.....	72
Figure 7. –	Schéma du concept de cliché.....	76
Figure 8. –	Schéma des évaluations des tracés d'écriture.....	77
Figure 9. –	Ensemble des traits réalisés sur la tablette graphique dans la 1 ^{re} position (écriture avec un angle de -90°).....	90
Figure 10. –	Ensemble des traits réalisés sur la tablette graphique dans la 2 ^e position (écriture avec un angle de -45°).....	91
Figure 11. –	Ensemble des traits réalisés sur la tablette graphique dans la 3 ^e position (écriture avec un angle de 0°).....	91
Figure 12. –	Différence entre l'écriture enregistrée en position 1 et les traits générés par les trois modèles	92
Figure 13. –	Différence entre l'écriture enregistrée en position 2 et les traits générés par les trois modèles	93
Figure 14. –	Différence entre l'écriture enregistrée en position 3 et les traits générés par les trois modèles	94
Figure 15. –	Différence entre les traits d'écriture originaux et ceux générés par le modèle	95
Figure 16. –	Exemple de comparaison d'image par SSIM	96
Figure 17. –	Graphique de la variance expliquée en fonction du nombre de composantes....	101
Figure 18. –	Représentation sous données PC1 et PC2.....	102
Figure 19. –	Représentation par PCA de toutes les données	103
Figure 20. –	Précision des données de test des deux méthodes en fonction du pourcentage d'apprentissage	106
Figure 21. –	Précision des données de test de deux méthodes en fonction du nombre de caractéristiques considérées comme entrée	107

Liste des sigles et abréviations

ASQDE : American Society of Forensic Document Examiners

DTW: Dynamic Time Warping (*Déformation temporelle dynamique*)

ECG: Électroencéphalogramme

EMG : Électromyographie

EMR : Electro-Magnetic Resonance (*Résonnance électromagnétique*)

ENFSI : European Network of Forensic Science Institutes

FC: Fully connected (*entièrement connecté*)

FDE : Forensic Document Examiner (*Examinateur de document en science forensique*)

GRU : Gated Recurrent Unit (*unité récurrente à barrière*)

HD-sEMG : High-density surface electromyography (*Électromyographie de surface haute densité*)

IA : Intelligence artificielle

IMMSE : Image Mean-Squared Error (*Erreur Quadratique Moyenne de l'Image*)

iEMG: Integrated Electromyography (*Électromyographie Intégrée*)

LnD : Logarithm Detector (*Détecteur Logarithmique*)

LSTM : Long Short-Term Memory (*Mémoire à Long et Court Terme*)

MAV: Mean Absolute Value (*Valeur Absolue Moyenne*)

MAX : Maximum

MIN : Minimum

ML : Machine Learning (*Apprentissage machine*)

PCA : Principal Component Analysis (*Analyse en composante principale*)

RMS : Root Mean Square (*Racine Carrée de la Moyenne*)

ROC: Receiver Operating Characteristic (*Courbe de performance du système de détection*)

sEMG: Surface electromyography (*électromyographie de surface*)

SSC : Slope Sign Changes (*Changements de Signe de la Pente*)

SSI : Simple Square Integral (*Intégrale Simple au Carré*)

SSIM: Structural Similarity Index Measure (*Indice de similarité structurelle*)

SWGDOC : Scientific Working Group for Forensic Document Examination

VAR : Variance

WL: Waveform Length (*Longueur d'Onde*)

ZC : Zero Crossing (*Passage par zéro*)

« La plume est servie, mais la parole est libre »

Remerciements

Je tiens tout d'abord à exprimer ma plus profonde gratitude envers mes parents pour leur soutien indéfectible, leurs encouragements tout au long de mon parcours universitaire.

À ma copine, pour sa patience, sa compréhension et son amour, qui m'ont accompagné tout au long de cette aventure académique. Merci d'avoir été à mes côtés.

Je souhaite également remercier mes co-directeurs, Cyril Muehlethaler et François Nougarou, pour leurs conseils avisés, leur expertise et leur disponibilité. Leur rigueur scientifique et leurs précieux retours ont été essentiels à la réalisation de ce travail.

Un grand merci à Carole Sénéchal pour son soutien indispensable et ses conseils avisés.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers le GRSF, le CICC, la fondation Desjardins, le CRSNG et l'UQTR pour leur soutien financier essentiel. Merci à ces cinq organismes pour leur confiance et leur appui indéfectible.

Un grand merci au Département de biochimie, chimie, physique et science forensique ainsi qu'au Département de génie électrique et génie informatique pour les ressources mises à disposition et l'environnement de travail stimulant.

Merci à l'ASQDE et à Samiah Ibrahim de m'avoir accueilli lors de présentations et pour les échanges enrichissants qui ont nourri ma réflexion. Merci également pour le soutien précieux que vous m'avez offert tout au long de mes recherches.

À toute l'équipe du LSSI, je vous adresse mes plus sincères remerciements pour votre collaboration, vos conseils techniques et l'ambiance de travail enrichissante. Votre contribution a été cruciale pour le succès de ce projet. Un merci spécial à Ali, pour son aide précieuse !

À Liv Cadola, qui a gentiment accepté de m'aider à débuter ce projet malgré son ampleur, merci pour ta confiance.

À toute l'équipe de l'ASFC et à Julie Binette, pour m'avoir permis de mieux comprendre le métier et de travailler dans ce domaine passionnant, un immense merci.

En mémoire de Denise et Praline, deux êtres chers à mon cœur qui n'auraient jamais voulu être dans la même phrase de remerciement.

Merci à Antidote, Google Traduction et ChatGPT, sans qui ce mémoire serait moins lisible.

Enfin, merci à tous ceux qui, de près ou de loin, m'ont soutenu et aidé à surmonter ce mémoire: Frank, P.-L., Cath, Laurie, Marilyne, Marie, Amy, Francis, Sam, Kelsey, Niko, Ahmed, Rabiul, Éléonore, Rachel, Splish, Sarah, Elo, Marie-Andrée, Éli, Bibi et bien sûr, mon frère François. Merci d'avoir été là à chaque étape du chemin.

Introduction

But du projet

Il est difficile d'évaluer la variabilité de l'empreinte d'une écriture en se basant uniquement sur des traces visibles. Traditionnellement, l'analyse de l'écriture repose sur l'examen de plusieurs échantillons, espérant ainsi capturer l'étendue de la variabilité et constituer une base de données représentative pour des comparaisons futures. Cependant, cette approche se limite à la représentation visible de la trace et ne tient pas compte des mécanismes sous-jacents qui les produisent.

Pour véritablement comprendre la variabilité de l'écriture, il est crucial de s'intéresser à la source des traces : la main qui écrit. Tout comme chaque empreinte digitale est unique, chaque individu possède une manière d'écrire qui lui est propre. Le but de ce projet est donc d'évaluer cette variabilité à travers l'analyse des signaux d'activité musculaire (signaux EMG — Électromyographiques). En se concentrant sur ces signaux, ce projet vise à approfondir la compréhension des facteurs inhérents à la variabilité de l'écriture, ouvrant ainsi la voie à de nouvelles approches en science forensique.

Précision sur le projet

Avant de détailler le contenu de mon mémoire, il me semble essentiel de préciser ce dont il ne traitera pas. Ce mémoire ne porte pas sur la graphologie. La graphologie, définie comme l'« interprétation de l'écriture considérée comme une expression de la personnalité » (Larousse, s. d.), s'inscrit plutôt dans le domaine de la psychologie. Elle ne cherche pas à identifier l'auteur d'un écrit, mais plutôt à évaluer l'état mental de celui-ci au moment de la rédaction. « Le public pense que le graphologue peut s'improviser expert en écritures et que l'expert en écritures est forcément graphologue. Il s'agit en fait de deux domaines qui, bien que s'appuyant sur l'examen des graphismes, sont étrangers l'un à l'autre » (Buquet, 2001, p. 9). Aussi, la graphologie est souvent considérée comme une pseudoscience en raison du manque de preuves empiriques soutenant ses méthodes et conclusions. « [Forensic] Handwriting examinations can never determine such traits as age, sex, personality, or intent. » (ASTM, 2007, Section 4.1)

En revanche, ce mémoire s'inscrit dans une démarche scientifique rigoureuse, centrée sur l'analyse de l'écriture dans le domaine de la science forensique.

La science forensique est la discipline étudiant les traces générées par des évènements particuliers passés, singuliers ou multiples, soutenue par la démarche et la recherche scientifique. Ces traces constituent les vestiges, les témoins d'activités passées [...] et offrent une clef à leur explication. La démarche fait appel aux méthodes scientifiques de détection, de reconnaissance, de collection, d'analyse et d'interprétation afin de reconstruire et comprendre les évènements inhabituels d'intérêt public [...] à leur origine (Roux et al., 2022, p. 4).

L'objectif de cette recherche est d'augmenter notre compréhension des règles déjà établies dans ce domaine, et de déterminer si ces règles pourraient être réfutées ou renforcées à la lumière de nouvelles données quantifiables. Ce travail vise ainsi à contribuer à l'amélioration continue de la compréhension des méthodes d'analyse en science forensique, assurant une plus grande précision et fiabilité lors des conclusions effectuées par les experts.

Contexte

En science forensique, la compréhension de la variabilité de l'écriture est essentielle pour établir des comparaisons précises et fiables entre différents échantillons. Cette variabilité représente les différences observées entre les échantillons d'écriture d'une même personne ou entre différentes personnes. Elle est influencée par de nombreux facteurs, notamment les conditions physiques, psychologiques, et environnementales. Traditionnellement, cette analyse repose sur l'examen visuel des traces écrites, ce qui présente des limites en termes de précision et de représentativité.

Pour améliorer l'évaluation de cette variabilité, il est nécessaire de se pencher sur les mécanismes physiologiques qui génèrent l'écriture, en particulier l'activité musculaire. Les signaux EMG captés sur l'avant-bras, qui ont le potentiel de renseigner sur les variations musculaires et les mouvements en jeu lors de l'écriture, offrent une perspective plus profonde sur les facteurs qui influencent la production de la trace écrite. L'exploration de ces signaux dans un

contexte forensique pourrait non seulement enrichir notre compréhension de la variabilité de l'écriture, mais aussi fournir de nouvelles méthodes d'analyse plus robustes et plus précises.

Objectifs du projet

L'objectif principal de ce projet est la détection des conditions d'écriture basée sur l'interprétation des signaux EMG de l'avant-bras dans un contexte forensique. Plus précisément, il s'agit d'analyser des positions d'écriture relativement similaires, afin de détecter des différences subtiles qui seraient autrement difficiles à percevoir par des méthodes traditionnelles d'évaluation. En choisissant délibérément des conditions d'écriture qui posent des défis d'analyse, ce projet cherche à démontrer la capacité de l'analyse des signaux EMG à révéler des nuances importantes dans la variabilité de l'écriture, même si elles ne sont pas visibles lors de l'emploi des méthodes traditionnelles.

Les objectifs secondaires de ce projet consistent à évaluer la précision et la fiabilité de l'approche basée sur les signaux EMG pour détecter les conditions d'écriture, tout en comparant ces résultats avec ceux obtenus par des méthodes d'analyse d'écriture conventionnelles. Il s'agit également de définir le contexte d'utilisation en identifiant les scénarios et les conditions spécifiques dans lesquels cette méthode pourrait s'avérer particulièrement bénéfique en science forensique, ainsi que de formuler des recommandations pour son utilisation optimale après un processus d'optimisation. Enfin, l'exploration des limitations et des défis de cette méthode est aussi envisagée, avec une analyse des limites potentielles, tant sur le plan technique que méthodologique, ainsi que des propositions d'amélioration ou d'adaptation pour surmonter ces obstacles dans des applications pratiques.

Théories, modèles et concepts

Les postulats de l'écriture

Dans le domaine de l'analyse de l'écriture, il existe une série de règles et de corollaires qui permettent de réaliser une analyse répondant à certains standards. Selon les organisations et les établissements qui effectuent cette analyse, ces règles sont expliquées de manières différentes, mais la base reste la même. Je vais donc tenter de résumer les deux règles qui sont les plus importantes,

en suivant les précisions établies par M. Ordway Hilton en 1963, l'un des plus grands experts dans ce domaine. Ses règles présentent des ajustements à celles qu'a établies Albert S. Osborn en 1910.

« Rule 1. The individuality of handwriting is the basis of all identifications » (Hilton, 1963, p. 99)

Le premier postulat concerne l'aspect d'intervariabilité de l'écriture d'une personne par rapport à une autre, soit chaque écrivain adulte a une écriture qui lui est propre. Cette affirmation permet de discriminer l'écriture entre deux personnes ou de relier l'écriture d'une personne à un certain document. Sans cette base, il serait impossible de penser qu'une autre personne ne puisse pas écrire exactement de la même manière. De ce postulat découlent des corollaires, soit des points logiques qui doivent également être pris en compte lors de l'analyse d'une écriture. Par exemple, l'écriture d'une personne subira des changements au cours de la vie, ce qui donne ensuite lieu au corollaire suivant : ces changements sont graduels et uniques à chaque personne, en fonction de leur apprentissage initial et des influences qu'elles subissent tout au long de leur vie. Bien que ces changements surviennent généralement au début de l'âge adulte, moment où une personne acquiert sa propre identité graphique, il est important de noter qu'ils peuvent varier grandement d'une personne à l'autre.

« Rule 5. Writing variation is an essential property of everyone's handwriting. »
(Hilton, 1963, p. 98)

Le deuxième postulat qui nous intéressera est que la variation naturelle est une propriété essentielle de l'écriture de chaque personne. Cette règle établit donc une certaine intravariabilité dans l'écriture de chaque individu. Les corollaires découlant de cette règle seront particulièrement importants pour l'analyse des résultats de mes recherches dans ce projet. D'abord, la variation tend à augmenter lorsque l'attention diminue ou lorsque l'on écrit plus rapidement. Bien qu'intuitif, il est crucial d'en tenir compte. Ensuite, la variation est liée aux conditions dans lesquelles l'écriture a été produite. Ces conditions incluent la position et l'environnement, entre autres. Il sera donc essentiel de bien contrôler l'environnement pour éliminer cette variable et se concentrer uniquement sur un changement de condition volontaire, comme les angles d'écriture différents. De plus, l'intention de l'écriture a un impact sur sa variation. Pour obtenir des échantillons représentatifs, il faudra écrire avec une certaine attention au détail, sinon une trop grande variabilité pourrait être introduite. Enfin, la variabilité d'une écriture réalisée dans un même court laps de temps sera généralement moins prononcée que si elle est dispersée sur plusieurs jours. Cette

information sera donc primordiale à prendre en compte lors de la planification du protocole et de la collecte des données, car bien que le nombre d'essais puisse être important, il est préférable de les regrouper dans une même journée.

Le troisième postulat en importance est lié à la compétence en écriture qu'une personne a, en établissant qu'une personne ne peut pas dépasser son niveau de capacité d'écriture. Cette information ne sera toutefois pas pertinente dans le cadre de nos travaux.

Analyse de l'écriture

L'analyse de l'écriture est une partie du travail d'un examinateur de document qui s'intéresse à l'écriture, et donc pas au substrat (papier par exemple) ou à l'écriture imprimée, mais bien seulement à la trace laissée par un instrument scripturant (Bisesi, 2006). Il y a donc une distinction généralement entre l'expertise en document et l'expertise de l'écriture. Dans le cadre de ce projet, nous nous intéresserons exclusivement à l'analyse de l'écriture, ce qui inclut la forme de l'écriture et la manière dont elle a été produite (Linden et al., 2017). Pour effectuer une analyse complète, il est important de considérer les deux éléments ensemble. Cela dit, en fonction des méthodes d'analyse, il peut être préférable de séparer la partie forme pour l'analyser d'abord, puis de se pencher sur le mouvement de l'écriture. Quelle que soit la technique d'analyse utilisée, il faudra considérer l'écriture dans son ensemble pour établir un portrait final complet.

Électromyographie

L'électromyographie, ou l'EMG, est une technique utilisée pour mesurer l'activité électrique des muscles. Pour effectuer une électromyographie, une électrode est nécessaire. Une électrode est, au sens large, un élément conducteur qui permet de recueillir les potentiels bioélectriques générés par les cellules musculaires (Perotto et Delagi, 2011). Il existe deux types de capteurs EMG : les capteurs intramusculaires et les capteurs EMG de surface. L'EMG intramusculaire consiste à insérer une aiguille directement dans un muscle pour enregistrer l'activité électrique pendant les phases de contraction, de relâchement, ainsi qu'au repos (Perotto et Delagi, 2011). Ce procédé permet de mesurer avec précision la réponse électrique des fibres musculaires individuelles. Lors d'une contraction musculaire, des ions (atomes chargés électriquement) sont libérés, ce qui crée une différence de potentiel électrique que les électrodes peuvent mesurer (Reece et Campbell, 2011).

L’EMG de surface, quant à elle, consiste à capturer un signal global provenant de la surface de la peau. Cette technique mesure de manière plus globale l’activité électrique des muscles sous-jacents, jusqu’à une certaine profondeur. Les électrodes de surface sont ainsi capables de détecter les courants électriques générés par la contraction musculaire d’un ou de plusieurs muscles (mDurance, 2024). Pour améliorer la qualité du signal, il est possible d’appliquer un gel conducteur sur la peau, ce qui réduit la résistance entre la peau et l’électrode. Un aspect crucial de la mesure des potentiels électriques est la comparaison avec une référence de base, appelée masse en français, ou plus souvent *ground* en anglais. Cette masse doit être placée sur une zone similaire à celle analysée, mais où aucune contraction musculaire n’aura lieu, afin de garantir une mesure précise par rapport à une ligne de base neutre.

Analyse en temps-réel

L’analyse en temps-réel consiste à effectuer un processus mathématique ou informatique avec un délai minimal, donnant l’impression que le calcul se fait simultanément avec les évènements observés (Gartner, 2024). Dans notre cas, l’analyse en temps-réel implique l’acquisition des données d’activité musculaire, leur traitement, puis la conversion de ces informations en coordonnées X et Y de position du tracé d’écriture sur un plan, le tout dans un laps de temps aussi court que possible, créant ainsi l’illusion d’une absence de latence. Toutefois, en cas de défaillance informatique, que ce soit lors de l’envoi du signal ou du traitement des données, un décalage pourrait survenir, entraînant un ralentissement perceptible. Ce type de traitement exige une optimisation rigoureuse pour minimiser le temps de traitement, ainsi qu’un ordinateur suffisamment puissant pour traiter les données de manière efficace. L’avantage du temps-réel par rapport à un traitement différé (dit *off-line*) réside dans la possibilité d’interaction immédiate entre l’humain et la machine, une interactivité qui serait difficile à évaluer autrement (Kim et al., 2008).

Plan de présentation des chapitres

Ce mémoire est structuré en plusieurs chapitres, chacun abordant un aspect spécifique de notre recherche sur l’exploitation des signaux musculaires pour l’évaluation des conditions d’écriture en science forensique.

Chapitre 1 – Historique et état des lieux

Ce chapitre propose une revue historique de l’analyse de l’écriture et de l’évolution des techniques biométriques. Il retrace les cas célèbres qui ont marqué l’histoire judiciaire ainsi que l’évolution de l’analyse de l’écriture jusqu’à aujourd’hui. Ensuite, il présente l’évolution de l’analyse biométrique, des premiers travaux sur les empreintes digitales jusqu’à l’ère moderne. Enfin, il aborde l’histoire de l’électromyographie, depuis ses premières applications médicales jusqu’à son intégration dans l’analyse du mouvement.

Chapitre 2 – Expression de la problématique

Une revue de la littérature est réalisée sur l’analyse de l’écriture en science forensique, l’utilisation des signaux EMG et les techniques modernes de traitement des données. Ce chapitre met en évidence les lacunes dans les connaissances actuelles et introduit des concepts clefs tels que la distinction entre écriture, signature et dessin, ainsi que la variabilité musculaire. Il se conclut par l’énoncé du but de la recherche.

Chapitre 3 – Méthode

Ce chapitre détaille la méthodologie employée pour la collecte et l’analyse des données. Il présente les aspects techniques liés à l’acquisition et au traitement des signaux EMG, les conditions expérimentales mises en place, ainsi que les méthodes de détection et d’évaluation des conditions d’écriture. L’approche expérimentale repose sur la création de « clichés » musculaires, permettant de figer certaines conditions afin d’évaluer la reproductibilité des signaux en fonction des variations de posture et des conditions externes.

Chapitre 4 – Résultats

Les résultats expérimentaux sont présentés en plusieurs volets. Tout d’abord, l’optimisation des paramètres est abordée, incluant la sélection des électrodes, le nombre d’enregistrements nécessaires et les paramètres EMG pertinents. Ensuite, l’efficacité des modèles développés pour détecter le mouvement et classifier les conditions d’écriture est évaluée à travers différentes approches, notamment des analyses sous forme d’image (dites statiques), telles que la comparaison visuelle, le SSIM et l’IMMSE, ainsi que l’analyse de l’écriture sous forme de données extraites à l’aide de la PCA et de l’analyse de corrélation. Enfin, les résultats de la classification par apprentissage automatique sont présentés.

Chapitre 5 – Discussion

Ce chapitre interprète les résultats obtenus et les met en perspective avec les recherches existantes. Il effectue un retour sur la question de recherche et sur la mise à jour des postulats de l'écriture. Il examine les forces et les limites de l'approche développée, notamment en ce qui concerne la généralisation des modèles. Il explore également les implications des résultats pour l'analyse forensique ainsi que les perspectives d'application dans des projets futurs.

Conclusion

Une synthèse des principales contributions de ce mémoire est présentée, autant d'un point de vue technique que forensique. L'étude ouvre la voie à de nouvelles approches pour l'évaluation des conditions d'écriture, tout en mettant en évidence les défis liés à l'intégration des signaux EMG dans un cadre forensique.

Chapitre 1 — Historique et état des lieux

Ce chapitre offre une exploration approfondie de l'analyse de l'écriture dans le contexte de la science forensique, en mettant en relief son importance et ses applications pratiques. Il commence par un examen de l'intérêt que représente cette recherche, suivi d'une rétrospective historique sur l'évolution de l'analyse de l'écriture et de l'émergence des techniques biométriques, notamment l'électromyographie. Ce retour vers le passé vise à éclairer l'utilité actuelle de mon projet de recherche.

1.1. L'analyse de l'écriture

L'analyse de l'écriture est issue d'un besoin essentiel en réponse à un crime qui sévissait depuis longtemps. Les contrefaçons de sceaux et la falsification de textes, souvent des testaments ou des contrats, n'étaient pas rares dès le moyen âge (Lynch, 2020). Avec l'arrivée d'une population grandissante sachant écrire, il était donc logique que ce genre de crime devienne de plus en plus accessible et alors, en réponse à un crime grandissant, une expertise devait émerger pour la contrer. C'est de ce besoin de différenciation du vrai et du faux que sont arrivés les premiers experts en comparaison d'écriture.

1.1.1. Des cas célèbres

L'un des cas les plus célèbres d'un tueur ayant écrit des lettres est celui de Jack l'Éventreur. Bien que le meurtrier de Whitechapel n'ait jamais été identifié, plusieurs lettres revendiquant les crimes, dont la fameuse lettre « From Hell » de 1888, ont été analysées pour tenter de démasquer l'auteur. Cependant, les comparaisons d'écriture n'ont pas réussi à établir une identification définitive, laissant l'affaire irrésolue. La médiatisation intense de ce cas a probablement conduit à la création de nombreuses fausses lettres, et plusieurs meurtres ont été attribués à tort à ce tueur, compliquant encore davantage l'enquête (Keppel et al., 2005).

Le tueur du Zodiac, qui aurait tué plus d'une trentaine (Butterfield, 2023) de personnes en Californie, a quant à lui envoyé plusieurs lettres cryptiques et provocantes à la police et aux médias entre 1969 et 1974. L'analyse de son écriture et de ses cryptogrammes a captivé et défié les experts, qui ont tenté de déchiffrer ses messages pour révéler son identité. Cependant, malgré de

nombreuses tentatives et quelques cryptogrammes résolus, le Zodiac n'a jamais été identifié, et l'affaire reste à ce jour l'un des plus grands mystères criminels des États-Unis (Butterfield, 2023).

En France, l'affaire du petit Grégory Villemin, survenue en 1984, a été marquée par une série de lettres anonymes signées « Le Corbeau », en référence à un film de ce même nom sorti en 1943. Grégory, un jeune garçon de quatre ans, a été enlevé puis retrouvé noyé dans une rivière, un crime qui a profondément choqué le pays. Les lettres envoyées par « Le Corbeau » contenaient des informations très précises sur la famille Villemin, alimentant les soupçons et les tensions au sein de celle-ci. Le père de Grégory, Jean-Marie Villemin, était particulièrement visé, ce qui a conduit les enquêteurs à se concentrer sur des conflits familiaux internes. Cependant, malgré ces indices, l'enquête a été marquée par de graves erreurs judiciaires, notamment celles commises par le juge d'instruction Lambert, qui ont contribué à ralentir et compliquer la résolution de l'affaire. Ces erreurs, couplées à la pression médiatique intense, ont conduit à une succession d'inculpations et de retournements de situation, laissant l'affaire irrésolue pendant des décennies et faisant d'elle l'une des enquêtes criminelles les plus médiatisées et controversées de France (Marchand, 2019; Muller, 2019).

Un autre cas qui a été très popularisé est le cas de 1990 de la petite JonBenét Ramsey. Une lettre de rançon retrouvée dans la maison de la petite JonBenét a fait l'objet d'une analyse approfondie. Cette lettre, qui contenait des informations que seuls les membres de la famille pouvaient connaître, a alimenté les soupçons à l'encontre des proches. Malgré cela, la famille Ramsey a rapidement exprimé son opposition à ce que la police les enquête, ce qui a soulevé encore plus de questions. De plus, l'analyse a révélé que JonBenét, une enfant très populaire et vedette des concours de beauté américaine, n'aurait apparemment jamais quitté la résidence lors de son « enlèvement ». Les résultats des analyses d'écriture sont restés controversés, ne permettant pas de lier de manière concluante l'écriture à un seul membre de la famille, et aucune inculpation n'a été prononcée (Douglas et Olshaker, 2000).

1.1.2. Dans la culture populaire

L'analyse de l'écriture est un élément récurrent dans la culture populaire, témoignant de son impact profond et de son omniprésence dans la culture populaire.

Dans « Le Chien des Baskerville », écrit par Arthur Conan Doyle en 1902, Sherlock Holmes utilise l'examen d'une lettre anonyme pour révéler des indices cruciaux. Holmes commence par analyser le papier, remarquant sa qualité et son origine, ce qui peut fournir des indices sur le statut social ou les habitudes de l'auteur. Il passe ensuite à l'étude de l'encre et du style d'écriture, cherchant des particularités telles que la pression du stylo, l'inclinaison des lettres, et d'éventuelles irrégularités qui pourraient trahir l'identité du scripteur (Doyle, 2014).

Dans Cyrano de Bergerac d'Edmond Rostand, les lettres d'amour jouent un rôle central dans l'intrigue et le destin des personnages. Bien que par Cyrano ces mots soient façonnés, c'est Christian qui les signe, et Roxane est bernée. Elle croit, en lisant ces vers empreints de flamme, que c'est lui seul qui touche les cordes de son âme. Roxane tombe amoureuse non seulement de l'apparence de Christian, mais aussi de l'esprit et du cœur qu'elle croit déceler dans ses lettres. Ce subterfuge, orchestré par Cyrano par amour pour Roxane, montre comment il est simple de tromper avec un faux, à partir d'une simple signature (Rostand et Besnier, 2021).

Dans le célèbre film « Catch Me If You Can », inspiré de l'histoire vraie de Frank Abagnale Jr, met en scène la maîtrise de l'écriture et des documents par le protagoniste pour falsifier des chèques et des documents comme des diplômes de médecine ou de pilote, ce qui lui permet de mener une vie de fraudeur riche pendant des années. Frank Abagnale Jr réussit à vivre longtemps avec des falsifications de tout genre, en tentant de toujours avoir un pas d'avance sur le système de justice. Le film illustre ainsi comment l'écriture peut être utilisée à des fins criminelles, bien que l'enquêteur du film arrive à le « rattraper » (Spielberg, 2002).

1.1.3. Jean-Hippolyte Michon, graphologue

Jean-Hippolyte Michon, né en 1806, est largement reconnu comme le père de la graphologie moderne, une discipline qui cherche à interpréter les traits de caractère d'une personne à travers l'analyse de son écriture. Bien qu'il ait débuté sa carrière en tant que prêtre catholique, c'est dans la dernière partie de sa vie qu'il s'est consacré à l'étude de l'écriture manuscrite, après avoir passé plus de trente ans à rassembler des échantillons d'écriture et à développer ses théories. Ses travaux, axés sur l'interprétation psychologique, ont posé les bases de ce qui deviendra plus tard l'analyse de l'écriture (Landau, 2007).

Michon a commencé à s'intéresser à l'analyse de l'écriture après avoir entendu parler de l'idée d'interpréter le caractère d'une personne à partir de sa manière d'écrire, une notion qui lui a été présentée par un collègue philosophe. Fasciné par cette idée, il entreprit de systématiser l'étude de l'écriture manuscrite, cherchant à transformer ce qui était jusque-là une curiosité intellectuelle, au même niveau que la lecture des lignes de la main, en une véritable science. Il a développé une méthode d'analyse basée sur des « signes fixes », c'est-à-dire des traits spécifiques de l'écriture qui, selon lui, correspondaient à des caractéristiques de personnalité invariables. En appliquant cette rigueur, il a cherché à établir des corrélations entre des caractéristiques graphiques spécifiques et des traits de personnalité (Landau, 2007). Bien qu'il fût graphologue, il a tenté de scientifier de la même manière que nous le faisons désormais en science forensique. C'est sans doute une des raisons pourquoi autant de gens ont de la difficulté à distinguer la graphologie de l'analyse forensique de l'écriture.

1.1.4. L’Affaire Dreyfus

L’importance de l’affaire Dreyfus est telle que nous la surnommons l’Affaire avec un grand A. C’est à se demander ce qui rend cette arrestation aussi importante dans l’histoire de la France et de la police scientifique et technique. L’Affaire Dreyfus entraînera des répercussions majeures et deviendra, bien souvent, un modèle d’exemple à ne pas suivre. Cette Affaire a marqué une catastrophe judiciaire majeure, ébranlant la crédibilité de la police scientifique en Europe tout en soulignant l’urgente nécessité d’une expertise rigoureuse au tribunal.

L’affaire Dreyfus, qui a éclaté en 1894, est devenue un symbole emblématique de l’injustice alimentée par des préjugés raciaux et des erreurs scientifiques. Alfred Dreyfus, un officier de l’armée française d’origine juive, a été faussement accusé de trahison et condamné sur la base de preuves largement fabriquées, y compris une analyse graphologique biaisée. Cette affaire a exposé les lacunes de la « science » de l’époque, notamment l’application douteuse de la graphologie, qui était aussi influencée par les idées farfelues d’Alphonse Bertillon, un expert en classement anthropologique et non en analyse de l’écriture (Piazza, 2011).

L’impact de l’affaire Dreyfus a été profond, tant sur le plan social que scientifique. Elle a non seulement divisé la France entre dreyfusards et anti-dreyfusards, mais a aussi révélé les dangers de l’application de sciences inexactes et subjectives dans un cadre judiciaire. La critique de l’Affaire, notamment par Émile Zola dans son célèbre article « J’accuse...! », a exposé la

manipulation des preuves et l'antisémitisme de l'institution militaire (Zola, 1898). En conséquence, l'affaire a conduit à une réévaluation des pratiques de la police scientifique et technique en Europe, mettant en lumière la nécessité de méthodes plus rigoureuses et de standards scientifiques solides pour garantir l'équité et la justice dans les tribunaux. À la fin de l'Affaire, le mathématicien Henri Poincaré signe avec 2 collègues un rapport purement scientifique, en plus de corriger toutes les erreurs de Bertillon (Mansuy et Mazliak, 2011 ; Poincaré et al., 1904).

1.1.5. Affaire du bébé Lindbergh

L'affaire du bébé Lindbergh est souvent citée comme un tournant décisif dans l'histoire de l'analyse de l'écriture aux États-Unis. Cet enlèvement, suivi d'un meurtre tragique, a captivé l'imaginaire collectif au point d'être considéré comme un procès ayant eu un impact sociétal et médiatique considérable. Charles Lindbergh, le premier aviateur à avoir traversé l'Atlantique en solitaire, jouissait d'une renommée internationale en tant que héros national et vétéran décoré. Lorsque son fils, âgé de 20 mois, fut enlevé en 1932, l'affaire devint immédiatement un sujet d'intérêt national (Nickell et Fischer, 1999).

Les lettres de rançon devinrent des pièces maîtresses de l'enquête, conduisant à l'arrestation et à la condamnation de Bruno Hauptmann. Cette arrestation fut rendue possible grâce à une méthodologie d'analyse de l'écriture, proposée par l'expert Albert S. Osborn. Ce dernier conseilla aux enquêteurs de faire écrire un texte spécifique à chaque suspect afin de comparer ces écrits aux lettres de rançon. Après avoir déterminé que toutes les lettres avaient été rédigées par la même personne, une correspondance fut établie avec l'écriture de Bruno Hauptmann, chez qui une partie de l'argent de la rançon avait également été retrouvée. Cet expert ayant réussi une identification médiatisée par l'entremise d'une analyse de l'écriture forensique se nommait Albert S. Osborn (Durina, 2021).

1.1.6. Le père de l'analyse de l'écriture moderne

Albert S. Osborn, né en 1858 au Michigan, est largement reconnu comme l'un des pionniers de l'examen forensique des documents. C'est en tant que professeur de calligraphie au Rochester Business Institute qu'il a commencé à s'intéresser à l'identification de l'écriture manuscrite, de la dactylographie, du papier et de l'encre (American Society of Questioned Document Examiners [ASQDE], s. d.). Ce qui a commencé comme un intérêt pour l'enseignement de l'écriture s'est

rapidement transformé en une carrière spécialisée dans l’analyse des documents. À mesure que sa réputation grandissait, Osborn devint une référence pour les avocats cherchant des expertises sur des documents en litige. En 1920, il déménagea à New York pour se consacrer entièrement à cette discipline, devenant ainsi une figure centrale dans l’établissement des bases scientifiques de l’analyse des documents et de l’écriture.

Osborn est surtout connu pour son ouvrage *Questioned Documents*, publié en 1910, qui est souvent considéré comme la « bible » de l’expertise en documents. Ce livre, ainsi que ses autres œuvres, a contribué à codifier et à formaliser les méthodes utilisées pour l’analyse des documents, établissant des normes et une nomenclature qui sont encore suivies aujourd’hui. Afin d’effectuer un partage des connaissances avec d’autres experts mondiaux, Osborn prit l’habitude d’inviter une poignée d’experts à venir chez lui pour discuter et s’éduquer. C’est dans cette optique qu’il fonda la première société s’intéressant uniquement aux documents en science forensique, l’ASQDE, l’*American Society of Forensic Document Examiners* (ASQDE, s. d.).

1.1.7. Les organisations professionnelles

Les organisations professionnelles jouent un rôle essentiel dans l’évolution et la normalisation des pratiques en science forensique. L’ASQDE est une organisation pionnière qui regroupe des experts en documents et en analyse de l’écriture, promouvant l’excellence et la rigueur scientifique dans ce domaine (ASQDE, s. d.). L’ENFSI (*European Network of Forensic Science Institutes*), quant à elle, coordonne les efforts de divers laboratoires européens pour garantir des standards élevés dans la science forensique à travers le continent européen, bien que ces standards soient aussi suivis par des laboratoires du monde (ENFSI, s. d.). Enfin, le SWGDOC (*Scientific Working Group for Forensic Document Examination*) élabore des lignes directrices et des pratiques recommandées pour l’examen des documents, contribuant ainsi à l’uniformité et à la fiabilité des analyses dans ce domaine complexe (SWGDOC, s. d.). Dans tous les cas, ces organisations sont les piliers des normes reconnues et de l’avancement scientifique par la présentation et l’évaluation par les pères. Que ce soit une organisation privée ou un *working group*, ce sont ces organisations qui devront établir, soit à l’avance soit de manière réactionnelle, les nouveaux défis de l’analyse de l’écriture. Le dernier défi qu’ils ont eu à combattre ; l’établissement de normes pour les documents numériques.

1.1.8. Vers le numérique

Avec les années, l'analyse de l'écriture et des documents a évolué pour s'adapter aux nouvelles technologies. Alors que les cas de fraudes à la machine à écrire ont diminué, le nombre de documents imprimés a considérablement augmenté. Plus récemment, l'essor du numérique a introduit de nouveaux défis dans le domaine de l'analyse forensique, notamment avec l'apparition des documents PDF et des copies numériques de documents papier, qui sont devenus chose fréquente. Les signatures électroniques, autrefois méconnues, se sont généralisées, remplaçant les signatures manuscrites traditionnelles dans de nombreux contextes juridiques et commerciaux (Piraeus Bank, s. d.). De plus, l'utilisation de tablettes graphiques à des fins de signature électronique a introduit une nouvelle dimension à l'analyse, où la dynamique des mouvements du stylet peut être capturée et analysée en temps-réel. Ces innovations technologiques exigent des méthodes et des normes adaptées pour garantir l'authenticité et la sécurité des documents numériques, marquant une nouvelle ère dans l'évolution de l'analyse de l'écriture et des documents.

1.1.9. NAS Report

Finalement, le NAS Report de 2009 a examiné la fiabilité et la validité des pratiques en science forensique, y compris l'analyse de l'écriture (National Research Council [U.S.], 2009). Le rapport a conclu que de nombreuses disciplines en science forensique manquaient de bases scientifiques solides et nécessitaient des normes plus strictes, une meilleure validation et des procédures plus rigoureuses. Ce rapport a également souligné l'importance de renforcer la recherche et la formation. Bien que seuls les experts forensiques soient accusés d'une problématique dans leurs méthodes, ce rapport démontre aussi des lacunes des autres acteurs du système de justice. Les réactions face à ce rapport ont été nombreuses (Harralson et al., 2015; Kaye, 2010), bien que les conclusions de ce rapport étaient exagérées (Deviterne-Lapeyre et Ibrahim, 2023), la recherche et les travaux seront toujours essentiels en science forensique. Ce travail de recherche tentera donc de combler une partie de ce manque dans la validation de méthodes.

1.2. L'analyse biométrique

L'analyse biométrique, qui repose sur l'identification et la mesure des caractéristiques physiques uniques des individus, est un domaine en constante évolution (Commission d'accès à l'information du Québec, s. d.). Cette discipline est devenue un pilier essentiel dans la science forensique, offrant des méthodes de reconnaissance de plus en plus sophistiquées, diversifiées, et fiables pour identifier les individus. Les premières tentatives d'analyse biométrique remontent à l'Antiquité, mais ce n'est qu'au 19^e siècle que des scientifiques ont commencé à poser les bases de la biométrie moderne. Ces premières recherches ont ouvert la voie à des méthodes d'identification qui sont encore largement utilisées aujourd'hui (Tistarelli et Champod, 2017).

1.2.1. Purkinje, Galton et Bertillon

Jan Evangelista Purkinje, un biologiste tchèque, est l'un des pionniers de l'étude des empreintes digitales. En 1823, il a classifié les motifs de crêtes digitales en neuf catégories, jetant ainsi les bases de l'identification par empreintes digitales. Ses travaux n'ont pas immédiatement trouvé une application pratique, mais ils ont fourni une base théorique essentielle pour les recherches futures (Cole, 2004).

Sir Francis Galton, un scientifique britannique, est souvent considéré comme le père de la biométrie, bien que ses motivations aient été en partie eugéniques (Aubert-Marson, 2009). Dans les années 1880, il a développé la première méthode systématique de classification des empreintes digitales, en démontrant que chaque individu possède un motif d'empreintes unique. Ses travaux ont conduit à l'adoption des empreintes digitales comme outil d'identification dans les enquêtes criminelles, remplaçant progressivement les systèmes antérieurs moins fiables (Albrizio, 2007). Il a également rédigé le premier ouvrage sur le sujet (Galton, 1892).

Alphonse Bertillon, commis à la préfecture de police en charge de classer et archiver les fiches d'identification¹, a mis en place le premier système d'identification criminelle standardisée, connu sous le nom de bertillonnage, basé sur des mesures anthropométriques. Introduit en 1883, ce système mesurait diverses parties du corps humain pour créer un profil unique pour chaque individu. Bien que le bertillonnage ait été supplanté par l'analyse dactyloscopique, les principes de classification et de mesure rigoureuse établis par Bertillon ont influencé le développement de la

¹ Commis, et non expert en analyse de documents.

biométrie moderne. Les salles de prises d’empreintes digitales et de photographie portent tout de même son nom aujourd’hui au Québec, les salles de bertillonnage (Cole, 2004).

1.2.2. La classification des empreintes digitales

La classification des empreintes digitales est devenue un élément central de l’identification criminelle. Les empreintes sont classifiées selon leurs motifs principaux : boucles, arc et verticilles (Champod et al., 2017). Cette classification permet non seulement d’identifier des individus à partir de traces trouvées sur des scènes de crime, mais aussi de construire des bases de données d’empreintes digitales pour des consultations rapides et efficaces. La distinction entre empreinte digitale et trace digitale est cruciale dans les enquêtes criminelles ; l’empreinte correspond à l’image complète et nette du doigt enregistrée de manière volontaire, tandis que la trace est une impression partielle, involontaire et imparfaite, souvent retrouvée sur les lieux de crime (Roux et al., 2022).

1.2.3. L’évolution des technologies biométriques

Avec l’avènement de nouvelles technologies, la biométrie a largement évolué. Les empreintes digitales ont été intégrées dans des dispositifs mobiles, tels que les téléphones intelligents, utilisant divers capteurs pour la reconnaissance instantanée (Caron et al., 2022). De même, la reconnaissance vocale a aussi fait son apparition pour protéger des comptes en banque par exemple (Desjardins, 2021). Les passeports biométriques, qui intègrent des données telles que des caractéristiques physiques et la reconnaissance faciale, renforcent la sécurité des frontières. Enfin, la reconnaissance faciale, utilisée à des fins de sécurité dans les espaces publics et les applications commerciales. Aujourd’hui, elle est aussi couramment utilisée pour l’accès sécurisé aux téléphones intelligents des dernières générations. Ces technologies biométriques se sont également étendues à d’autres aspects de la sécurité, comme la reconnaissance de l’iris, qui est devenue une méthode fiable pour les contrôles d’identité dans des environnements sensibles, tels que les aéroports (IRIS ID, 2023).

Par ailleurs, la biométrie a été intégrée dans des documents officiels, comme les passeports biométriques, qui stockent des données numériques sur les empreintes digitales et les numérisations de visage pour renforcer la sécurité des frontières et prévenir les fraudes. Ces innovations reflètent

la tendance croissante à utiliser des caractéristiques biologiques uniques pour authentifier l'identité des individus, réduisant ainsi les risques d'usurpation d'identité et d'autres formes de fraude.

1.2.4. Le perfectionnement des reconnaissances

L'évolution des technologies biométriques ne s'arrête pas aux méthodes traditionnelles. Aujourd'hui, les chercheurs travaillent sur des techniques encore plus sophistiquées, telles que la reconnaissance des formes biométriques spécifiques, comme la morphologie du mollet, utilisée pour identifier des individus lors de rassemblements publics ou d'émeutes. Comme les visages sont souvent couverts, les individus ne connaissant pas la possibilité de reconnaissance sur la base de mollet peuvent se faire appréhender sur cette caractéristique de leur corps (Islam et al., 2014).

Les innovations ne se limitent pas à l'identification physique. L'analyse des émotions à travers la reconnaissance des expressions faciales est un autre domaine en plein essor, où les systèmes sont capables de détecter des émotions comme la colère, la joie ou la tristesse, ce qui pourrait avoir des applications dans la sécurité, le marketing, et les interactions humaines assistées par ordinateur (Bishop, 1995; Shan et Eliyas, 2024).

Enfin, l'analyse de la démarche, qui consiste à identifier une personne par la manière dont elle marche, est une autre technique biométrique en développement (Khan et al., 2022). Cette méthode, encore peu courante, montre le potentiel de la biométrie pour identifier des individus même à distance, et pourrait s'avérer particulièrement utile dans les systèmes de vidéosurveillance intelligents.

La biométrie, qui repose sur l'identification à partir de caractéristiques humaines uniques, servira ici de cadre conceptuel. En analysant les signaux EMG, nous chercherons à établir un lien entre ces caractéristiques biométriques et des conditions spécifiques d'écriture. Bien que notre étude se concentre sur ces applications ciblées, le concept pourrait être étendu à un usage plus large, notamment pour la reconnaissance biométrique basée sur les signaux EMG lors de l'écriture, offrant ainsi de nouvelles perspectives dans le domaine de l'identification humaine.

1.3. L'électromyographie

1.3.1. Le Myographe

L'histoire de l'électromyographie commence avec l'invention du myographe, un appareil conçu pour enregistrer les contractions musculaires. Ce dispositif a été développé au 19^e siècle par des scientifiques tels que Guillaume-Benjamin Duchenne, qui est considéré comme l'un des pionniers de l'électrophysiologie (Kazamel et Warren, 2017). Le myographe, bien que rudimentaire, a permis les premières mesures quantitatives des contractions musculaires, ouvrant ainsi la voie à l'étude systématique de l'activité musculaire. Grâce à cet appareil, il est devenu possible de visualiser et d'analyser les contractions musculaires.

1.3.2. L'electrocardiogramme

Avant que l'électromyographie ne soit pleinement développée, la mesure de l'activité électrique des tissus biologiques a été appliquée pour la première fois au cœur, donnant naissance à l'electrocardiogramme (ECG) (Kazamel et Warren, 2017). Willem Einthoven, qui a inventé l'ECG au début du 20^e siècle, a démontré que l'activité électrique du cœur pouvait être enregistrée de manière précise, une découverte qui a jeté les bases pour l'enregistrement de l'activité électrique d'autres muscles, y compris ceux du système squelettique. L'ECG, qui mesure l'activité électrique du muscle cardiaque, capte un signal qui est plus fort que celui des muscles squelettiques. Il était donc logique que cette technique arrive en premier.

1.3.3. Les premières mesures EMG

Les premières véritables mesures d'activité électrique musculaire remontent aux travaux d'Augustus D. Waller à la fin du 19^e siècle (Lüderitz, 2003). Waller fut le premier à utiliser des électrodes cutanées pour enregistrer l'activité électrique des muscles squelettiques humains. Il démontra que les muscles produisaient des courants électriques qui pouvaient être mesurés à la surface de la peau. L'EMG fut ensuite utilisé pour comprendre les signes des pathologies musculaires (Mills, 2005).

1.3.4. Une technologie de pointe en EMG

L'électromyographie a continué à évoluer au fil des années, avec le développement de techniques de plus en plus précises. L'une des avancées les plus importantes a été l'utilisation

d'électrodes intramusculaire (capteurs à aiguilles), qui permettait d'enregistrer directement l'activité électrique de fibres musculaires individuelles (Merletti et Parker, 2004). Cette approche invasive, introduite au milieu du 20^e siècle, a grandement amélioré la précision des enregistrements EMG, offrant une vue détaillée des processus électriques au niveau des unités motrices (Merletti et Parker, 2004). Les électrodes intramusculaires sont encore utilisées aujourd'hui pour des diagnostics précis, en particulier dans le cas de troubles neuromusculaires (Mills, 2005).

1.3.5. L'électromyographie de surface

Entre les années 1970 et 2000, l'électromyographie de surface (notée sEMG) a connu un essor considérable. Cette période a vu le développement des premières électrodes de surface non invasives, qui ont permis de mesurer l'activité musculaire sans pénétrer la peau. Ces électrodes ont été rendues plus efficaces grâce aux progrès des technologies informatiques, qui ont facilité l'entreposage et l'analyse des données EMG en temps-réel. De cet avancement sont nées les électrodes de surfaces haute densité (HD-sEMG). Ces électrodes permettent de capturer des signaux musculaires avec une résolution spatiale bien plus élevée (Nougarou et al., 2019). Ces électrodes, composées d'un réseau dense de plusieurs capteurs, permettent d'analyser l'activité musculaire de manière plus détaillée, en détectant des variations fines dans l'activation des fibres musculaires individuelles.

1.3.6. Le pouvoir de l'EMG

De nos jours, l'EMG est largement utilisée non seulement pour le diagnostic des maladies neuromusculaires, mais aussi pour optimiser les performances sportives. Dans le domaine médical, l'EMG aide à diagnostiquer des affections telles que la sclérose latérale amyotrophique ou les neuropathies périphériques (Joyce et Carter, 2013). En sport, l'EMG est utilisée pour analyser les schémas de contraction musculaire, permettant aux athlètes de perfectionner leurs techniques et de prévenir les blessures (Clarys et Cabri, 1993). De plus, l'EMG est au cœur du développement des prothèses myoélectriques et des exosquelettes, qui exploitent les signaux EMG pour restaurer ou améliorer la mobilité chez les personnes amputées (Daley et al., 2012) ou atteintes de handicaps moteurs (Cai et al., 2019; Knutsson et Mårtensson, 1980).

Chapitre 2 — Problématique

Ce chapitre contiendra une revue de la littérature axée sur l'analyse de l'écriture en science forensique et les avancées technologiques qui y sont associées. Cette revue de la littérature est structurée en trois sections principales : l'analyse de l'écriture en science forensique, l'analyse biométrique des signaux EMG et le traitement des signaux par apprentissage automatique. Le chapitre identifiera les lacunes dans les connaissances, notamment la validation quantitative des postulats forensiques et l'impact des conditions d'écriture sur la variabilité intrapersonnelle. De plus, des précisions seront apportées sur des aspects clefs du projet, tel que la différenciation entre écriture, signature et dessin, ainsi que sur l'importance de la variabilité musculaire. Enfin, ces éléments feront convergence vers le but de la recherche, qui consiste à développer une méthode novatrice combinant signaux EMG et analyses traditionnelles pour mieux comprendre et interpréter les variations de conditions d'écriture.

2.1. Revue de la littérature

2.1.1. L'analyse de l'écriture en science forensique

2.1.1.1. L'analyse de l'écriture

L'analyse de l'écriture est une pratique ancienne, dont les bases ont été posées par des ouvrages comme *Questioned Documents* d'A. S. Osborn en 1910. Ce texte fondateur a établi une description méthodique des principes de cette discipline. Plus récemment, *Introduction to Handwriting Examination and Identification* de Bradford et Bradford (1992) présente un survol condensé de la formation d'un expert, abordant des sujets variés tels que les principes fondamentaux, les biais cognitifs et les méthodes d'évaluation. De la même manière, *Handwriting Identification : Facts and Fundamentals* de Huber et Headrick (1999) reprend ces concepts tout en les actualisant avec des informations sur la présentation des preuves et les nouvelles technologies. Ces œuvres générales servent à mettre à jour les connaissances et à suivre les nouvelles normes qui évoluent au fil des ans et selon les régions géographiques. Par exemple, Linton Mohammed a rédigé en 2019 un ouvrage sur les principes de l'examen des signatures, intégrant les dernières avancées dans ce domaine. En parallèle de ces publications générales, des praticiens publient des articles

scientifiques sur des aspects spécifiques pour normaliser les pratiques. C'est le cas de Bryan Found et Doug Rogers, qui ont publié en 1998 une étude sur la complexité des signatures, ou encore de Found (2012), qui décrit de manière détaillée le processus d'une expertise en écriture tout en prenant en compte les standards de plusieurs pays.

Afin d'établir des normes applicables au niveau international, des groupes d'experts ont élaboré le *Best Practice Manual for Forensic Examination of Handwriting* (ENFSI, 2020). Ce document de référence couvre plusieurs aspects, notamment l'assurance qualité, l'interprétation et les méthodes de présentation des preuves. L'ENFSI distingue soigneusement les recommandations relatives à l'analyse des documents et celles concernant l'écriture manuscrite, avec des groupes d'experts dédiés à chaque domaine. Bien qu'un expert puisse maîtriser les deux spécialités, certains laboratoires préfèrent différencier les compétences en créant deux catégories distinctes d'experts. Par exemple, Michael S. Bisesi et David Ellen ont publié en 2006 des ouvrages de référence, *Scientific Examination of Questioned Documents* et *Scientific Examination of Documents : Methods and Techniques*, qui illustrent non seulement l'ampleur des références disponibles, mais également la séparation qui s'opère parfois entre les examinateurs de documents (traitant les passeports, les faux billets, etc.) et les examinateurs d'écriture (comparant l'écriture manuscrite et les signatures).

L'analyse de l'écriture, suivant les principes scientifiques de la criminalistique, est une tâche complexe qui nécessite une grande expertise et de la pratique. L'un des paramètres clefs lors de l'analyse est l'évaluation de la complexité de l'écriture. Found et Rogers (1996) ont tenté de déterminer les critères rendant une écriture complexe, en identifiant des éléments tels que la longueur totale des traits dans une signature unique. Quant à l'échelonnage de la complexité, Alewijnse et al. (2009) ont constaté que, bien que les experts ne s'accordent pas toujours sur une échelle numérique précise, une simple échelle verbale permet de décrire adéquatement la complexité de la plupart des signatures étudiées. Plus une écriture est complexe, plus il est difficile de l'imiter, car elle devient ainsi unique. Il est donc essentiel, dans nos recherches, de ne pas rendre les tâches d'écriture trop complexes, car l'objectif est d'identifier des regroupements subtils et d'obtenir des résultats reproductibles.

L'une des particularités de l'analyse de l'écriture réside dans les questions posées lors d'une expertise : il s'agit souvent de déterminer si une personne différente a écrit ou signé un document

dans le but de tromper. La trace d’écriture représente souvent un acte criminel en soi, contrairement aux autres indices qui relient une personne à un acte criminel. Balbuena Balmaceda (1985) décrivait différentes techniques pour reconnaître les modifications apportées aux signatures. La présentation des conclusions doit ensuite se faire selon un modèle probabiliste qui évalue les différentes hypothèses, comme décrit par Marquis et al. (2017), qui proposent même un exemple de structure de conclusion typique. Ce modèle statistique devient complexe face aux diverses falsifications possibles, telles que la main guidée, le calque ou le déguisement, ce dernier étudié par Marquis et al. (2021), qui proposent diverses interprétations en utilisant toujours le théorème de Bayes. Une autre équipe de chercheurs a exploré s’il était possible de se concentrer sur une petite partie des caractères d’écriture pour différencier deux écritures, notamment Marquis et al. (2006, 2007, 2011) qui ont étudié principalement les lettres « a », « d », « o » et « q », ou encore (2005), lorsqu’ils se sont focalisés seulement sur le caractère « O ». Dans la même veine, Wann et Nimmo-Smith (1991) ont tenté d’utiliser la pression de l’écriture comme critère d’analyse principal. Cette caractéristique est difficile à quantifier lorsqu’un stylo laisse une trace sur papier, mais elle est facilement exploitable avec des tablettes graphiques et des stylets.

2.1.1.2. L’analyse de l’écriture numérique

L’arrivée des tablettes graphiques a apporté une nouvelle vague de défis pour les examinateurs. Heidi Harralson s’est intéressée aux signatures capturées numériquement et a établi une certaine nomenclature en 2014, qui est devenue de plus en plus importante avec les années. Des travaux de recherche suivirent rapidement, notamment ceux de Linden et al. (2017), qui présentèrent des critères intéressants pour l’étude de ce type de signatures, telles que la vitesse, le temps d’écriture, les changements de direction et les dimensions. Flynn et al. (2019) expliquent, dans le même ordre d’idée, que certaines caractéristiques, telles que la pression générale lors de l’écriture et les fins de traits, sont plus discriminantes pour différencier deux signatures. Les recommandations pour la captation des signatures digitales établies par Geistová Čakovská et al. (2021) assurent une certaine forme de validité lors d’une analyse forensique, en mentionnant l’importance de l’échelle de l’écriture et de la transparence dans l’enregistrement des données sans traitement automatisé.

Pour effectuer une analyse efficace avec une tablette graphique, plusieurs points doivent être pris en considération. La normalisation est essentielle pour comparer les données recueillies

avec différentes tablettes graphiques. Il est d'abord important de connaître le stylet utilisé lors de la signature, comme l'ont étudié Faundez-Zanuy et al. (2021), qui ont démontré l'avantage de normaliser la pression de l'écriture. Zimmer et al. (2021) ont mis en évidence la complexité de la normalisation due aux différences entre les programmes d'acquisition des tablettes et le traitement des données sur l'ordinateur, notamment en ce qui concerne l'échelle de la signature, qui peut varier différemment selon les axes des X et des Y, ainsi que l'échelle relative de la pression dans les trois dimensions. De plus, la normalisation de la force, habituellement enregistrée sous forme de niveaux de pression (une échelle abstraite propre à chaque tablette), peut être convertie en force grâce à des fonctions complexes, comme l'ont démontré Kalantzis et Platt (2022).

La lecture des données d'écriture via tablette graphique a permis de quantifier certaines valeurs qui étaient auparavant seulement qualitatives ou hypothétiques. Par exemple, Plamondon et Alimi (1997) ont pu quantifier le lien entre la vitesse de l'écriture et sa précision, un concept essentiel dans notre projet.

Pour analyser efficacement l'écriture sur tablette, il est possible d'extraire diverses variables permettant d'examiner les relations entre elles. Cela a été démontré par Linden et al. (2018), ainsi que par Linden et Marquis (2023), qui ont analysé des caractéristiques dynamiques (vitesse, accélération, tremblement, levée de plume) et des valeurs statiques (largeur, hauteur, angle). Il est important de noter que certaines caractéristiques peuvent varier et que des systèmes hybrides (écriture avec un stylo sur du papier placé sur une tablette graphique) permettent l'enregistrement de toutes ces données. Heckeroth et al. (2021) ont toutefois montré que les données extraites d'une signature diffèrent peu entre sa version papier et numérique. Les conclusions basées sur une analyse effectuée uniquement sur tablette pourrait donc rester relativement fiables et transposables à l'écriture traditionnelle au stylo, à condition de prendre en compte les variations liées au changement de condition.

2.1.1.3. L'analyse des conditions de l'écriture

Lorsque l'on parle d'écriture dans des conditions spéciales, l'un des sujets les plus étudiés est l'effet de l'alcool et des drogues sur l'écriture. Galbraith (1986) a tenté d'évaluer l'alcoolémie en utilisant des données d'écriture provenant d'hommes et de femmes. Les conclusions de l'étude étaient négatives, principalement en raison d'un échantillon limité (35 personnes) et de l'absence de données digitales. Beck (1985) s'est penché sur l'effet du sevrage chez les alcooliques, un état

distinct des conditions sobre ou sous influence, et a mis en évidence des variations dans l'écriture spécifique à cette phase. Des études plus récentes, telles que celles de Aşıcıoğlu et Turan (2003) et Yadav et al. (2018), ont cherché à quantifier les différences entre l'écriture sous l'effet de l'alcool et en état sobre, et ont réussi à identifier certaines caractéristiques fréquemment modifiées. Ces recherches démontrent un potentiel important pour l'analyse des caractéristiques de l'écriture afin d'effectuer un dépistage. Cependant, il reste complexe d'isoler des caractéristiques distinctes lorsque des substances telles que l'alcool et la drogue sont combinées. Par exemple, l'étude de Foley et Lamar Miller (1979), qui examinait l'effet d'une consommation de marijuana associée à l'alcool, n'a pas montré de différences significatives avec l'ajout de la marijuana, soulignant ainsi la difficulté d'établir des critères fiables dans des contextes de polyconsommation.

L'effet de différentes drogues sur l'écriture a été largement étudié par divers chercheurs. Legge et al. (1964) ont analysé l'impact de l'oxyde nitreux, une substance utilisée tant pour ses propriétés antalgiques que pour son effet relaxant, couramment connu sous le nom de gaz hilarant. Ils ont constaté que l'oxyde nitreux augmentait la taille globale de l'écriture. De leur côté, Dhawan et al. (1968) ont exploré l'effet de plusieurs substances, incluant la caféine (largement consommée aujourd'hui), la chlorpromazine (un antipsychotique), la méthamphétamine et le phénobarbital (un barbiturique). Les effets sur l'écriture variaient selon la drogue et la séquence de prise, offrant un aperçu nuancé des changements potentiels dus à ces substances. Băncilă (2014) a également mené une étude de cas sur l'écriture d'un consommateur régulier de marijuana. L'écriture sous l'influence de cette drogue était si différente que des experts ont initialement cru à une imitation, illustrant ainsi l'ampleur des changements possibles sous l'effet de certaines substances. Gross (1975) a étudié l'effet d'un médicament antipsychotique, également utilisé pour traiter la maladie de Parkinson, sur l'écriture. Ses conclusions montrent que l'écriture présentait des différences notables avant et après la prise du médicament, suggérant un intérêt à examiner plus en profondeur les altérations de l'écriture chez les personnes atteintes de maladies neurodégénératives.

Les études sur l'effet des maladies neurodégénératives sur l'écriture se multiplient, offrant des perspectives nouvelles sur leur détection précoce et leur diagnostic. Par exemple, De Stefano et al. (2019) ont exploré la possibilité d'utiliser les changements dans l'écriture comme outil diagnostique pour repérer ces maladies. L'intégration des signaux d'activité musculaire pourrait enrichir cette approche et est une avenue envisagée pour la suite de ce projet.

En ce qui concerne la maladie d’Alzheimer, Cadola et al. (2019) ont réalisé un état de l’art complet sur l’analyse des effets de cette maladie sur l’écriture. D’un autre côté, la maladie de Parkinson a fait l’objet de nombreuses recherches, et Mekyska et al. (2016) ont même créé une base de données d’échantillons d’écriture pour cette pathologie. Cependant, un défi majeur réside dans le risque de surentraînement des modèles développés à partir de ces données. En effet, entraîner un modèle de manière intensive sur une même base de données sans le tester sur de nouvelles données ou en conditions réelles limite sa capacité de généralisation et son efficacité.

La détection de la maladie de Parkinson repose souvent sur l’observation du tremblement caractéristique lors de l’écriture, mesurée à l’aide de tests neuropsychologiques standardisés tels que le dessin de spirales ou de maisons. L’analyse de la déviation par rapport à un modèle de référence varie selon les études : Ali et al. (2019) ont évalué la distance par des points précis du dessin, tandis que Souza et al. (2018) ont utilisé des techniques de superposition d’images pour comparer les échantillons. Drotar et al. (2015, 2016) ont introduit de nouveaux marqueurs liés à la dynamique du mouvement et à la pression dans le cadre de tests répétitifs de symboles. Loconsole et al. (2017) ont également étudié la répétition des mouvements et ont intégré la lecture des signaux EMG, proposant une méthode de collecte de données qui s’avérera pertinente pour ce projet, même si ces signaux n’ont pas été utilisés pour les conclusions. Thomas et al. (2017) ont démontré que l’utilisation de tablettes graphiques facilite l’extraction des données de vitesse, de pression et de tremblement, enrichissant l’analyse des symptômes de Parkinson. Toutes ces variables et méthodes sont répertoriées dans l’ouvrage de Caligiuri et Mohammed (2012) *The Neuroscience of Handwriting*, qui offre une vision exhaustive des impacts neurologiques sur l’écriture, vue par un médecin et un expert en écriture de renom.

Autre que l’alcool, les drogues et les maladies, il y a toujours un ensemble de variables pouvant avoir un effet sur l’écriture d’une personne. Certaines études, inspirées des hypothèses avancées par la graphologie, tentent de quantifier et de prouver scientifiquement les changements observés dans l’écriture lors d’états mentaux extrêmes, comme dans le cas des lettres de suicide (Abrol et Mathur, 2020 ; Hulkar Tilabovna, 2022). Ces études visaient à identifier des signes caractéristiques de cet état spécifique. Cependant, bien qu’elles mettent en évidence des modifications dans l’écriture, ces changements ne sont pas toujours uniques à cet état et peuvent apparaître dans d’autres contextes.

Une autre étude menée par Ibrahim et al. (2014) a exploré la possibilité de différencier l’écriture masculine de l’écriture féminine en utilisant des traitements informatiques avancés. Bien que les conclusions aient été relativement positives (avec une exactitude atteignant 95 %), elles doivent être interprétées avec prudence, car ce type de conclusion pourrait influencer grandement le déroulement d’une enquête.

En modifiant la manière de tenir un stylo, Supriya (2018) a démontré que plusieurs caractéristiques de l’écriture, comme la qualité des traits, sont affectées. De plus, une personne tentant de falsifier une signature adopte une dynamique différente en raison de l’habitude et de l’intention, comme l’ont montré Brault et Plamondon (1993).

La fatigue est une autre variable qui peut influencer l’écriture, en modifiant divers aspects de l’flux nerveux. Puisqu’elle peut varier au cours d’une même journée, il est important de la prendre en compte. Des recherches telles que celles de Théoret et al. (2019) et Sesa-Nogueras et al. (2021) se sont concentrées sur la quantification des marqueurs de fatigue.

Enfin, l’écriture générée par des robots constitue un nouveau défi, comme le souligne l’étude de Dumitra et al. (2019). Ce problème, bien que récent, pourrait prendre de l’ampleur avec les avancées de l’intelligence artificielle et le développement d’outils de plus en plus sophistiqués.

2.1.1.4. L’analyse des positions lors de l’écriture

L’une des conditions courantes pouvant affecter l’écriture est la position de la personne au moment de l’écrit. Dziedzic (2016) a étudié l’écriture lorsque la personne est couchée dans un lit, un type de signature fréquemment observé chez les personnes en fin de vie, notamment lors de la signature de documents testamentaires. Bien qu’une certaine variabilité ait été observée, il était toujours possible pour un expert d’associer la signature questionnée à son auteur. Cet exemple soutient que même si la signature est altérée, elle reste identifiable. Rajwar et Singh (2021) ont poussé cette idée plus loin en testant des scénarios où l’écriture avait plus de chances d’être très différente, comme l’écriture sur un mur, dans un véhicule en mouvement ou en marchant. Les conclusions de leur étude étaient similaires : malgré des changements notables, l’auteur du document peut généralement être identifié, car la signature ne subit pas de modifications suffisantes pour empêcher sa reconnaissance. Dans les études de Sciacca (2010) et Sciacca et al. (2008, 2011), l’écriture a été analysée dans des positions assise, debout ou couchée, en utilisant une tablette graphique orientée de différentes manières. Cependant, ces travaux n’ont analysé que quelques

variables dimensionnelles, telles que la largeur et la longueur de l'écriture ou des lettres, ainsi que la pression.

Pour notre projet, l'idéal serait d'effectuer une analyse dans des conditions légèrement modifiées, permettant une analyse computationnelle efficace. L'examen des signaux musculaires dans des conditions trop différentes risquerait de rendre l'analyse approfondie inutile, puisqu'elle deviendrait trop simple. Il s'agit donc de mettre en valeur le potentiel de l'électromyographie de surface en analysant l'écriture dans des conditions similaires, mais avec des changements minimes. Cette approche servirait de preuve de concept dans des conditions particulièrement exigeantes et pourrait ensuite être transposée à des analyses plus simples, comme des conditions d'écriture très différentes ou même, des personnes différentes.

2.1.2. L'analyse biométrique des signaux EMG

2.1.2.1. L'analyse des signaux d'activité musculaire

Pour se familiariser avec l'électromyographie, le résumé de son fonctionnement rédigé par Mills (2005) offre une base claire et facilement compréhensible, ainsi qu'une introduction aux facteurs influençant les variations de ce type de signal. Ensuite, l'Atlas de l'électromyographie de Leis et Trapani (2000) permet de mieux saisir les techniques d'activation des signaux d'activité de certains muscles, en particulier ceux de l'avant-bras, qui sont essentiels pour ce projet. Il convient de noter que cet atlas est conçu principalement pour le positionnement d'électrodes intramusculaires, et non pour l'électromyographie de surface. Pour une compréhension approfondie des zones caractéristiques et non caractéristiques de l'électromyographie de surface, Criswell et Cram (2011) fournissent des lignes directrices claires, en expliquant également les facteurs pouvant influencer le signal, tels que la présence de tissu adipeux entre le muscle et la peau. De plus, pour garantir un positionnement optimal des électrodes lors de l'enregistrement des mouvements d'écriture, il est crucial de connaître les muscles et groupes de muscles impliqués, ainsi que la meilleure zone pour capter leur activité. À cet effet, l'ouvrage de Perotto et Delagi (2011) propose des illustrations détaillées qui facilitent la compréhension de ces concepts.

Il est possible de réaliser une forme de classification des signaux EMG en comparant simplement les réactions musculaires sous différentes conditions. Par exemple, Abboud et al. (2018) ont montré que les muscles de différentes personnes réagissent différemment à un même

stimulus d'inconfort, soutenant que les processus d'adaptation varient d'une personne à l'autre. Une étude complémentaire menée par Pagé et al. (2018) a ensuite révélé que la réponse à un stimulus douloureux diffère également entre les individus souffrant de douleurs chroniques et ceux sans douleur. Cela indique que bien que chaque individu puisse présenter une réponse unique, il est possible de déceler l'influence d'une condition particulière (comme la douleur chronique) sur les signaux EMG. Liu et al. (2017) ont également illustré cette capacité de différenciation en observant les réactions EMG chez des personnes ayant survécu à un accident vasculaire cérébral. En comparant les mouvements d'un membre fonctionnel avec ceux d'un membre partiellement paralysé, ils ont pu mettre en évidence des réponses distinctes liées à l'état des muscles.

Afin d'optimiser la captation des signaux EMG, il est essentiel de comprendre certains phénomènes influençant le signal enregistré. Par exemple, Go et al. (2018) ont quantifié le délai électrique entre la décharge musculaire et la contraction, en utilisant la pression intramusculaire. Ils proposent ainsi une alternative à l'EMG pour éviter ce léger délai. Roberts et Gabaldón (2008) ont tenté de déterminer si la force de contraction pouvait être extrapolée directement à partir de la vitesse de contraction musculaire et du signal EMG. Cependant, en raison de ce délai, un seul signal ne peut pas toujours indiquer directement la force de contraction ; il faut prendre en compte l'ensemble du signal. Zhang et Zhou (2012) ont présenté une méthode pour nettoyer le signal et éliminer les signaux parasites, réduisant ainsi les pics aléatoires dans le spectre et facilitant le traitement des données. Ces signaux parasites sont fréquents dans les analyses spectrales et plusieurs méthodes peuvent être mises en place pour minimiser ces erreurs. Enfin, Hargrove et al. (2008) ont établi une stratégie pour réduire les incohérences liées au déplacement des électrodes lors de la captation des signaux d'activité musculaire. La solution consiste à entraîner le modèle à reconnaître un déplacement d'électrodes et, par la méthode de *transfer learning*, à limiter les effets négatifs potentiels lors d'une étude sur les mouvements.

2.1.2.2. La classification des biosignaux

Plusieurs chercheurs se sont intéressés à la transformation des signaux EMG afin de différencier les mouvements de la main. Avec un positionnement d'électrodes sur certains muscles de l'avant-bras, Yu et al. (2012) ont pu classifier des mouvements dans huit directions ainsi qu'un état de repos. Cependant, leur analyse n'était pas réalisée en temps-réel. Abbaspour et al. (2020) ont tenté d'optimiser la classification des mouvements de l'avant-bras de manière hors ligne en

évaluant les paramètres influençant les scores. Au total, 11 mouvements de la main ont été classifiés. Par ailleurs, Shin et al. (2021) ont développé un capteur EMG ressemblant à une montre, facile à fixer, permettant de lire les signaux EMG de surface au niveau du poignet. Leur méthode a atteint une précision de 86 % pour cinq mouvements.

Les méthodes de traitement des signaux EMG peuvent être optimisées de plusieurs façons, tant pour les systèmes en ligne que hors ligne, selon les mouvements visés, les priorités de précision ou de vitesse, etc. Phinyomark et al. (2013) ont démontré qu'une méthode efficace pour optimiser une approche de classification des signaux consiste à tester la capacité de classification d'un maximum de paramètres pour des mouvements établis dans un protocole simple. Cela permet de comparer les performances des différents paramètres dans des conditions expérimentales similaires à celles des tests subséquents. Cette méthodologie sera utilisée dans le cadre de notre projet pour optimiser nos paramètres. Phinyomark et al. (2012b) ont également exploré des méthodes adaptées à la détection de signaux de faible intensité, utiles pour des individus incapables de produire de grandes contractions en raison de maladies ou de l'âge. Scheme et al. (2013) ont testé une classification en temps-réel pour six mouvements, en intégrant un seuil de rejet pour exclure les classifications incertaines. Bien que cette méthode soit prometteuse, elle est difficile à adapter dans un contexte de régression où plusieurs signaux peuvent coexister pour générer des combinaisons de mouvements.

Samuel et al. (2018) ont montré qu'il est possible de simuler les signaux EMG des bras non amputés à partir des signaux des personnes ayant subi une amputation partielle de l'avant-bras, avec une précision de 80 %. Ce type d'application est prometteur pour améliorer la qualité de vie grâce à des prothèses capables d'interpréter les signaux résiduels. De manière originale, Fan et al. (2021) ont utilisé l'unicité des signaux EMG lors du geste de saisir un téléphone pour en faire une « clef » de déverrouillage. Toutefois, cette approche repose davantage sur la variabilité du geste lui-même que sur des différences strictement musculaires, ce qui pourrait limiter sa fiabilité en tant que mesure biométrique robuste. Lorsqu'appliquée à une plus grande échelle, cette technique risque de ne pas offrir un niveau suffisant de sécurité et d'individualisation, car des utilisateurs aux gestes similaires pourraient produire des signaux difficilement distinguables.

Phinyomark et al. (2014), Phinyomark et al. (2018), ainsi que Phinyomark et al. (2012a) ont étudié les avantages de différents paramètres extraits des signaux EMG pour la classification

des mouvements. Ces travaux révèlent qu'une multitude de paramètres peuvent être utilisés, mais qu'un petit nombre suffisant de paramètres bien choisis peut garantir des scores de classification élevés. Bien qu'il soit possible d'atteindre près de 100 % de précision en combinant un grand nombre de paramètres, ce type de traitement est inadapté pour une analyse en temps-réel en raison des exigences computationnelles. Ces études suggèrent des combinaisons de paramètres qui, bien que moins exigeantes, restent performantes.

Nougarou et al. (2019) ont démontré une méthode afin d'effectuer un contrôle efficace d'un bras robotisé à l'aide d'une matrice d'électrodes haute densité positionnée sur l'avant-bras. Leur système permettait le contrôle de 16 mouvements distincts en temps-réel, illustrant ainsi une application concrète et prometteuse des signaux EMG, au-delà des études théoriques.

Hargrove et al. (2007) ont comparé les signaux EMG intramusculaires et de surface pour évaluer lequel des deux types offrait un avantage lors de la classification de 10 mouvements du poignet. Lorsque les électrodes étaient positionnées de manière optimale pour maximiser les signaux de certains muscles, les deux méthodes ont montré des résultats très élevés lors de tests de classification, atteignant des précisions comprises entre 95 % et 99 %. Daley et al. (2012) ont ensuite démontré que l'utilisation de huit électrodes pouvait suffire, à condition qu'elles soient placées de manière optimale pour les tâches spécifiques. En revanche, un positionnement inadéquat des électrodes entraînait une diminution significative des résultats.

2.1.2.3. *La classification des signaux lors de l'écriture*

La classification des signaux musculaires lors de l'écriture est une tâche complexe qui a nécessité de nombreuses études pour arriver aux techniques actuelles. La méthode consiste généralement à positionner des électrodes de surface à des emplacements stratégiques sur l'avant-bras, à enregistrer les signaux lors de l'écriture de certains symboles, puis à utiliser ces signaux pour constituer une base de données d'entraînement. Linderman et al. (2009) ont, par exemple, classifié l'écriture manuscrite des chiffres de 0 à 9. Afin d'obtenir le chiffre final, une décomposition selon les axes des X et des Y était réalisée, augmentant ainsi les performances de reconstruction et de classification. Il convient de noter que les muscles du pouce jouaient un rôle essentiel pour améliorer les performances, bien que la pose d'électrodes à cet endroit limitait les mouvements naturels d'écriture.

Une approche similaire a été adoptée par Jonsson et al. (2011) pour analyser les signaux EMG lors de l’écriture de type *texto* sur un téléphone cellulaire. Là encore, les signaux issus des pouces étaient particulièrement pertinents, bien que leur captation contraignît les mouvements de *textage*. Un autre type d’écriture a été étudié par Venugopalan et al. (2015), qui ont analysé la frappe sur un clavier d’ordinateur. Le but de cette étude était de développer une nouvelle méthode biométrique, utilisant les signaux EMG comme clef de déverrouillage, pour accroître la sécurité lors de la saisie de codes.

En dehors des chiffres, certains chercheurs se sont penchés sur les tâches d’écriture ou les symboles les plus pertinents à analyser. Dans sa thèse, Sallagoïty (2004) propose une approche graphomotrice pour comprendre le mouvement en le décomposant en composantes principales. Il identifie deux mouvements fondamentaux de l’écriture : le mouvement du poignet et la flexion des doigts de la main. Les séquences de traits qu’il recommande incluent des cercles, des ovales inclinés et des lignes dans différentes directions. Danna et al. (2010) ont testé ces mêmes symboles pour évaluer les angles préférentiels dans l’écriture. Ils ont démontré que le mouvement du poignet est souvent privilégié et génère moins de variabilité que les mouvements majoritairement effectués avec les doigts. Dans des contextes spécifiques, Pereira et al. (2016) ont opté pour des symboles normalisés, comme des spirales circulaires ou des angles droits, pour étudier la maladie de Parkinson. Ces symboles sont particulièrement adaptés pour observer les caractéristiques de l’écriture à l’aide d’un stylet biométrique. Cependant, il convient de noter qu’aucune donnée musculaire n’était analysée dans cette étude ; les chercheurs se sont concentrés sur les caractéristiques visibles de l’écriture à l’aide d’un stylet biométrique.

Afin d’améliorer les performances liées à la classification des signaux EMG lors de l’écriture manuscrite, Chengzhang Li et al. (2013) recommandent l’utilisation du *Dynamic Time Warping* (DTW), une méthode permettant une distorsion temporelle des signaux. Cette approche s’avère particulièrement utile, car l’écriture peut être réalisée avec des dynamiques différentes pour un même symbole visible. Cette méthode a également été étudiée pour l’écriture de chiffres ou de symboles chinois simples par Huang et al. (2010). Ces derniers ont constaté une amélioration des performances de classification, atteignant des résultats 50 % plus précis qu’avec des traitements de signaux simples, même avec une quantité réduite de données d’entraînement. Cependant, une des limites notables de cette méthode est son incompatibilité avec des applications en temps-réel.

Une méthode alternative, qui pourrait aussi devenir complémentaire, est l’analyse des mouvements de la main à l’aide d’une caméra de réalité virtuelle telle que proposée par Marin et al. (2014). La caméra étant capable de capter le mouvement de chacun des doigts et de l’orientation de la main, il est possible d’aller chercher plusieurs paramètres d’écriture. Toutefois, beaucoup d’information est perdue lors de la fermeture de la main autour d’un crayon/stylet, rendant une partie de l’information inatteignable dans ce contexte.

2.1.3. Traitement des signaux et apprentissage automatique

2.1.3.1. L’analyse de l’écriture par apprentissage automatique

Différentes approches sont mises de l’avant pour analyser l’écriture à l’aide du *machine learning*. El Kastouri et al. (2016) ont mis l’accent sur le contrôle de la vitesse et l’analyse de la dynamique de l’écriture pour reproduire, à partir des signaux EMG, des symboles d’écriture. Leur étude démontre que la classification est plus efficace si la vitesse et l’accélération sont contrôlées, et si les symboles ne sont pas trop similaires. Cependant, ces approches montrent leurs limites dans des situations où des variations subtiles entre symboles doivent être distinguées.

Fischer et al. (2020) se basent sur une théorie selon laquelle les mouvements d’écriture peuvent être décomposés en « traits » suivant une courbe log-normale de vitesse. Cette théorie est largement acceptée pour l’écriture naturelle, mais elle présente des limites en contexte forensique, comme dans le cas d’une fausse écriture ou d’un calque. Laurent et al. (2022) ont cependant démontré que cette méthode reste applicable dans certaines conditions, comme l’écriture debout, bien que les résultats ne soient pas toujours comparables entre différentes positions.

Certaines bases de données d’écriture sont utilisées pour tester et valider des techniques de classification. Ahmad et al. (2004) et Palehai et Fanany (2017) ont employé des *Support Vector Machines* (SVM), une méthode qui augmente la dimensionnalité des données pour améliorer les performances de classification. Bien que les résultats soient très prometteurs, l’ajout de dimensions virtuelles rend les résultats plus complexes à expliquer, ce qui n’est pas idéal. Prasad et al. (2010) ont tenté d’utiliser le SVM pour scientifiser la graphologie, en reliant les caractéristiques de l’écriture à des traits de personnalité. Cependant, leurs conclusions manquent de rigueur scientifique et introduisent des biais de confirmation, ce qui limite la validité de leurs résultats.

Enfin, Wenniger et al. (2019) ont proposé différentes approches de traitement par intelligence artificielle afin de réduire le temps de traitement des données d'écriture capturées par image. Cette approche est utile dans certains contextes, mais dans notre projet, l'objectif principal est d'optimiser les analyses de régression en temps-réel pour les signaux EMG, où les contraintes sont différentes.

2.1.3.2. *L'analyse de l'écriture par apprentissage automatique en science forensique*

En science forensique, l'analyse de l'écriture recherche plus spécifiquement à évaluer la variabilité présente dans l'écriture en fonction de conditions circonstancielles. Chihi et al. (2020) et Ibraheem Saleem et Moshin Abdulazeez (2021) ont démontré une avancée significative dans la modélisation de l'écriture en utilisant les signaux EMG, en réussissant à reconstruire des symboles simples (comme des lignes et des cercles) et complexes (tels que des chiffres et des lettres arabes). Les résultats, bien que n'étant pas des répliques parfaites des écrits originaux, étaient suffisamment proches pour permettre une différenciation claire entre les différents symboles. Cette variabilité démontre le potentiel des signaux EMG dans la transformation vers une écriture reconnaissable. De plus, nos propres tests sur ces symboles ont révélé une séparation entre symboles simples et complexes, adaptée aux besoins spécifiques de l'analyse de l'écriture ou de la transformation de signaux EMG vers une écriture.

Linden et al. (2017), ainsi que d'autres travaux de Linden et al. (2021, 2022), explorent des méthodes d'analyse paramétrique de l'écriture pour effectuer des classifications ou regrouper des échantillons selon des critères spécifiques. Ces études offrent des résultats remarquables, avec des taux de réussite élevés, illustrant un potentiel considérable pour des applications hors ligne. Ces méthodologies seront intégrées dans nos analyses d'écriture dynamique, fournissant une base de comparaison précieuse pour évaluer l'efficacité des modèles EMG face aux approches plus traditionnelles d'analyse forensique de l'écriture.

Athènes et al. (2004) se concentrent sur la sélection des symboles de base à écrire dans un cadre d'analyse de classification. Ces symboles, identifiés comme essentiels pour de telles études, s'avèrent particulièrement pertinents dans notre projet multidisciplinaire. Leur simplicité permet une évaluation robuste dans divers contextes, tout en garantissant des bases solides pour les comparaisons et les tests futurs.

2.1.4. Lacunes dans les connaissances

2.1.4.1. Validation des postulats forensiques de manière quantitative

La science forensique, bien qu'appuyée sur des principes reconnus, repose encore largement sur des postulats qualitatifs difficilement validables. Ce projet vise à contribuer à la scientifisation de cette discipline en tentant de démontrer, de manière quantitative, les postulats spécifiques à l'analyse de l'écriture. Parmi les principales hypothèses sous-jacentes, la notion de variabilité intrapersonnelle reste cruciale. Si de précédentes études ont exploré ces notions, elles manquent souvent de validation systématique à l'aide de méthodes modernes comme l'électromyographie et le traitement des données par intelligence artificielle.

L'objectif ici serait de fournir une approche novatrice qui repose sur des outils actuels tels que l'analyse des signaux EMG en temps-réel. Cette méthode permettrait de quantifier précisément la variabilité au sein d'un même individu en le mettant dans différentes conditions d'écriture. Cela ouvrirait la voie à une validation progressive des hypothèses forensiques, tout en renforçant leur acceptabilité scientifique et juridique.

2.1.4.2. Transformation de signaux EMG en écriture

La conversion des signaux EMG en traits d'écriture visibles représente une avancée technique majeure. Cette transformation vise à capturer les mouvements musculaires bruts et à les traduire en représentations graphiques précises, permettant ainsi une meilleure compréhension de la dynamique de l'écriture. Bien que plusieurs études aient démontré le potentiel de cette approche, elles se sont souvent limitées à des tâches spécifiques, comme la reproduction de chiffres ou de lettres simples. Cependant, des défis subsistent, notamment la gestion de la variabilité des signaux en fonction de la vitesse d'écriture, de la pression exercée, ou des conditions physiques de l'individu (par exemple, la fatigue musculaire).

Un autre aspect clef est l'application potentielle de ces technologies à des cas réels, comme la rééducation des patients ayant des troubles moteurs ou la comparaison de signatures dans des contextes forensiques. Une avancée significative dans ce domaine pourrait également fournir des bases pour des applications biométriques, où l'unicité des signaux EMG pourrait être utilisée pour identifier des individus de manière fiable. Certains pays ont mis en place des tablettes graphiques dans toutes leurs banques afin d'obtenir des données plus complètes de l'écriture. Il ne serait donc

pas impossible un jour que l'on s'appuie sur des techniques biométriques plus complexe et simple à capter, comme l'électromyographie de surface lors de signatures de documents importants.

2.1.4.3. Recherche des conditions d'écriture par EMG

Une autre lacune réside dans l'identification précise des conditions d'écriture à l'aide des signaux EMG. Les études actuelles se concentrent sur des changements macroscopiques (comme les positions debout ou couchée) ou sur des conditions extrêmes (stress, alcool, fatigue). Toutefois, l'influence de variations subtiles, comme de légers ajustements posturaux ou des différences de tenue du stylo, reste à explorer et devrait servir de base afin d'évaluer les limites de détections des changements d'écriture.

Il est souvent question d'utiliser l'écriture comme test diagnostique pour les maladies neurodégénératives, mais rarement les signaux EMG sont capturés. Dans l'éventualité où les signaux EMG permettraient un dépistage précoce des maladies par rapport à ce qui est écrit, une étude préalable comme la nôtre devrait pouvoir servir de base à la confection d'une base de données pour des patients dans différentes conditions.

2.2. Écriture, Signature et Dessin

Afin de comprendre l'étendue de nos recherches, il est important de premièrement distinguer les différences entre la signature, l'écriture et le dessin. La signature est un geste automatique, l'écriture, un geste réfléchi dans sa structure, mais pas dans son exécution, et le dessin est fait de manière lente, réalisée avec soin et entièrement réfléchi, tel que mentionné par William E. Hingston dans son livre sur les contrefaçons, indiquant qu'au faussaire « *DRAWS, HE DOES NOT WRITE* » (« *IL DESSINE, IL N'ÉCRIT PAS* ») (Hingston, 1909. p.70). Les enregistrements réalisés dans cette étude sont donc à mi-chemin entre l'écriture et le dessin, et ne sont définitivement pas des signatures. Par souci de clarté, le terme générique « écriture » sera employé pour désigner les mouvements répétitifs effectués à une vitesse supérieure à celle d'un dessin, tel que définit plus haut.

L'écriture manuscrite générale est un mouvement complexe qui fait appel à une combinaison de motricité fine et d'habitudes acquises au fil du temps. Chaque individu développe une écriture personnelle, influencée par des facteurs tels que l'apprentissage, la région géographique, la pratique, l'âge, la santé physique et mentale, ainsi que le niveau de fatigue ou de

stress (Caligiuri et Mohammed, 2012). En science forensique, l'analyse de l'écriture repose sur l'observation de caractéristiques telles que la forme des lettres, l'inclinaison, la pression exercée sur le support, la régularité des traits et la vitesse d'exécution (Huber et Headrick, 1999). Ces caractéristiques varient d'une personne à l'autre, mais devraient demeurer relativement stables pour un même individu dans des conditions normales (Sciacca et al., 2008). En d'autres termes, la variabilité intrapersonnelle de l'écriture est généralement plus faible que la variabilité interpersonnelle.

La signature est un type spécifique d'écriture, mais avec des particularités propres qui la différencient de l'écriture courante. Elle a une dimension plus symbolique et individuelle, servant souvent de preuve d'identité (Balbuena Balmaceda, 1985 ; Found, 2012). Contrairement à l'écriture, qui peut varier en fonction du contenu et du contexte, la signature est souvent un geste hautement automatisé, effectué de manière presque inconsciente après des années de répétition (Balbuena Balmaceda, 1985 ; Found, 2012). Cette répétition crée un schéma habituel, où certaines caractéristiques restent constantes, même si des variations mineures apparaissent avec le temps ou en fonction des conditions (fatigue, vitesse d'exécution, état émotionnel). Une signature peut parfois paraître plus « dessinée » lorsqu'elle est imitée ou falsifiée, dans un effort de rendre la copie visuellement fidèle (Brault et Plamondon, 1993). Cette distinction est importante, car une imitation soignée manque souvent de caractéristiques dynamiques propres à une véritable signature, comme la variation naturelle dans la pression ou la vitesse du trait.

Le dessin, quant à lui, se distingue de l'écriture et de la signature par la liberté qu'il offre dans les formes et la complexité des traits. Contrairement à l'écriture, qui suit une structure linguistique précise, ou à la signature, qui est un automatisme personnel, le dessin permet une plus grande créativité et ne suit pas de règles aussi strictes (Nickell et Fischer, 1999). En science forensique, la question de l'identification de l'auteur d'un dessin, notamment dans le cadre de fraudes ou de litiges, implique souvent l'analyse des traits de l'instrument scripturant, de la pression, des mouvements répétitifs et des éléments stylistiques. Le dessin, en particulier lorsqu'il est utilisé à des fins graphiques ou artistiques, mobilise d'autres groupes musculaires et implique un contrôle moteur plus global (Lacquaniti et al., 1987). Les gestes sont souvent plus larges et plus libres que dans l'écriture, ce qui crée des différences dans la manière dont les traits sont produits.

Par exemple, les variations de vitesse, la direction des mouvements et les pauses plus fréquentes dans le dessin diffèrent nettement de la continuité d'un geste d'écriture.

L'analyse forensique devra donc toujours commencer par l'identification du type de trait qui est observé. Étant donné la variation de caractéristiques en fonction du type de trait, il est important de savoir si l'on a affaire à une écriture ou à une signature. Parfois, notamment dans le cas de falsifications, il y aura présence d'une signature de référence et d'un dessin contesté, rendant l'analyse généralement plus simple. La distinction des trois mouvements repose donc sur une analyse fine des schémas moteurs, des habitudes stylistiques et de la manière dont le geste est exécuté. L'écriture manuscrite présente une certaine stabilité dans ses traits, la signature est généralement très dynamique et rapide, tandis que le dessin s'accompagne d'une liberté gestuelle plus marquée et souvent le mouvement est plus lent.

2.3. La variabilité musculaire

La variabilité musculaire est une contrainte qui exerce une influence immense sur notre projet, mais dont nous n'avons pas suffisamment de contrôle, si ce n'est de la prendre en compte dans nos conclusions. Cette variabilité intervient de deux manières principales dans notre projet : d'un point de vue physiologique et d'un point de vue pratique.

Bien que les modèles présentés dans la littérature offrent une vision globale et utile pour comprendre certains aspects des muscles (Anatomy of the hand and arm, s.d.; Muscles of the Hand, s.d.; Perotto et Delagi, 2011), il reste difficile de visualiser précisément la position et la taille des muscles à l'intérieur du bras. Cette difficulté est accentuée par le fait que certains muscles du bras, comme le *musculus palmaris longus*, peuvent être présents ou non (Kapit et al., 2017), ce qui complique la création d'un modèle musculaire. De plus, dans notre cas, une rotation du bras entraîne un déplacement des repères marqués sur la peau, qui ne correspondent alors plus avec les muscles sous-jacents. À cette variabilité s'ajoute la manière dont un crayon ou un stylet est tenu. Il existe des dizaines de prises différentes, et chacune nécessite une contribution musculaire distincte pour produire un même tracé (Supriya, 2018). Bien que le corps humain possède un réflexe de préhension et que la main ait évolué pour atteindre une motricité suffisamment fine permettant naturellement d'écrire (la prise du crayon étant innée, bien que l'apprentissage de l'écriture soit acquis) (MacKenzie et Iberall, 1994), chacun peut avoir appris à

écrire de manière légèrement différente, ce qui crée une individualisation de l'écriture (Srihari et al., 2002).

Enfin, les mécanismes de compensation musculaire permettent au corps humain d'accomplir une tâche, même lorsque certains muscles sont affaiblis ou blessés, en sollicitant des groupes musculaires différents (Daley et al., 2012). Par exemple, une blessure au poignet pourrait amener une personne à mobiliser davantage l'avant-bras ou l'épaule pour effectuer des mouvements d'écriture. Cette plasticité musculaire pose un défi majeur dans l'analyse des signaux EMG, car les schémas de compensation peuvent varier non seulement d'un individu à l'autre, mais aussi pour une même personne selon l'état de fatigue, de stress, ou d'autres facteurs environnementaux. Cela complexifie la modélisation des données musculaires, car une même tâche d'écriture peut activer des groupes musculaires très différents en fonction des conditions physiologiques de l'utilisateur. Ce phénomène rend plus difficile la création d'un modèle EMG universel qui pourrait s'appliquer à tous les individus. Cette adaptation musculaire est souvent inconsciente, ce qui signifie que les individus eux-mêmes ne sont pas toujours conscients des ajustements qu'ils effectuent lors de l'écriture (Sciacca et al., 2008). Ces adaptations peuvent également s'accélérer avec le temps, rendant l'analyse temporelle des signaux EMG encore plus complexe lorsque les individus changent de stratégie d'écriture en réponse à une fatigue ou à une douleur progressive (Abboud et al., 2018).

2.4. But de la recherche

Le but de cette recherche consiste à développer une méthode novatrice permettant d'analyser et de comparer les conditions d'écriture à partir des signaux musculaires enregistrés durant l'écriture. L'objectif principal est de démontrer que l'interprétation des signaux EMG, qui proviennent des muscles de l'avant-bras, peut fournir des informations cruciales pour la détection de variations subtiles dans les conditions d'écriture, notamment dans un cadre forensique. Ces variations sont souvent invisibles aux méthodes traditionnelles d'analyse d'écriture, mais pourraient apporter des éléments clefs pour des analyses plus précises et fiables, particulièrement lorsqu'il s'agit d'examiner des documents contestés ou de détecter des falsifications.

Ce travail cherche à améliorer les techniques actuelles utilisées en science forensique, en essayant de quantifier la variabilité de l'écriture. En exploitant les signaux EMG, l'objectif est d'établir une méthode complémentaire aux approches traditionnelles basées sur l'analyse visuelle

des traits d’écriture. En se focalisant sur des conditions d’écriture relativement similaires, mais présentant des nuances qui semblent imperceptibles, cette étude cherche à montrer que les signaux musculaires peuvent servir d’indicateurs pour détecter des variations infimes dans la position ou la pression exercée lors de l’écriture, démontrant une variabilité plus grande que celle qui pourrait être perçue autrement.

Chapitre 3 — Méthode

3.1. Description du projet

La démarche entreprise dans ce projet comportait trois principales étapes. Optimiser l’acquisition des données, créer des modèles à partir des données captées dans différentes conditions, puis évaluer les modèles afin de connaître le pouvoir de discrimination entre lesdits modèles. Une étape subséquente, l’analyse, permet ensuite de mettre en lumière les résultats obtenus (Figure 1).

3.1.1. Acquisition des données et optimisation

L’acquisition des données constitue une étape cruciale, où l’ensemble du matériel, incluant les électrodes de surface et la tablette graphique, est utilisé pour recueillir des informations détaillées sur l’activité musculaire et les différentes caractéristiques de l’écriture. Cette phase repose sur une planification minutieuse qui inclut la préparation du participant, le choix des conditions d’écriture, et l’optimisation des paramètres expérimentaux, tels que la position des électrodes, le nombre d’enregistrements nécessaires, et la vitesse d’écriture. (Section 3.2)

3.1.2. Traitement des données et détection de l’écriture

Les données acquises sont ensuite traitées. Le prétraitement des données implique le nettoyage des artefacts, la réduction du bruit, et la normalisation des signaux pour assurer la qualité des analyses. Ensuite, plusieurs critères sont extraits des signaux EMG pour capturer les caractéristiques essentielles des signaux musculaires. Une fois les caractéristiques EMG les plus pertinentes sélectionnées grâce à une technique de réduction, ces dernières sont utilisées pour entraîner un modèle de détection de l’écriture basée sur un réseau de neurones récurrents. Les performances du modèle de détection de l’écriture basé sur les signaux EMG sont par la suite évaluées de manière rigoureuse. (Section 3.3)

3.1.3. Détection des conditions d’écriture et analyse

Le modèle de détection d’écriture est utilisé ensuite comme « cliché », qui renferme le comportement des activités musculaires de l’avant-bras pour une condition d’écriture donnée. Il est alors possible de prendre plusieurs de ces clichés en entraînant les modèles de détection d’écriture dans différentes conditions d’écriture. Ainsi ces modèles deviennent des clichés qui capturent, ou figent dans le temps, des conditions spécifiques d’écriture, comme la position de la

main et l'orientation du bras, et qui permettent de comparer et d'évaluer différentes conditions d'écriture en temps-réel. Ainsi ces modèles de détection d'écriture offrent deux types d'analyses : vérifier la correspondance exacte entre l'écriture actuelle et un modèle établi, et détecter des écarts indiquant que l'écriture se fait sous des conditions différentes. L'analyse de l'écart entre les conditions est réalisée de plusieurs manières dans ce travail : par comparaison des écritures sous forme d'images en utilisant des méthodes comme la comparaison visuelle, le SSIM, et l'IMMSE, ainsi que par l'analyse des caractéristiques extraites via des techniques comme la corrélation et la PCA pour une évaluation des données de manière hors ligne. (Sections 3.4 et Chapitre 4)

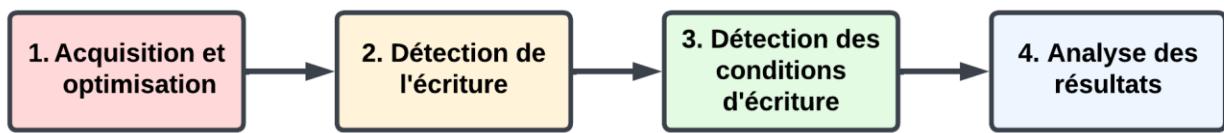


Figure 1. – Résumé de la méthode

3.2. Acquisitions des données et optimisation

Cette section aborde plusieurs éléments essentiels pour l'acquisition des données et l'optimisation des paramètres expérimentaux. Cela comprend le matériel utilisé, comme les électrodes de surface et la tablette graphique avec stylet, ainsi que la sélection et la préparation du participant. Elle détaille aussi les conditions d'écriture testées, en particulier la position d'écriture et les autres facteurs contrôlés. Enfin, l'accent a été mis sur l'optimisation des paramètres expérimentaux, tels que la position des électrodes, le nombre d'enregistrements, l'amplitude de mouvement, la vitesse d'écriture, et les symboles d'écriture utilisés dans les tests.

3.2.1. Matériel

3.2.1.1. Électrodes de surface

Le modèle d'électrode de surface qui a été utilisé dans le cadre de ce projet, nommé MYO Armband (Thalmic Labs, Ontario, Canada), est un ensemble d'électrodes sèches (sans gel conducteur) de surface, reliées ensemble pour former un bracelet, avec un émetteur Bluetooth (Figure 2). De cette manière, l'apposition des électrodes peut se faire rapidement, est installable sur tous les types de bras et est non invasive pour la captation des signaux d'activités musculaire lors de l'écriture. Les signaux doivent ensuite être traités afin de permettre de nettoyer le signal qui

peut ressembler à du bruit à première vue. Ce type d'électrodes ayant déjà fait ses preuves dans d'autres recherches (Cote Allard et al., 2016 ; Shafieian et Nougarou, 2023) et une plateforme étant déjà installée pour le fonctionnement de ces électrodes dans notre laboratoire, les MYO Armband se sont avérés un outil de choix. Ces bracelets sont aussi dotés de gyroscopes et d'accéléromètres, mais ils n'ont pas été utilisés dans le cadre de nos recherches.



Figure 2. – Électrodes MYO © Thalmic Labs

3.2.1.2. Tablette graphique et stylet

La tablette graphique, spécifiquement le modèle Wacom Bamboo Intuos 3 (Wacom Co, Ltd, Kazo, Japon), avec son stylet Intuos 4K Pen (Figure 3), a été choisie pour sa haute sensibilité à la pression, permettant un enregistrement détaillé de l'écriture. Cette technologie offre une haute précision dans la capture des caractéristiques dynamiques de l'écriture telles que la pression, la position et le mouvement de la pointe du stylet.

Cette tablette nous a été utile tout au long de la phase de recherche et lors des enregistrements. Elle utilise la technologie EMR (*Electro-Magnetic Resonance*), qui présente plusieurs avantages par rapport aux autres types de tablettes. Tout d'abord, la fonctionnalité de rejet de la paume est particulièrement utile, car elle permet d'écrire naturellement sans interférence accidentelle de la paume de la main sur la surface tactile. En d'autres mots, les seules données enregistrées sont celles de la pointe du stylet. La Wacom Bamboo Intuos 3 est également appréciée pour son coût abordable, sa facilité d'extraction des données, et sa simplicité d'utilisation, qui sont essentiels pour notre contexte de recherche. Nous avons choisi un modèle sans écran pour

encourager une écriture authentique, où l'on ne peut pas suivre de lignes prédéfinies, ce qui aurait pu influencer le mouvement naturel lors de l'écriture. Cette simplicité dans le choix de la technologie garantit que, bien que les aspects techniques puissent devenir plus complexes, la collecte de données reste simple et efficace. Cette tablette, déjà présente dans notre laboratoire, a prouvé son efficacité dans des études antérieures (Alewynse et al., 2009 ; Linderman et al., 2009), justifiant ainsi son utilisation renouvelée pour nos besoins spécifiques.

Le stylet INTUOS 4K PEN — LP1100K, conçu par Wacom, est compatible avec les tablettes graphiques de la gamme Intuos et est reconnu pour sa grande sensibilité à la pression, offrant jusqu'à 4096 niveaux de pression (Wacom eStore). Cette caractéristique permet donc d'avoir un meilleur aperçu de l'écriture d'une personne, tout en ayant une pointe assez petite pour imiter le confort de l'écriture avec un stylo. Il s'agit d'un crayon assez confortable pour écrire durant une longue période, ce qui permettra d'enregistrer de longues sessions de données sans craindre de se fatiguer d'écrire.



Figure 3. – Tablette graphique Intuos 3 et stylet Intuos 4K PEN

3.2.2. Participant

Étant donné la longue période nécessaire pour optimiser la méthode pour chaque participant, il a été décidé de sélectionner un seul membre de l'équipe afin de réaliser les tests préliminaires et valider le fonctionnement de nos conditions expérimentales avant de procéder à l'enregistrement des données qui serviront à l'évaluation. La collecte de données auprès de

plusieurs personnes aurait considérablement complexifié le processus, alors que notre approche est avant tout exploratoire et vise à établir de nouvelles bases. Nous avons donc privilégié l'acquisition de mesures de haute qualité plutôt que l'accumulation d'un grand volume de données à ce stade de la recherche. De plus, une trop grande masse de données aurait également compliqué leur traitement et leur analyse ultérieure. Le participant sélectionné ne présentait aucune pathologie neurodégénérative connue. Il n'y avait aucun antécédent familial rapporté de maladie neurodégénérative ou musculaire ni d'historique d'abus de drogue ou d'alcool. Aucune blessure importante au bras droit ni blessure aux doigts n'avait été signalée depuis plus de quinze ans. De plus, aucune perte de mobilité ou maladie des articulations n'était présente. Cette stabilité médicale est essentielle pour l'interprétation des données neurophysiologiques, évitant ainsi les variables confondantes potentielles. Avant chaque collecte de données, aucune substance psychoactive ou alcool n'a été consommé.

3.2.3. Conditions d'écritures

De nombreuses possibilités s'offraient à nous en ce qui concerne les conditions d'écriture que nous aurions pu évaluer. Comme il s'agissait d'une étude préliminaire qui mènerait vers d'autres travaux, nous avons préféré nous limiter à des positions d'écriture, un sujet connu, mais jamais exploré d'un point de vue électromyographique. Lors de l'écriture, nous avons toutefois dû porter une attention particulière afin de ne pas introduire des changements de conditions qui seraient involontaires.

3.2.3.1. Position d'écriture

Après avoir restreint les conditions d'écriture à des positions distinctes, nous avons d'abord exploré trois configurations différentes : écrire accroupi au sol, écrire assis à une table, et écrire debout à côté d'une table. Ces trois positions étaient tellement différentes que la discrimination était parfaite et trop simple. Nous avons donc cherché à trouver des positions qui soient un peu plus similaires et qui puissent tout de même avoir une certaine application en science forensique. Nous avons donc déterminé que l'écriture qui serait enregistrée serait sous trois différents angles d'écriture, toutes dans le IV^e quadrant (Figure 4). Ainsi, les conditions d'écritures à discriminer dans ce travail ont été l'écriture avec des orientations du coude par rapport au centre d'écriture de -90° (position 1), -45° (position 2) et 0° (position 3). Le participant écrivait généralement avec un angle de -45°. Dans toutes les positions, l'écriture s'effectuait en position assise, avec uniquement

des variations dans la position du bras droit, tandis que le reste du corps, incluant le torse, les jambes et le bras gauche, restait immobile et maintenait une posture constante.

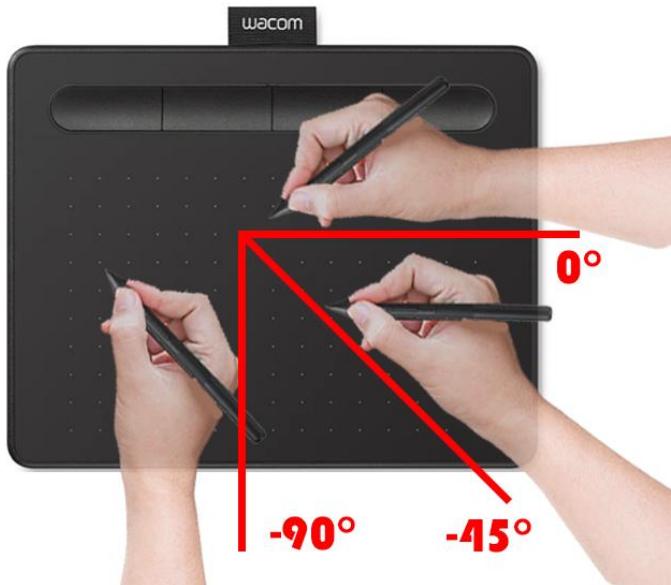


Figure 4. – Position du bras par rapport à la tablette graphique

3.2.3.2. Autres facteurs contrôlés

Malgré l'angle d'écriture différent, nous devions nous assurer de garder plusieurs paramètres identiques afin d'éviter d'avoir des résultats avec des variables confondues. Par exemple, nous devions nous assurer de garder la prise du stylet identique. Même si certains résultats préliminaires n'indiquaient pas d'influence majeure sur l'interprétation des signaux, nous avons préféré garder la prise de stylet qui était naturelle dans une position habituelle pour le participant. Aussi, l'angle du poignet par rapport au reste de l'avant-bras devait rester le même. Il fallait donc porter une attention particulière à ne pas effectuer de déplacement du poignet qui pourrait influencer la différence entre les positions. Finalement, il était important de garder une position stable et de ne pas bouger le reste du corps lors de l'écriture, pour ne pas entraîner un mouvement du stylet en gardant le bras immobile (lors d'une rotation du tronc par exemple).

3.2.4. Optimisation

L'optimisation des paramètres expérimentaux est cruciale pour assurer la fiabilité et la précision des données recueillies dans cette étude. Avant de procéder à l'analyse, il était essentiel de déterminer les meilleures conditions expérimentales afin d'obtenir des résultats représentatifs et

comparables. Cette section décrit les différentes optimisations effectuées au début du protocole, en se concentrant sur chaque paramètre critique pour maximiser la qualité des enregistrements et garantir une analyse pertinente des données. L'optimisation s'est faite de manière itérative : chaque paramètre était ajusté individuellement, puis réévalué en fonction des optimisations précédentes afin de vérifier leur cohérence et leur stabilité (Figure 5). Cette approche progressive a permis de s'assurer que les choix effectués ne compromettaient pas les optimisations antérieures et que l'ensemble du protocole restait optimal. Les paramètres évalués, dans l'ordre, sont: la position des électrodes, le nombre d'enregistrements nécessaire, l'amplitude du mouvement, la vitesse de l'écriture, les symboles d'écriture et les positions d'écriture.

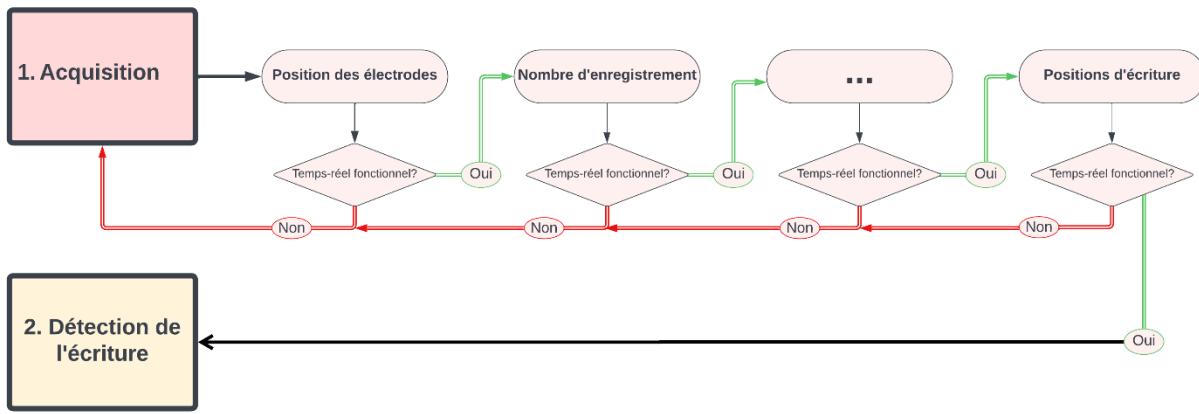


Figure 5. – Schéma de l'optimisation des paramètres d'écriture

3.2.4.1. Position des électrodes

La première variable à optimiser était la position des électrodes, un élément clef pour capturer des signaux EMG clairs et précis. Cette optimisation impliquait de tester différentes zones du bras avec différents angles de rotation du bracelet. Comme nous n'utilisions pas d'électrodes placées directement sur chacun des muscles effecteurs, il était nécessaire de trouver une méthode pour capturer suffisamment de signaux pertinents afin de refléter fidèlement les mouvements d'écriture réalisés par la main. Des tests réalisés à l'aide d'électrodes de surface haute densité (une très grande quantité d'électrodes sur un petit espace) nous ont permis de cibler des zones d'intérêt, notamment la moitié la plus proche de la main sur l'avant-bras, en évitant de s'approcher trop près de la main, une zone plus tendineuse du bras qui pourrait générer des signaux parasites dus aux mouvements de la main lors de l'écriture. L'objectif était de trouver une localisation qui minimise

le bruit et les interférences, tout en garantissant que les signaux capturés reflètent fidèlement les mouvements impliqués dans l'écriture. Le résultat escompté est donc une identification de la position idéale, en cm ou en fraction du bras afin de pouvoir identifier la hauteur des électrodes, ainsi que le sens de rotation idéal.

3.2.4.2. Nombre d'enregistrements

Le nombre d'enregistrements est un autre paramètre essentiel qui nécessite une optimisation pour assurer la robustesse des données. Premièrement, nous avons établi une durée pour effectuer la batterie de tests qui était la même durée déjà réalisée pour d'autres expériences dans le laboratoire. Une fois cette durée établie, il fallait savoir combien d'enregistrement il était nécessaire pour être en mesure d'avoir un modèle qui fonctionne. L'important ici était essentiellement de déterminer le nombre minimal d'enregistrements nécessaires pour obtenir une représentation significative de l'écriture d'une personne. L'objectif est de capturer suffisamment de données pour permettre une analyse complète et une bonne optimisation des modèles d'écriture, tout en évitant la redondance qui pourrait alourdir le traitement des données.

3.2.4.3. Amplitude de mouvement

L'optimisation de l'amplitude de mouvement d'écriture vise à identifier les limites optimales de l'écriture sans entraîner d'efforts excessifs ou artificiels. En utilisant une approche d'essai-erreur suivie de pochoirs d'écriture, nous avons cherché à déterminer l'amplitude qui permettrait d'obtenir des enregistrements reflétant une écriture naturelle. Le pochoir, une petite plaque imprimée à l'aide d'une imprimante 3D spécifiquement pour ce projet, comportait une ouverture en forme de trait guidant le stylet, ce qui permettait d'évaluer précisément les distances d'écriture. L'hypothèse est que le maintien des mouvements d'écriture dans une plage confortable, généralement employée lors d'une écriture naturelle spontanée, permettra d'obtenir les résultats les plus fiables et les plus représentatifs de la variabilité naturelle de l'écriture. Le résultat escompté est donc une largeur approximative à ne pas dépasser, autant dans l'axe horizontal que vertical, mais aussi lorsque d'autres symboles sont effectués comme les diagonales ou des cercles. Toutes ces mesures sont en fonction d'un centre d'écriture qui servira de référence pour le départ de chaque échantillon d'écriture.

3.2.4.4. Vitesse d'écriture

L'optimisation de la vitesse d'écriture est cruciale pour permettre un échantillonnage des signaux musculaires qui soit représentatif de l'écriture. L'objectif est de savoir si la méthode que nous avons développée pourrait être appliquée lorsqu'une personne dessine, écrit ou signe. Il s'agit de trois vitesses d'écriture différente, et il est possible que quelque chose de trop rapide ou trop lent ne puisse pas permettre d'identifier la position adéquatement. En testant différentes vitesses, nous espérons déterminer une plage de vitesse optimale qui permet de capturer des signaux clairs et des données cohérentes. Le résultat escompté est donc une vitesse évaluée de manière qualitative qui permettra d'effectuer nos tests adéquatement.

3.2.4.5. Symboles d'écriture

La sélection des symboles d'écriture à utiliser dans les tests est un aspect important de l'optimisation. Les symboles doivent être variés pour couvrir un large éventail de mouvements d'écriture, tout en étant représentatifs des formes d'écriture courantes. L'objectif est de choisir des symboles qui permettent de capturer une diversité de données sans introduire de biais ou de complexité excessive dans l'analyse. Parmi les symboles testés, nous avons des lignes simples dans plusieurs directions (horizontales, verticales et diagonales) et des cercles horaire et antihoraire. Le résultat escompté est de déterminer les symboles nécessaires pour effectuer un modèle. Si nous ne faisons que des lignes horizontales par exemple, le modèle ne pourra pas interpréter la hauteur. Il est donc essentiel de pouvoir couvrir les différents axes d'écriture.

3.3. Traitement des données et détection d'écriture

La collecte des données s'appuie sur une combinaison de signaux d'activité musculaire et de données de position pour capturer les nuances de l'écriture. Les signaux EMG, recueillis via huit électrodes de surface placées sur l'avant-bras, permettent de mesurer l'activité musculaire spécifique associée aux mouvements d'écriture. En parallèle, les coordonnées X et Y, ainsi que les niveaux de pression obtenus par une tablette graphique, offrent une représentation précise de la trajectoire et de la pression appliquée lors de l'écriture. Ces données sont complétées par des informations contextuelles, telles que le symbole d'écriture, fournissant un cadre complet pour analyser comment ces facteurs influencent les signaux musculaires. Une fois les données recueillies, elles devront être prétraitées, entraînées, et un modèle d'écriture sera créé. Le schéma est présenté à la Figure 6.

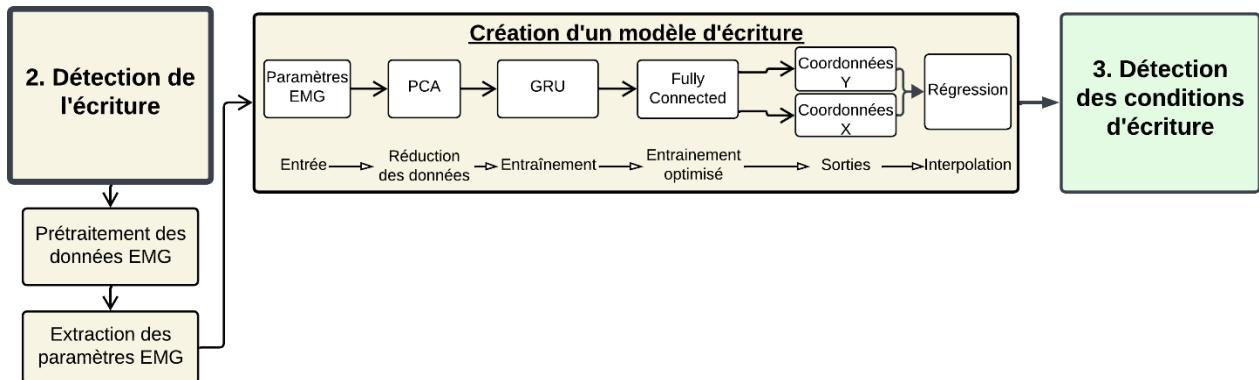


Figure 6. – Schéma de création du modèle

3.3.1. Prétraitement des données

Le prétraitement des données constitue une étape cruciale pour garantir la qualité et la fiabilité des analyses ultérieures. Cette étape commence par le nettoyage des données, qui implique l'élimination des artefacts, processus obligatoire avant le traitement de ce type de signaux. Par la suite, il est nécessaire de ne garder que les sections d'écriture qui sont adéquates, c'est pourquoi les extrémités des enregistrements, 10 premières et 10 dernières secondes des 120 secondes totales, ont été enlevées. Ces parties contenaient souvent une attente avant de démarrer le test et la fin comportait des erreurs, sûrement dues à la synchronisation et à l'ordinateur qui enregistrait les données. Ensuite, une réduction du bruit, ou lissage, est effectué pour améliorer la clarté des signaux EMG et minimiser les interférences. Ce processus est essentiel pour isoler les caractéristiques musculaires directement liées aux mouvements d'écriture.

Une fois les signaux nettoyés et normalisés, plusieurs critères discriminants EMG ont été calculés pour capturer les caractéristiques essentielles des signaux d'activité musculaire et les utiliser dans la création de modèles prédictifs. Parmi ces paramètres, le *Mean Absolute Value* (MAV) quantifie le niveau moyen d'activité musculaire en prenant la moyenne des valeurs absolues du signal, offrant un indicateur simple, mais efficace de l'intensité musculaire. Le *Root Mean Square* (RMS), quant à lui, mesure l'amplitude du signal en tenant compte de l'intensité totale, ce qui est particulièrement utile pour évaluer la puissance musculaire.

Le *Zero Crossing* (ZC) compte le nombre de fois que le signal traverse la ligne de base, fournissant des informations sur la fréquence et la stabilité des contractions musculaires. La Longueur d'Onde (WL), qui mesure la complexité du signal en évaluant la longueur cumulative de

l'onde, est utilisée pour détecter les variations subtiles dans la contraction musculaire. Le Max (MAX) et le Min (MIN) identifient respectivement les pics maximums et minimums du signal, utiles pour évaluer les points de contraction et de relaxation extrêmes, bien que ces paramètres soient sensibles aux valeurs aberrantes.

D'autres paramètres tels que la Variance (VAR) et l'*Integrated EMG* (iEMG) fournissent des informations supplémentaires sur la variabilité et l'intensité globale des signaux sur une période donnée. Le *Simple Square Integral* (SSI) évalue l'énergie totale contenue dans le signal, tandis que le *Slope Sign Change* (SSC) détecte les changements de direction dans la pente du signal, ce qui peut indiquer des transitions entre des états de contraction et de relaxation musculaire. Enfin, le *Log Detector* (LnD) applique une transformation logarithmique pour normaliser la distribution des amplitudes, rendant les signaux plus faciles à analyser.

La normalisation des paramètres EMG est l'étape suivante qui assure la comparabilité des données entre elles. Ce processus consiste à ajuster les signaux bruts afin de réduire la variabilité, tels que les niveaux de force musculaire ou l'emplacement de l'écriture. En normalisant les signaux à un niveau comparable, il est possible de rendre les données plus cohérentes et d'améliorer la précision des analyses et des modèles d'intelligence artificielle qui vont en découler.

3.3.2. Apprentissage du modèle de détection de l'écriture

Après avoir extrait les critères discriminants des signaux EMG bruts et les avoir normalisés, la prochaine étape consiste à préparer ces données pour l'entraînement du modèle. La normalisation permet d'éviter qu'un paramètre ayant une amplitude plus grande ne domine l'apprentissage du modèle, ce qui pourrait biaiser les résultats. Cela commence par une réduction de dimension à l'aide d'une Analyse en Composantes Principale (PCA), une méthode statistique qui permet d'éliminer les caractéristiques redondantes ou non pertinentes. Cette réduction optimise la qualité des données en ne conservant que les composants les plus significatifs, réduisant ainsi la complexité du modèle tout en préservant l'essentiel des informations.

Une fois les scores des critères discriminants calculés et dimensionnés, ils sont utilisés avec les données des tracés d'écriture correspondantes (données cibles de la tablette en X et en Y) pour entraîner un modèle de régression basé sur une architecture GRU (*Gated Recurrent Unit*) couplée à une couche *fully connected* (FC). Nous avons opté pour ce type de réseau récurrent, car il est

particulièrement adapté pour capturer les dépendances temporelles dans les séries de données, telles que les signaux EMG. Le modèle est ainsi conçu pour prédire les coordonnées X et Y du tracé de l'écriture (comme celle faite par la pointe du stylet) directement à partir des signaux EMG captés sur l'avant-bras. En pratique, ce modèle génère une écriture virtuelle qui pourra être évaluée de plusieurs façons.

3.3.3. Création d'un modèle

Une fois le modèle créé, il est possible de l'évaluer de deux manières distinctes : en temps-réel ou en traitement hors-ligne. Les deux méthodes sont complémentaires et sont nécessaires pour une évaluation adéquate du modèle.

3.3.3.1. Analyse temps-réel

L'analyse en temps-réel offre une approche qualitative pour évaluer la performance du modèle créé. Cette méthode permet de visualiser instantanément la manière dont les signaux EMG capturés se traduisent en mouvements d'écriture virtuels. Grâce à cette évaluation en direct, il est possible de tester l'efficacité du modèle dans des conditions pratiques, en observant immédiatement les résultats de l'écriture générée par le système. L'avantage principal de l'analyse en temps-réel réside dans la réciprocité du fonctionnement : toute variation dans les signaux musculaires est immédiatement reflétée dans le modèle, offrant ainsi une rétroaction directe. Elle démontre aussi que ce que nous analysons, provenant seulement des signaux musculaires, est capable d'être traduit en écriture. Il ne s'agit donc pas ici de classifier des signaux pour les différencier, ce modèle estime les coordonnées en X et en Y du tracé de l'écriture en temps-réel. Cette approche est particulièrement utile pour identifier rapidement les incohérences dans la prédiction, permettant une optimisation continue pendant l'exécution. Un modèle parfaitement représentatif imitera une vraie écriture, même sans support ou instrument scripturant ; la création de l'écriture est entièrement virtuelle.

3.3.3.2. Traitemen hors ligne

Le traitement hors ligne, quant à lui, propose une analyse quantitative plus approfondie des performances du modèle. Contrairement à l'analyse en temps-réel, cette méthode permet d'évaluer les résultats de manière plus rigoureuse, en calculant des pourcentages de correspondance entre les données X et Y estimées par le modèle et les données X et Y du tracé réellement capté sur la tablette

graphique. Cette approche sera seulement appliquée lors de la dernière partie du projet (Sections 4.2 à 4.4). De plus, il est possible d'enregistrer les sessions d'écriture en temps-réel pour les analyser ultérieurement hors ligne. Cependant, ce processus peut introduire un léger décalage de synchronisation (*lag*), ce qui peut parfois réduire la précision des résultats. Malgré cela, le traitement hors ligne reste essentiel pour valider et affiner le modèle, garantissant ainsi que ses prédictions sont statistiquement robustes et fiables.

3.4. Détection des conditions et analyse

3.4.1. Les clichés

Pour aborder la détection des conditions d'écriture, il est essentiel de présenter notre notion de « clichés », qui représente un élément central de notre méthode. Ces « clichés » représentent des modèles d'écriture créés à partir de signaux d'activité musculaire de l'avant-bras, comme présenté dans la section précédente, qui encapsulent des conditions d'écriture distinctes. Ces modèles capturent et figent des paramètres spécifiques, telles que la position de la main, l'orientation du bras, et la dynamique des mouvements musculaires. Dans un sens, ces clichés vont même jusqu'à enregistrer toutes les conditions dans lesquelles l'écriture a été réalisée. Ce concept permet de créer des modèles propres à chaque individu ou à chaque condition d'écriture, comme la manière de tenir son crayon ou l'heure de la journée où l'enregistrement est effectué. L'objectif est de créer une référence stable qui pourra ensuite être utilisée pour comparer et évaluer de nouvelles données en temps-réel. Notez que ce concept de clichés est totalement original et est issu de notre réflexion sur la manière d'exploiter la détection de l'écriture basée sur les signaux EMG pour l'analyse de l'écriture en science forensique. Enfin, il est possible de travailler avec une base de données contenant les traits d'écriture dans chaque conditions (Figure 7) en plus des variantes générées par les modèles EMG (C1M1, ...) afin de travailler sur un grand ensemble de données. Même si un modèle est créé à partir de l'écriture en position 1, il est possible de générer des images en appliquant les données EMG de l'écriture en position 2 au modèle M1, produisant ainsi une écriture virtuelle « alternative ».

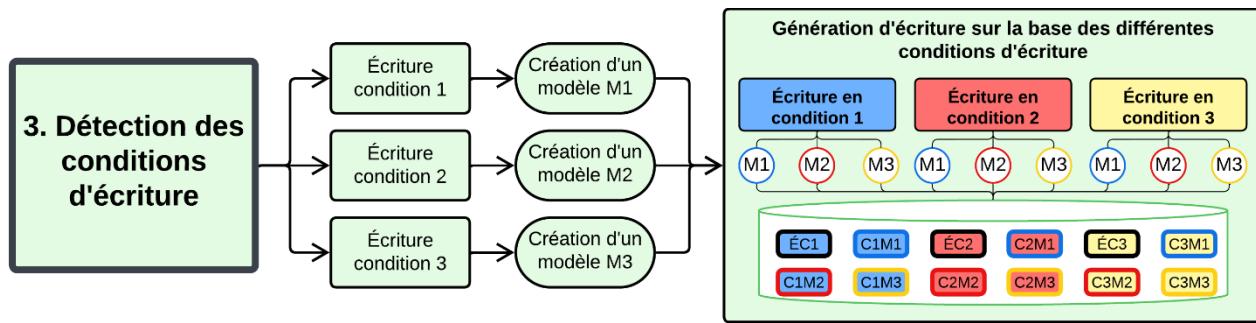


Figure 7. – Schéma du concept de cliché

Les clichés permettent deux types d'analyses principales. Premièrement, ils offrent un cadre de référence pour évaluer si l'écriture en cours correspond précisément à un modèle d'écriture, ou condition d'écriture, déjà établi. Si les signaux enregistrés en temps-réel correspondent au cliché, cela signifie que l'écriture suit les conditions définies par ce modèle. Il est également possible qu'une écriture faite dans une autre position reproduise la même écriture, ce qui pourrait indiquer que la variation n'est pas assez significative pour produire une différence détectable. En ne changeant qu'un paramètre à la fois, il est possible d'éviter des variables confondues et ainsi d'interpréter les analyses avec précision. Deuxièmement, les clichés permettent de détecter des écarts par rapport aux conditions d'écriture prévues. Si les signaux en temps-réel ne correspondent pas au cliché, cela indique que l'écriture est effectuée dans des conditions différentes de celles modélisées, ce qui pourrait être significatif dans un contexte forensique. Il est aussi possible de projeter différents modèles à la fois pour évaluer la mesure dans laquelle un modèle diffère des autres, que ce soit par un léger changement d'angle ou une différence plus marquée.

Cette approche offre un double avantage : elle permet d'assurer la précision en validant la correspondance avec un modèle préétabli, et elle permet de détecter et d'analyser les écarts lorsqu'ils surviennent. Bref, les clichés servent de référence pour une analyse rigoureuse des signaux musculaires, facilitant ainsi l'interprétation des variations d'écriture et améliorant la fiabilité des conclusions dans des contextes où l'exactitude est primordiale. Les clichés permettent également de générer des variations à partir d'une même entrée. Par exemple, lorsque j'écris dans une position A et que je passe les signaux d'activité musculaire dans le modèle A, si tout fonctionne, la sortie sera exactement ce que j'ai écrit. En revanche, en passant ces signaux dans un modèle B, il est possible de voir en quoi le changement entre le cliché A et B fait varier l'écriture.

3.4.2. Les types d'évaluations

L'ensemble des données sera traité selon deux grandes classes de méthodes d'analyse : sous forme de caractéristiques d'écriture et sous forme d'images. Chacune des deux méthodes possède plusieurs traitements, présentés dans la figure ci-dessous (Figure 8).

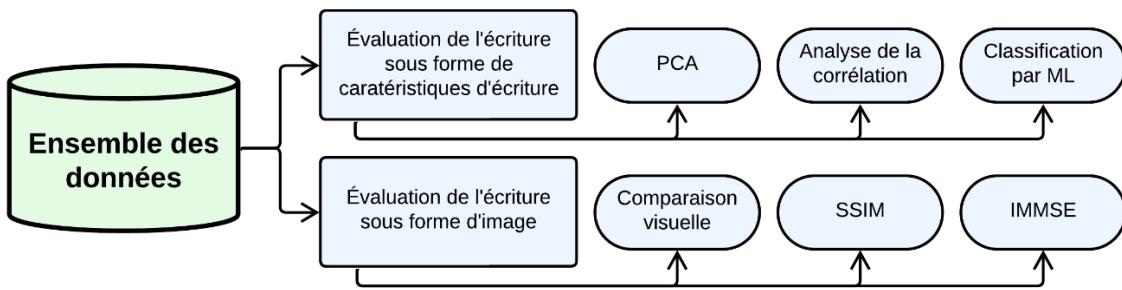


Figure 8. – Schéma des évaluations des tracés d'écriture

3.4.2.1. L'analyse par image

La comparaison de l'écriture sous forme d'image constitue une étape cruciale dans l'analyse des caractéristiques manuscrites. Cette section aborde les différentes méthodologies utilisées pour comparer l'écriture statique, comme des images d'écriture, afin de comparer les différents échantillons. Comme nous analyserons l'ensemble des traits en générant l'image créée, il est possible de considérer l'ensemble des essais de chaque position ou angle d'écriture comme étant une image avec des pixels noirs (écriture présente) ou blancs (aucune écriture à cet endroit). Nous pourrons donc nous servir de cette ligne de base comme étant la première étape de l'analyse des dessins effectuée avant de les étudier avec des modèles plus complexes nécessitant une extraction de caractéristiques. Afin d'évaluer l'appartenance d'images d'écriture à une condition d'écriture donnée, nous avons suivi trois approches distinctes : la comparaison visuelle rapide, le calcul de similarité entre les images avec le calcul SSIM, et le calcul de différence entre les images avec le calcul IMMSE.

3.4.2.1.1. *Comparaison visuelle*

La comparaison visuelle implique l'examen direct des images d'écriture afin de déceler des incohérences ou pour affirmer qu'on a bien une similitude. Il s'agit de la première étape afin d'être en mesure de savoir si des étapes ultérieures sont nécessaires. Cette méthode est utilisée en analyse de l'écriture afin de détecter les nuances grossières dans le style d'écriture, telles que la forme des

lettres ou l'apparence générale du texte. Bien que cette approche soit largement subjective, elle est essentielle afin de ne pas avoir à effectuer un travail inutile. Dans notre cas, elle permettra d'identifier les données aberrantes, comprendre les limites de nos données et la distribution générale. Étant donné l'échantillonnage simple que nous ferons, il ne sera pas possible d'identifier des caractéristiques de classe directement avec cette méthode.

3.4.2.1.2. *SSIM*

Le SSIM, ou *Structural Similarity Index Measure* (Indice de mesure de la similarité structurelle) est un calcul de la similarité entre deux images. Contrairement aux approches basées sur les différences de pixels absolus, le SSIM évalue la perception de la similarité en tenant compte des changements de texture, de luminance, de distorsion et de rotation. Cette méthode est particulièrement utile pour comparer la qualité des traits d'écriture et la consistance de la forme générale entre les échantillons. Le SSIM permet d'obtenir une mesure quantitative de la similarité, offrant ainsi une base solide pour les analyses subséquentes. Il s'agit d'une fonction complexe facile d'utilisation dans des programmes comme Matlab. Elle permet de facilement identifier la similarité d'une image floutée ou avec un changement de proportion. Il s'agit d'une technique très répandue ayant fait ses preuves par le passé et généralement utilisée lors de comparaison d'image en ingénierie (Caelli et Bischof, 1997; Starovoitov et al., 2020).

3.4.2.1.3. *IMMSE*

L'IMMSE, ou *IMage Mean-Square Error* (Indice Moyen du Carré des Erreurs), est un calcul statistique utilisé pour quantifier l'erreur entre deux images. Cet indice calcule la moyenne des carrés des différences de pixels entre l'image test et l'image de référence. Cette méthode est essentielle pour évaluer de manière précise à quel point deux images diffèrent l'une de l'autre sur le plan visuel et structurel. En mettant l'accent sur les différences au niveau des pixels, l'IMMSE permet de détecter même les variations subtiles. Cette mesure se verra complémentaire à l'évaluation du SSIM pour obtenir une autre valeur numérique de comparaison. Là où la similarité devrait être la plus haute, on recherchera un minimum d'erreur entre les images.

3.4.2.2. *L'analyse par caractéristiques d'écriture*

Cette section aborde l'utilisation de techniques d'analyse avancées de traitement basées sur l'extraction et la comparaison des différentes caractéristiques de l'écriture à partir des échantillons collectés. Tout comme pour l'analyse par image, cette approche visera à évaluer l'appartenance

des caractéristiques d'écriture à une condition d'écriture donnée. Cette approche transforme les données de tracé d'écriture en un ensemble de données quantifiables qui peuvent être analysées pour repérer les tendances, les anomalies, et les différences à un niveau plus détaillé que la simple observation de l'écriture comme étant une image. L'un des principes en analyse de l'écriture est de faire l'analyse de la forme et de la formation de l'écriture. Les caractéristiques extraites permettront donc d'obtenir des informations sur ces deux parties, permettant d'aller chercher un maximum d'informations qui se rapproche de ce qu'un expert en écriture effectue dans son travail quotidien. La partie forme des caractéristiques comporte des coordonnées comme le début ou la fin d'un trait, des dimensions comme la hauteur et la largeur totale en plus d'information sur l'orientation du trait. Les données extraites sur la formation de l'écriture comportent des données de position, de vitesse, de temps et de pression. Ces caractéristiques d'écriture ainsi extraites seront ensuite évaluées à l'aide de trois techniques distinctes : l'analyse de la corrélation, l'analyse en composantes principales et par classification avec la méthode d'apprentissage automatique dite forêt d'arbres décisionnels (« Random Forest »).

3.4.2.2.1. Analyse de la corrélation

L'analyse de la corrélation permet d'identifier les relations entre différentes caractéristiques extraites des échantillons d'écriture. En évaluant la force et la direction des relations entre ces caractéristiques, on peut mieux comprendre comment elles interagissent et s'influencent entre elles. Cette technique est particulièrement avantageuse dans un contexte où il est essentiel de comparer des caractéristiques d'écriture similaires pour en évaluer la ressemblance. Par exemple, il est possible que certaines caractéristiques d'écriture n'aient aucune relation et soient complètement aléatoires dans le contexte de notre expérience. On pourra alors les oublier et faciliter la compréhension ultérieure. Dans une même idée, il est possible que certaines variables ressortent comme étant directement liées à la différenciation des positions, ce qui pourrait indiquer qu'il s'agit soit d'un indice très fort, ou d'une erreur lors des enregistrements.

3.4.2.2.2. Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales est une technique puissante pour réduire la dimensionnalité des données tout en conservant le maximum d'information pertinente. Cette méthode est particulièrement utile lorsqu'il s'agit de traiter un grand nombre de caractéristiques d'écriture alors que la majorité est peut-être redondante ou inutile. En condensant ces

caractéristiques en un plus petit nombre de composantes principales, le processus simplifie l'analyse tout en permettant de distinguer au meilleur de ses capacités les différentes conditions d'écriture. Cette approche permet de révéler des patterns cachés et de valider la possibilité de séparation des données différentes, indiquant une variabilité entre les échantillons qui peut être difficile à trouver à partir d'un grand jeu de donnée numérique.

3.4.2.2.3. *Classification par « Random Forest »*

L'approche « Random Forest » est une méthode de classification qui s'est montrée efficace pour catégoriser des conditions d'écriture en fonction des critères d'écriture. Cette technique repose sur la construction d'un grand nombre d'arbres de décision, chacun étant formé à partir de sous-échantillons de données sélectionnés de manière aléatoire. Ce procédé permet de capturer une grande diversité dans les caractéristiques extraites, offrant ainsi une classification flexible et précise. L'avantage de la méthode « Random Forest » réside dans sa capacité à gérer des données complexes et variées tout en évitant le surapprentissage. Ainsi, une fois que les méthodes de détection d'écriture estiment les coordonnées d'écriture, les critères d'évaluations d'écriture sont calculés et la méthode « Random Forest » catégorise la condition d'écriture dans laquelle le tracé a été effectué. Ainsi les performances de classification de cette approche basée sur l'utilisation des clichés issus de l'EMG et basée sur l'utilisation des données issues directement de la tablette graphique seront comparées (Gordon et al., 1984).

3.5. Protocole

Le protocole final consistait à enregistrer 40 séquences d'écriture pour chacune des trois positions définies. Parmi ces 40 séquences, 10 étaient des écrits horizontaux, 10 des écrits verticaux, et 20 des écrits pour chacune des diagonales. (Tableau 1) L'écriture était réalisée en traçant des lignes aller-retour aussi droites que possible. Il y avait donc un total de 120 enregistrements d'écriture de 120 secondes chacun. Tous les enregistrements ont été effectués la même journée dans un ordre aléatoire.

Position du coude lors de l'écriture	Direction de l'écriture	Nombre d'enregistrements
-90°	Traits horizontaux (X)	10
-90°	Traits verticaux (Y)	10
-90°	Traits dans la première diagonale (/)	10
-90°	Traits dans la seconde diagonale (\)	10
-45° (écriture normale)	Traits horizontaux (X)	10
-45° (écriture normale)	Traits verticaux (Y)	10
-45° (écriture normale)	Traits dans la première diagonale (/)	10
-45° (écriture normale)	Traits dans la seconde diagonale (\)	10
0°	Traits horizontaux (X)	10
0°	Traits verticaux (Y)	10
0°	Traits dans la première diagonale (/)	10
0°	Traits dans la seconde diagonale (\)	10
Total		120

Tableau 1. – Schéma des données du protocole

Chapitre 4 — Résultats

4.1. Optimisation de la méthode

4.1.1. Paramètres EMG

Afin d'évaluer quels critères discriminants de l'EMG étaient les plus pertinents, nous avons testé plusieurs combinaisons de paramètres en suivant un plan de Plackett-Burmann (Tableau 2), en utilisant un modèle hors ligne.

Test	Critères discriminants de l'EMG (section 3.3.1.)												% de correspondance
	MAV	RMS	ZC	WL	MAX	MIN	ISS	iEMG	VAR	SSC	LnD		
1	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	99,2
2	-	+	-	+	+	+	-	-	-	+	-	-	86,1
3	-	-	+	-	+	+	+	-	-	-	+	-	87,3
4	+	-	-	+	-	+	+	+	-	-	-	-	93,5
5	-	+	-	-	+	-	+	+	+	-	-	-	92,4
6	-	-	+	-	-	+	-	+	+	+	-	-	91,2
7	-	-	-	+	-	-	+	-	+	+	+	+	89,0
8	-	-	-	-	+	-	-	+	-	+	+	+	85,1
9	+	+	-	-	-	+	-	-	+	-	+	-	97,8
10	+	+	+	-	-	-	+	-	-	+	-	-	98,4
11	-	+	+	+	-	-	-	+	-	-	+	-	94,1
12	+	-	+	+	+	-	-	-	+	-	-	-	99,0
Score	32,9	22,9	25,3	8,7	-14,9	-2,9	6,5	-2,1	24,1	-15,1	-8,1		

Tableau 2. – Plan Plackett-Burman pour le choix des critères discriminants de l'EMG

Pour le choix des critères discriminants de l'EMG à inclure dans l'analyse des signaux EMG, il aurait été possible de tous les garder. Si une méthode de transformation n'est pas bonne, elle sera enlevée lors de la PCA puisque ce type d'analyse réduit les dimensions, en enlevant ce qui n'est pas pertinent. Toutefois, il est important de voir que selon les paramètres utilisés, les performances d'estimation de l'écriture varient. On peut constater que les performances sont à leur maximum lorsque tous les paramètres sont inclus. Toutefois, lorsque l'on enlève six paramètres au

test #12, les performances sont toujours à 99 %. Ceci indique donc qu'il n'y a pas un gros changement dans les performances, mais diminue de moitié la quantité de données. Les meilleurs critères à conserver sont ceux ayant un score positif fort, soit le MAV, le RMS, le ZC et la VAR. Un score positif indique que la présence du critère augmente les performances du test, alors qu'un score négatif indique que sa présence engendre une contribution moindre. WL et SSI sont positifs, mais ne sont pas très forts. Ils ne nuisent toutefois pas aux performances. Le LnD, SSC, iEMG, MAX et MIN ont tous un score négatif, indiquant qu'ils peuvent être enlevés afin d'augmenter les performances générales. Au final, seuls le MAV et le RMS ont été gardés afin d'augmenter au maximum la rapidité de traitement tout en simplifiant la quantité de données. Les performances demeuraient hautes.

4.1.2. Positions des électrodes

Afin d'évaluer la position des électrodes EMG sur l'avant-bras qui permettait de capter les signaux EMG les plus précis, nous avons testé plusieurs configurations en commençant près du poignet et en progressant vers le coude (Tableau 3). Cette approche expérimentale a permis d'optimiser l'emplacement des électrodes en tenant compte de leur orientation autour du bras ainsi que de leur distance par rapport au poignet. Ces tests étaient essentiels pour identifier la localisation optimale sur l'avant-bras, assurant ainsi la meilleure qualité de signal pour l'analyse des mouvements d'écriture. L'avant-bras utilisé pour ces tests mesure environ 27 cm, et les positions testées se situaient entre 4 et 15 cm à partir du poignet. Deux positions principales ont été examinées : la première avec l'électrode émettrice directement alignée avec le pouce lorsque l'avant-bras est en flexion avec la main en supination partielle ou neutre (1), et la seconde position avec l'électrode légèrement décalée par rapport au pouce (2).

Distance depuis le poignet (cm)		0 à 3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
Score	Orientation 1	NA	2	2	4	4	5	5	4	4	4	3	3	3
	Orientation 2	NA	1	1	2	3	4	3	3	3	3	3	3	3

Tableau 3. – Score en fonction de la position des électrodes sur l'avant-bras

À la lumière de ces résultats, il est clair que l'orientation optimale pour enregistrer les tests d'écriture est la position 1, où l'électrode émettrice est directement alignée avec la main. De plus, les scores les plus élevés ont été obtenus lorsque le début de l'électrode était positionné à 8 et 9 cm

à partir du poignet. Cette distance correspond approximativement au tiers de la longueur de l'avant-bras du participant (~27 cm), en partant du poignet.

Les couleurs utilisées dans ce tableau et les suivants présentent une échelle qualitative, dite de Likert (échelle de 1 à 5 avec indice coloré pour faciliter la compréhension). J'ai établi moi-même les critères permettant d'être dans les différents scores pour être en mesure d'obtenir certaines valeurs lors des analyses en temps-réel.

1- L'écriture estimée à partir de l'EMG ne suit pas du tout les mouvements du stylet ou ne bouge pas du tout, et ce, dans tous les axes d'écriture. 

2- L'écriture estimée à partir de l'EMG commence à réagir aux mouvements du stylet, mais de manière très limitée. Elle peut suivre de façon irrégulière l'axe des X ou des Y, mais avec des interruptions ou une réponse lente. Il est difficile de reconnaître une forme cohérente. L'écriture montre des signes de mouvement, mais ces mouvements ne sont ni coordonnés ni représentatifs de l'intention initiale. 

3- L'écriture estimée à partir de l'EMG montre une meilleure correspondance aux mouvements du stylet. Elle peut suivre sur certains axes, mais reste imparfaite, avec des sections où le mouvement est plus fluide et d'autres où il est décalé ou imprécis. On peut identifier partiellement ce qui est écrit, mais il reste des anomalies significatives. 

4- L'écriture estimée à partir de l'EMG suit globalement les mouvements du stylet sur l'axe des X, Y, et dans les directions intermédiaires, mais sans atteindre la perfection. Il peut y avoir un léger décalage, et la correspondance n'est pas uniforme sur tous les axes. Les formes sont reconnaissables, mais pas parfaitement nettes ou alignées. Le résultat est globalement correct, mais avec des imperfections notables dans la précision et la fidélité du mouvement. 

5- L'écriture estimée à partir de l'EMG suit parfaitement l'écriture du stylet, autant sur l'axe des X que sur Y, que sur toutes les directions intermédiaires et il n'y a pas de décalage avec l'écriture sur un grand espace dynamique. Il est possible de reconnaître des formes lorsque l'on écrit. 

4.1.3. Le nombre d'enregistrements

Le nombre d'enregistrements est directement lié à la quantité de données nécessaire pour optimiser les performances. Afin d'évaluer ce paramètre, trois séries distinctes de tests ont été réalisées, chacune comprenant 10 enregistrements d'écriture (Tableau 4). Chaque enregistrement durait 120 secondes, durant lesquels des allers-retours d'écriture étaient effectués à une vitesse normale. Une fois les données collectées, un échantillonnage aléatoire a été appliqué pour créer des sous-ensembles comprenant de 1 à 10 enregistrements, permettant ainsi de simuler différents volumes de données et d'évaluer leur impact sur les performances du modèle. Ces modèles générés ont ensuite été testés en temps-réel afin de valider leur capacité à reconstituer précisément l'écriture. Pour éviter l'influence de mauvais échantillons, chaque test a été répété trois fois. Les symboles enregistrés incluaient :

1. Lignes en X et Y.
2. Lignes en X, lignes en Y et les deux diagonales intermédiaires.
3. Lignes en X, lignes en Y, ainsi que des cercles tracés dans les deux sens, horaire et antihoraire.

Nombre d'enregistrement		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
X et Y	1	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2
	2	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2
	3	1	1	1	2	2	2	2	2	2	2
X, Y et diagonales	1	1	2	2	3	4	4	4	4	4	5
	2	1	2	3	3	4	4	4	4	5	5
	3	1	2	2	3	4	4	4	4	5	4
X, Y et cercles	1	1	2	2	3	3	4	4	5	4	4
	2	1	2	2	3	4	3	4	4	4	5
	3	1	1	2	3	3	4	4	4	5	4
Moyenne		1	1,56	1,78	2,67	3,11	3,22	3,33	3,44	3,67	3,67

Tableau 4. – Score en fonction du nombre d'enregistrements pour différents symboles

Les résultats montrent une progression générale des scores à mesure que le nombre d'enregistrements augmente, atteignant une moyenne de 3,67/5 après 9 et 10 essais. L'utilisation

d'un seul échantillon a produit le score minimal dans toutes les conditions, démontrant qu'un certain nombre d'échantillons est nécessaire pour évaluer correctement l'écriture. Le choix final a donc été de réaliser 10 enregistrements par condition par symbole, permettant un suivi des données plus simple et une nomenclature plus claire lors des analyses ultérieures que si l'on utilisait 9 enregistrements.

4.1.4. L'amplitude de mouvement

Pour optimiser l'amplitude de mouvement d'écriture, nous avons testé différentes configurations, en particulier en ce qui concerne les mouvements sur les axes X et Y, les diagonales, ainsi que les cercles tracés dans les deux sens (horaire et antihoraire) (Tableau 5). L'objectif était de déterminer l'amplitude optimale de mouvement que chaque configuration pouvait enregistrer.

Amplitude (cm)	2	4	6	8	10	12	14	16	18	Distance maximale retenue
SYMBOLES	Lignes X	2	4	4	5	5	5	4	4	14 cm
	Lignes Y	3	3	3	5	2	2	3	2	8 cm
	Diagonales /	1	2	4	4	5	5	5	3	16 cm
	Diagonales \	2	3	3	4	4	5	5	4	14 cm
	Cercles horaire	1	2	2	2	3	2	2	1	10 cm
	Cercles anti-horaire	2	2	3	4	4	5	3	3	12 cm

Tableau 5. – Score en fonction de la distance d'écriture pour différents symboles

Les résultats, présentés dans le Tableau 5 ci-dessus, montrent des variations significatives selon les types de mouvements. En effet, les cercles sont généralement moins bons afin de prédire l'écriture, en particulier lors de l'écriture d'un cercle en sens horaire. Ces informations nous permettent donc d'établir une limite selon les différents axes, en sachant que le mouvement devait se faire dans les deux directions par rapport à un centre 0. Les amplitudes idéales sont donc de 14 cm sur l'axe des X, 8 cm sur l'axe des Y, 16 cm pour la diagonale /, et 14 cm pour la diagonale \.

Les cercles présentaient une limite donnant au maximum un score moyen entre 10 et 12 cm de diamètre. Il est à noter qu'il s'agit de l'écriture limite et confortable du participant.

4.1.5. La vitesse d'écriture

Pour optimiser la vitesse d'écriture, j'ai effectué six tests à trois vitesses différentes : lent (correspondant à une vitesse de dessin), moyen (correspondant à une vitesse d'écriture normale), et rapide (correspondant à une vitesse de signature). Chaque test a été réalisé en associant aléatoirement un nombre d'échantillons provenant de chacune de ces vitesses pour obtenir un total de six échantillons par test. Ces échantillons ont ensuite été évalués et un score d'écriture leur a été attribué. Le Tableau 6 ci-dessous présente l'ensemble des résultats des combinaisons de vitesse et les scores obtenus. L'objectif principal de cette démarche est de déterminer une vitesse optimale de l'écriture lors des enregistrements pour garantir la meilleure qualité des signaux.

	Vitesse Lente	Vitesse Moyenne	Vitesse Rapide	Score Likert	Score Lent	Score Moyen	Score Rapide
Nombre d'échantillons	6	0	0	3	3,00	NA	NA
	5	1	0	3	2,50	0,50	NA
	5	0	1	3	2,50	NA	0,50
	4	1	1	3	2,00	0,50	0,50
	4	2	0	3	2,00	1,00	NA
	4	0	2	2	1,33	NA	0,67
	3	3	0	4	2,00	2,00	NA
	3	0	3	2	1,00	NA	1,00
	3	2	1	4	2,00	1,33	0,67
	3	1	2	3	1,50	0,50	1,00
	2	2	2	4	1,33	1,33	1,33
	2	1	3	3	1,00	0,50	1,50
	2	3	1	5	1,67	2,50	0,83
	2	4	0	5	1,67	3,33	NA
	2	0	4	2	0,67	NA	1,33
	1	5	0	5	0,83	4,17	NA
	0	5	1	4	NA	3,33	0,67
	1	0	5	2	0,33	NA	1,67
	0	1	5	2	NA	0,33	1,67
	1	2	3	3	0,50	1,00	1,50
	1	3	2	4	0,67	2,00	1,33
	1	4	1	5	0,83	3,33	0,83
	0	4	2	5	NA	3,33	1,67
	1	1	4	2	0,33	0,33	1,33
	0	2	4	3	NA	1,00	2,00
	0	6	0	5	NA	5,00	NA
	0	3	3	4	NA	2,00	2,00
	0	0	6	2	NA	NA	2,00
Total	56	56	56	95	29,7	39,3	26,0

Tableau 6. – Score en fonction de la vitesse d'écriture pour six échantillons

Le score total obtenu pour les tests réalisés à vitesse lente est de 29,7, à vitesse moyenne de 39,3, et à vitesse rapide de 26. Le score le plus élevé étant celui associé à la vitesse d'écriture moyenne, c'est cette vitesse qu'il faudrait tenter de viser lors des tests d'écriture. Il est donc recommandé de respecter une vitesse d'écriture normale et d'éviter d'accélérer trop rapidement, avec une préférence pour un léger ralentissement plutôt que pour une accélération.

Cette information servira de ligne de base pour la méthode, démontrant que les meilleurs résultats pour ce type de travail sont obtenus avec une vitesse d'écriture normale, bien que les symboles utilisés s'apparentent davantage à des dessins. En respectant cette vitesse, on assure une meilleure précision et une meilleure qualité des enregistrements, essentiels pour les analyses ultérieures.

4.1.6. Les symboles d'écriture

Afin d'évaluer les symboles d'écriture les plus efficaces pour atteindre le meilleur score possible, un test combinatoire des différents symboles a été réalisé (Tableau 7). Pour cela, des combinaisons de 1, 2 ou 3 types de mouvement ont été sélectionnés aléatoirement parmi un ensemble de 10 enregistrements. Chaque combinaison inclut un total de six échantillons et chaque combinaison était différente. Un total de sept configurations différentes a été testées. Les catégories de symboles incluaient :

- 1— Des lignes X et Y
- 2— Des lignes diagonales
- 3— Des cercles réalisés dans les deux sens (horaire et antihoraire).

		Nombre d'échantillon par combinaison							Total
Type de mouvement	X et Y	6	0	0	2	3	3	0	
	Diagonales	0	6	0	2	3	0	3	14
	Cercles	0	0	6	2	0	3	3	14
Score Likert	3	3	1	3	5	2	3	20	
Score spécifique	X et Y	3	NA	NA	1	2,5	1	NA	7,5
	Diagonales	NA	3	NA	1	2,5	NA	1,5	8
	Cercles	NA	NA	1	1	NA	1	1,5	4,5

Tableau 7. – Score en fonction du type de mouvement pour six échantillons

Le meilleur score était obtenu lors de la réalisation de lignes X Y ainsi qu'avec des lignes diagonales en parts égales. Les cercles semblent ne pas offrir de score très élevé (maximum de 3/5) et diminuent les performances lorsque combinés avec les deux autres types de symboles. Les cercles ne seront donc pas inclus dans les tests ultérieurs afin d'éviter de diminuer la force des modèles.

4.2. Détection du mouvement

Au total, 120 enregistrements ont été réalisés, soit 40 pour chacune des trois positions, répartis également entre quatre orientations d'écriture : X, Y et les diagonales. Les Figures 9 à 11 illustrent les tracés effectués et enregistrés à l'aide de la tablette graphique. Pour rappel, les positions 1, 2 et 3 correspondent respectivement aux angles d'écriture de -90° , -45° et 0° (Figure 4).

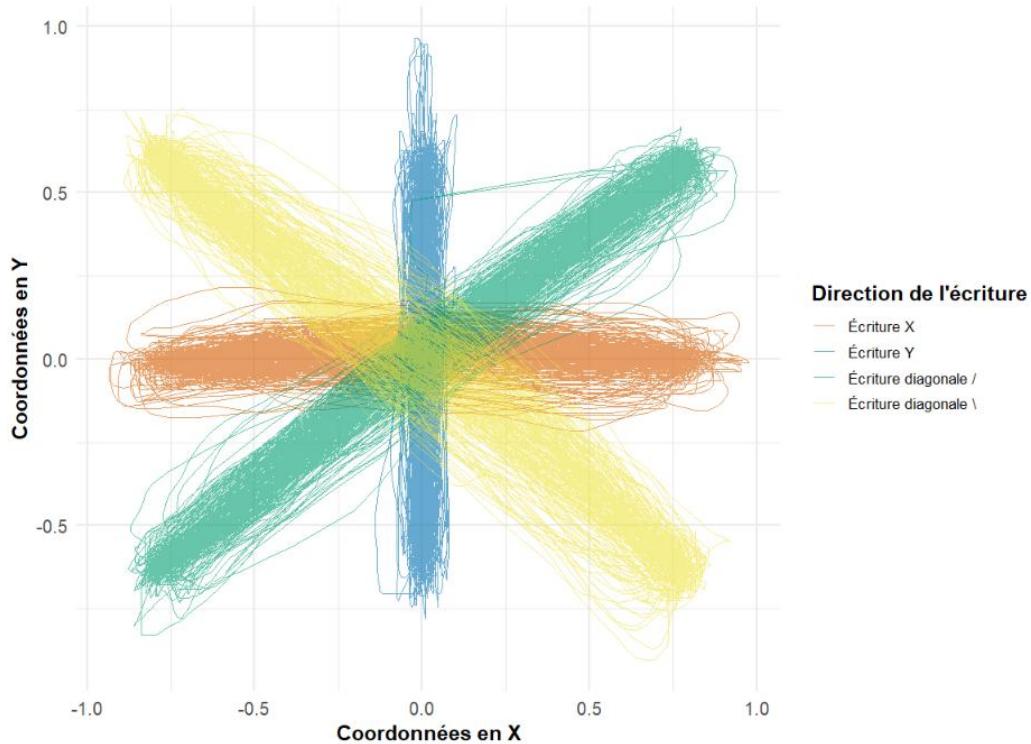


Figure 9. – Ensemble des traits réalisés sur la tablette graphique dans la 1^{re} position (écriture avec un angle de -90°).

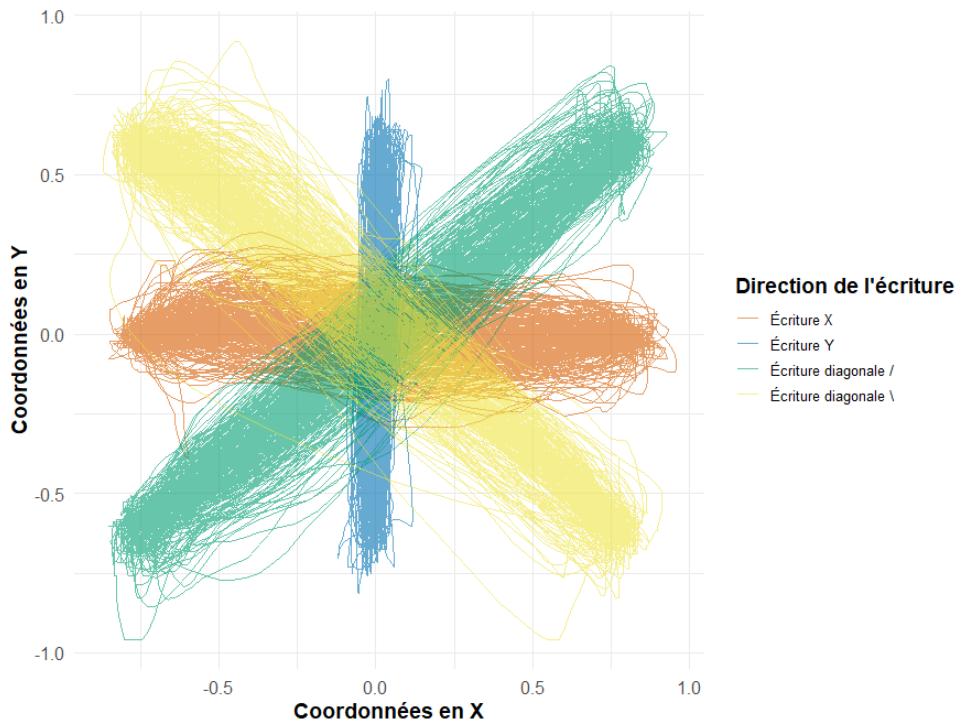


Figure 10. – Ensemble des traits réalisés sur la tablette graphique dans la 2^e position (écriture avec un angle de -45°).

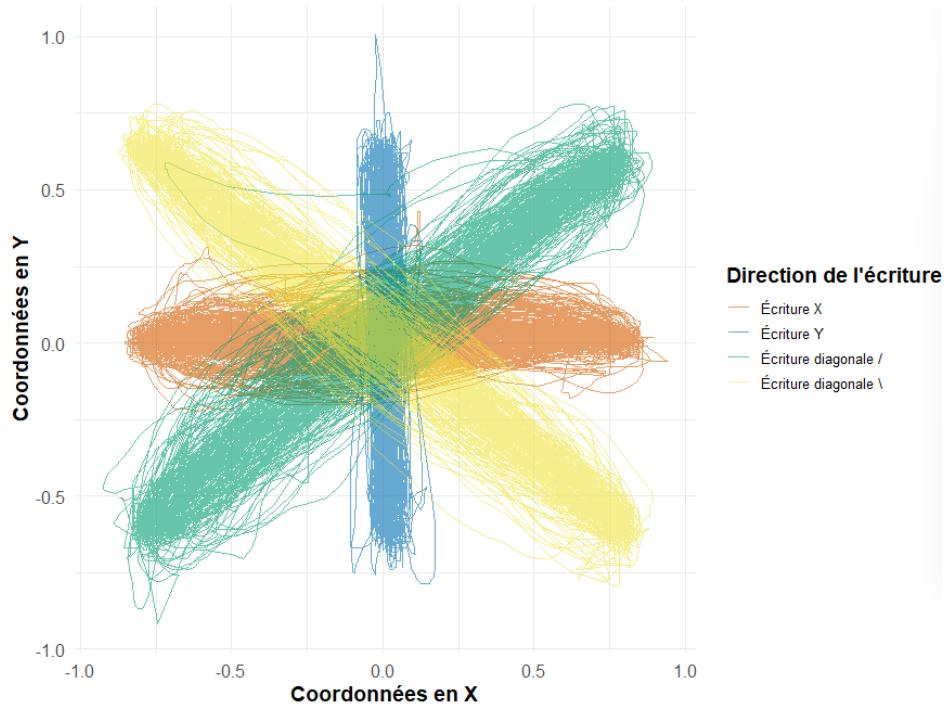


Figure 11. – Ensemble des traits réalisés sur la tablette graphique dans la 3^e position (écriture avec un angle de 0°).

Ces enregistrements issus de la tablette graphique serviront à entraîner les modèles lorsqu'ils seront synchronisés avec les signaux d'activités musculaires. Il s'agit des représentations des enregistrements après le nettoyage des données.

4.3. Analyse de l'écriture sous forme d'image

4.3.1. Comparaison visuelle

La première étape de notre analyse consistait en une comparaison visuelle des tracés d'écritures réalisés sur la tablette pour une condition donnée avec les estimations de tracés d'écriture générées à partir des signaux EMG issus des trois modèles (Figures 12 à 14); chaque modèle représentant le cliché d'une condition d'écriture. Nous avons déterminé qu'une analyse visuelle permettrait d'obtenir un aperçu préliminaire et intuitif des performances des modèles.

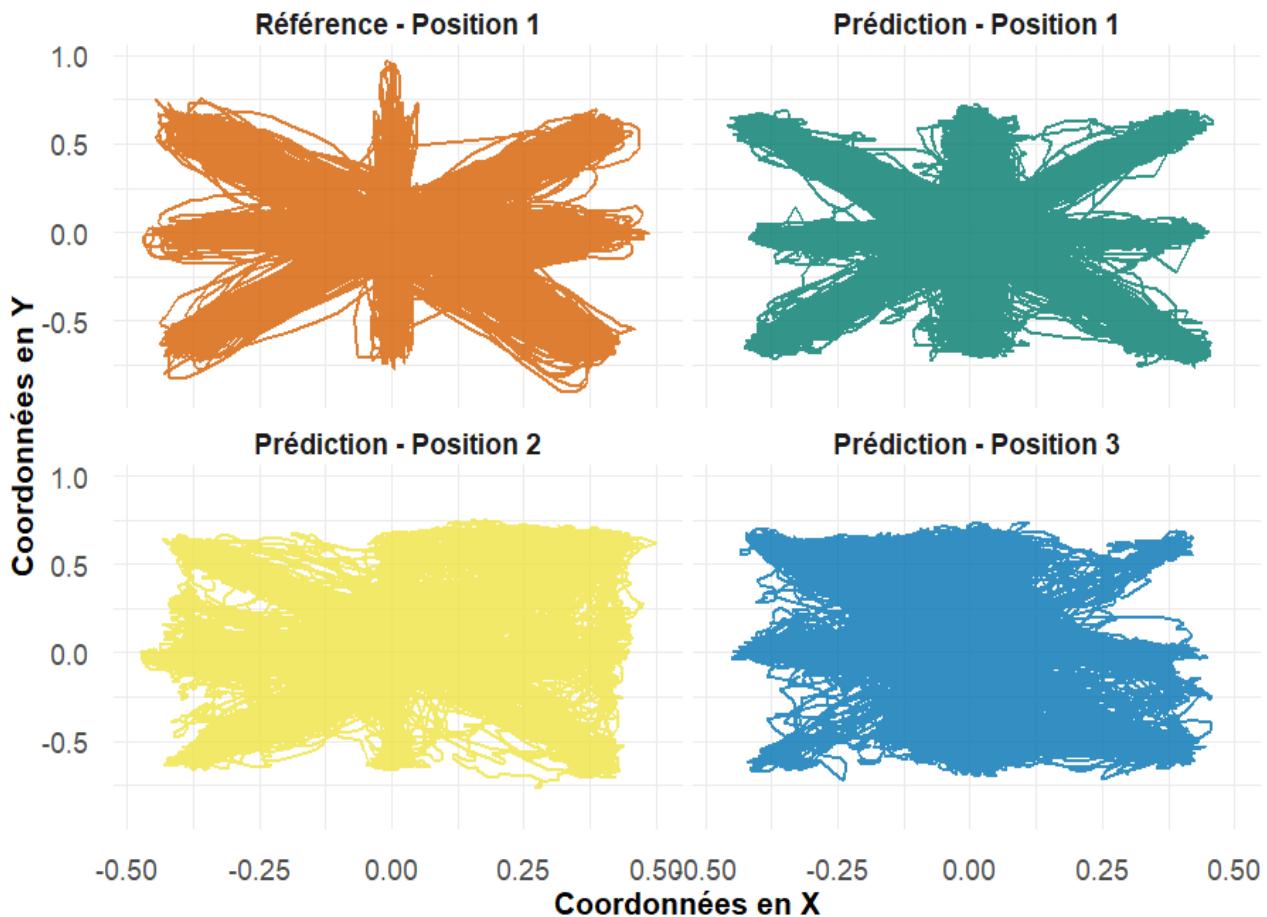


Figure 12. – Différence entre l'écriture enregistrée en position 1 et les traits générés par les trois modèles

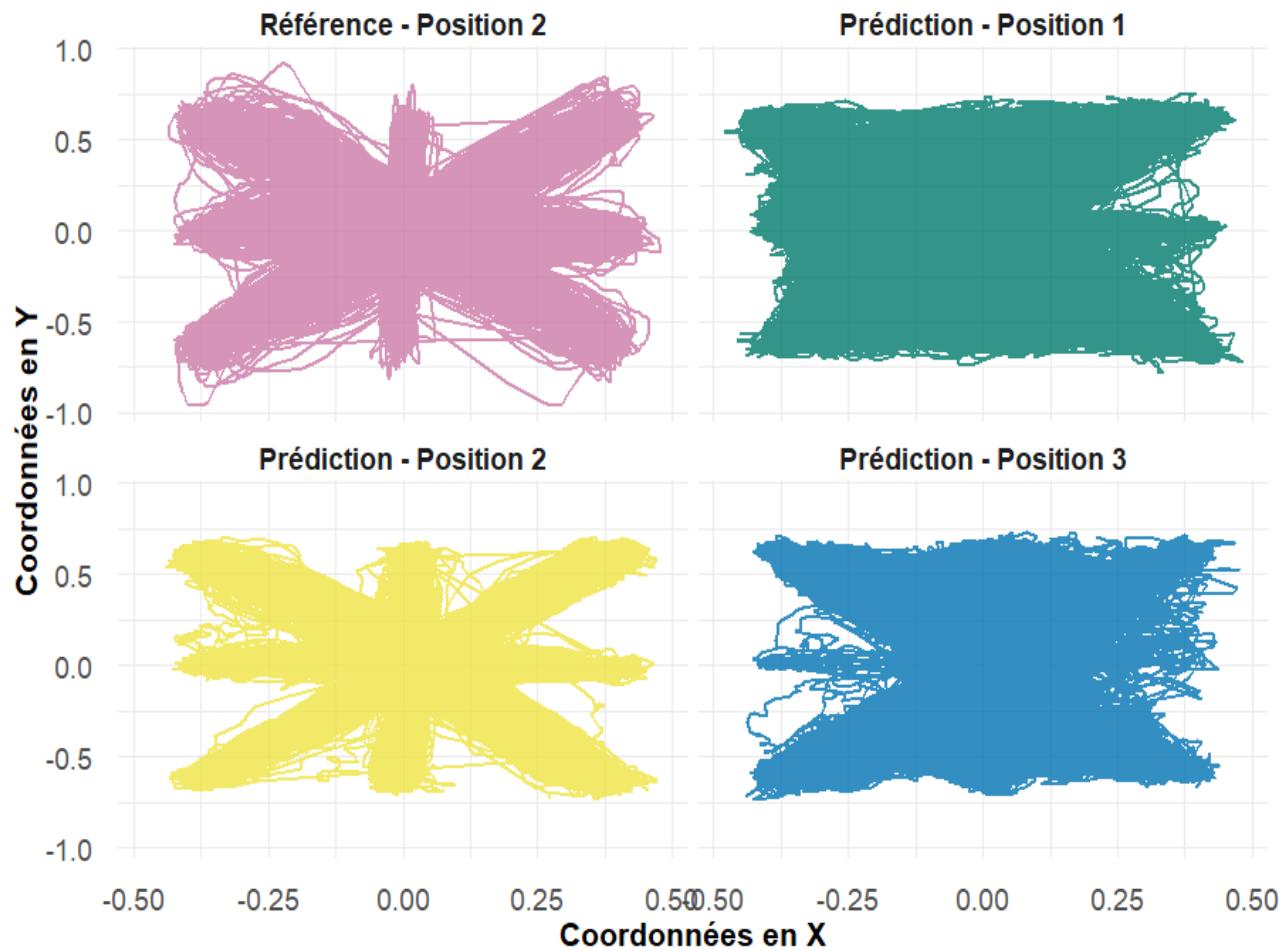


Figure 13. – Différence entre l’écriture enregistrée en position 2 et les traits générés par les trois modèles

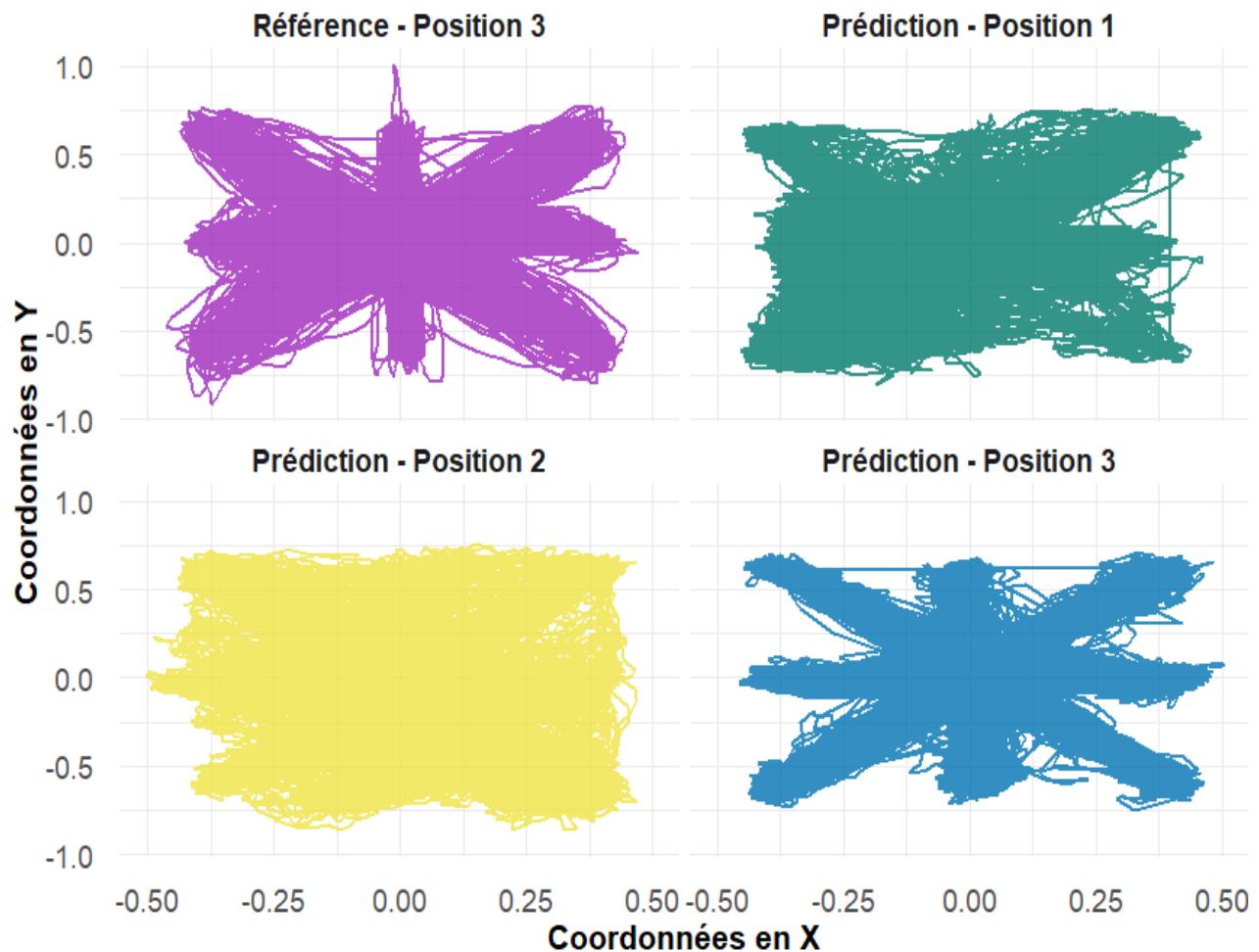


Figure 14. – Différence entre l’écriture enregistrée en position 3 et les traits générés par les trois modèles

Les Figures 12 à 14 illustrent les différences entre un trait d’écriture original (Référence) pour une position donnée et les tracés d’écritures estimées correspondants générés par chacun des trois modèles. Cette comparaison permet d’évaluer qualitativement la fidélité de chaque modèle à reproduire l’écriture originale, en observant notamment la cohérence des formes, des courbures et de l’alignement. Par exemple pour la Figure 12, il est facile d’observer que le modèle 1 est plus fidèle que les deux autres pour estimer des tracés d’écriture de la position 1. C’est normal puisque ce modèle est le cliché de la position 1. Cette même observation apparaît dans les Figures 13 et 14. À l’aide de cette méthode visuelle, nous ne pouvions cependant pas discriminer systématiquement les modèles sur la base de l’image générée.

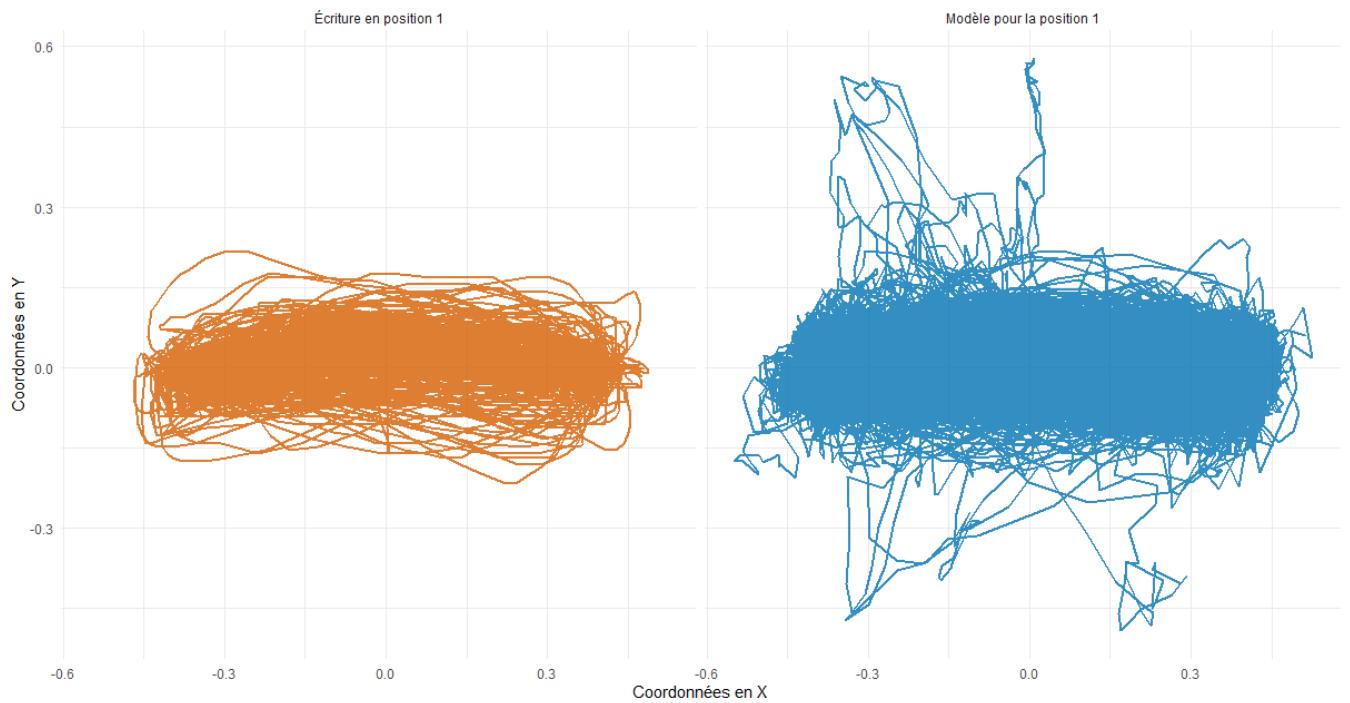


Figure 15. – Différence entre les traits d’écriture originaux et ceux générés par le modèle

La Figure 15 présente une comparaison plus spécifique, montrant les différences entre dix traits horizontaux d’écriture originaux de la position 1 et les dix traits horizontaux estimés par le modèle de la position 1. Cette figure vise à visualiser la variabilité du modèle lorsqu’il est soumis à des échantillons répétés, et à observer si des tendances émergent ou si des anomalies se manifestent dans les traits reproduits. L’ajout d’échantillon semble diminuer notre capacité à isoler des anomalies ou des différences et permet d’observer une structure plus homogène sur l’ensemble de l’échantillon d’écriture. Dans ce cas de figure, on observe visuellement que le modèle fournit des estimés fidèles à l’écriture réalisée sur la table à partir des signaux EMG.

4.3.2. SSIM

Pour évaluer la fidélité de l’écriture prédite par notre modèle par rapport à l’écriture d’origine, nous avons utilisé le calcul de similarité SSIM (Figure 16). Cet indice, qui varie entre 0 et 1, mesure la similitude entre deux images en se basant sur différents critères, tels que la luminance, le contraste, et la structure. En effectuant ce test de comparaison entre une image de l’écriture produite et une écriture virtuelle, il est possible d’obtenir un score permettant d’évaluer la ressemblance d’une écriture à celle créée à partir des trois modèles.

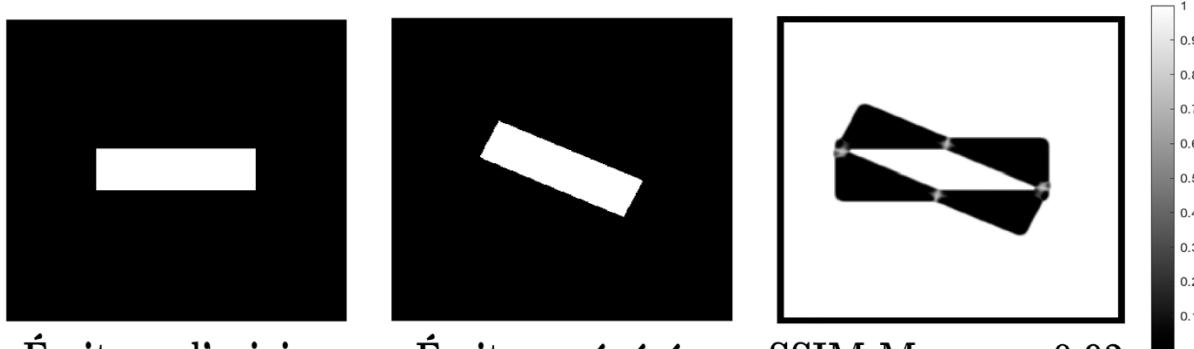


Figure 16. – Exemple de comparaison d’image par SSIM

La Figure 16 illustre un exemple de comparaison d’images où l’écriture d’origine (Image 1) est comparée à celle générée par le modèle (Image 2). L’image 3 présente le résultat du SSIM, accompagné d’un score de similarité visuelle. Plus le score est élevé, plus la ressemblance est forte. Si la comparaison était parfaite, la superposition des deux écritures effacerait toute différence, donnant l’apparence d’un carré blanc.

Le processus d’analyse commence par la comparaison d’un échantillon d’écriture donné avec tous les autres échantillons au sein d’une même variable, ici la direction de l’écriture (par exemple, horizontal), indépendamment de la position du coude lors de l’écriture (Tableau 8). Le but est de vérifier si le score de similitude le plus élevé correspond à l’échantillon réel, c’est-à-dire celui ayant la même position et direction d’écriture. Si le score de similitude maximal correspond bien à l’échantillon correct, un bon score est attribué. Si, en revanche, le score le plus élevé est associé à une mauvaise position, un score négatif est donné. Une fois les comparaisons réalisées pour toutes les directions d’écriture (X, Y et les deux diagonales), un pointage est calculé, et ce score est remis sur 100 % pour évaluer l’exactitude de la méthode.

Ce processus d’analyse peut être comparé à la recherche d’une carte spécifique dans un jeu de cartes où les cartes sont très abimées. Imaginez que chaque échantillon ou image d’écriture représente une carte, et que la couleur de la carte (cœur, carreau, trèfle ou pique) correspond à la direction de l’écriture. Votre objectif est de trouver non seulement une carte avec le numéro le plus proche possible de celle que vous cherchez, mais aussi de la bonne couleur. Si vous recherchez un 8 de cœur, vous allez comparer cette carte à toutes les autres. Si la meilleure correspondance est un 7 ou un 9 de cœur, vous avez trouvé la bonne couleur et un numéro proche, ce qui vous donne

un bon score. En revanche, si le meilleur match est un 8 de carreau, même si le numéro est très similaire, la couleur est incorrecte, ce qui vous donne un score négatif.

Ensuite, après avoir évalué chaque direction individuellement, les résultats de ces comparaisons sont combinés, et la méthode est répétée en intégrant toutes les directions d'écriture. Cette étape permet de tester si la méthode peut encore différencier correctement les positions lors de l'écriture lorsque toutes les directions sont prises en compte simultanément. Comme cette approche est plus complexe, les scores sont généralement plus faibles. Enfin, une moyenne globale est calculée pour résumer les performances de la méthode dans l'ensemble des comparaisons.

Une fois ces étapes réalisées pour les images générées à partir de tablettes graphiques, la procédure est répétée pour les clichés d'écriture, en suivant exactement le même processus pour chaque échantillon.

Score d'exactitude des images capturées par la tablette graphique (%)						
		Direction de l'écriture				Toutes variables confondues
		X	Y	Diagonale /	Diagonale \	
Position	1	96	36	84	42	64,5
	2	52,73	74,55	65,45	40	58,18
	3	67,27	40	65,45	47,27	55
Score d'exactitude des images générées par les clichés issus de l'EMG (%)						
		Direction de l'écriture				Toutes variables confondues
		X	Y	Diagonale /	Diagonale \	
Position	1	100	81,82	92,73	100	93,64
	2	81,82	89,09	83,64	87,27	85,45
	3	78,18	72,73	80	100	82,73

Tableau 8. – Tableau des résultats du SSIM

Les résultats obtenus avec les images capturées par tablette graphique montrent une grande variabilité des scores, allant de 40 % à 96 %, avec un score global de 59,23 %. Cette variabilité

reflète les difficultés de la méthode à différencier les traits d’écriture lorsque les images sont capturées par une tablette graphique uniquement. La précision diminue surtout lorsque toutes les directions d’écriture sont combinées, ce qui suggère que cette approche n’est pas aussi robuste pour capturer les variations d’écriture dans des conditions plus complexes.

En revanche, les résultats obtenus avec les clichés d’écriture dans les trois positions sont nettement plus élevés et stables. Les scores varient de 80 % à 100 %, avec un score global de 87,27 %, ce qui témoigne d’une meilleure capacité de discrimination des positions de l’approche par clichés issus des signaux EMG. L’utilisation des clichés permet de maintenir des performances élevées même lorsque les directions d’écriture sont combinées. Cela montre que les clichés à travers les signaux EMG capturent plus fidèlement les caractéristiques structurelles de l’écriture et permettent de mieux distinguer des écritures effectuées dans des positions différentes.

4.3.3. IMMSE

La seconde technique de comparaison d’image que nous avons utilisée est l’Indice de l’Erreur Quadratique Moyenne. Les résultats sont présentés dans le Tableau 9. Contrairement au SSIM, qui évalue la similitude globale entre deux images, l’IMMSE se concentre sur la différence d’erreur pixel par pixel entre l’image originale et l’image générée. Plus l’erreur est minime, meilleure est la ressemblance entre les deux images, indiquant que le modèle a réussi à reproduire fidèlement l’écriture.

Le processus d’analyse est identique à celui employé pour le SSIM : on commence par la comparaison de chaque échantillon avec tous les autres échantillons au sein d’une même variable, suivie de la combinaison des résultats et du calcul d’une moyenne globale pour évaluer la performance des méthodes.

Score d'exactitude des images capturées par la tablette graphique (%)						
		Direction de l'écriture				
		X	Y	Diagonale /	Diagonale \	Ensemble des 4 directions
Position	1	92,72	38,18	87,27	81,82	70
	2	80	56,36	63,64	47,27	61,82
	3	72,73	47,27	85,45	58,18	65,91
Score d'exactitude des images générées par les clichés issus de l'EMG (%)						
		Direction de l'écriture				
		X	Y	Diagonale /	Diagonale \	Ensemble des 4 directions
Position	1	100	83,64	90,91	94,55	92,27
	2	80	89,09	72,73	89,09	82,73
	3	100	100	100	100	100

Tableau 9. – Tableau des résultats de l'IMMSE

Les résultats obtenus avec les images générées par tablette graphique montrent une variabilité similaire à celle observée avec le SSIM, avec des scores allant de 47,27 % à 92,72 %, et un score global de 65,91 %. Ces résultats révèlent les mêmes difficultés à maintenir une précision élevée, surtout lorsque toutes les directions d'écriture sont combinées.

En revanche, les résultats obtenus avec les clichés d'écriture sont nettement plus constants et précis. Les scores varient encore une fois entre 80 % et 100 %, mais cette fois avec un score global de 91,67 %, confirmant une fois de plus que l'utilisation des clichés issus des signaux EMG offre une meilleure précision dans la capture des caractéristiques structurelles de l'écriture, peu importe la direction de l'écriture ou la position du coude lors de l'écriture.

4.4. Analyse de l'écriture sous forme de données

L'analyse de l'écriture par caractéristiques extraites se concentre sur la transformation des données visuelles en un ensemble de données quantifiables, permettant une évaluation détaillée des différences entre les échantillons d'écriture. Cette approche, complémentaire à l'analyse d'image,

se rapproche de la méthodologie des experts en écriture et devrait offrir de meilleurs résultats puisqu'elle permet de faire ressortir les variations subtiles de l'écriture. Les caractéristiques d'écriture, issues de la littérature et extraites de manière automatique sur le logiciel R après les phases de nettoyage des données, sont présentées dans le Tableau 10. Comme évoqué dans la section 3.4.2.2, les caractéristiques d'écriture ainsi extraites ont été évaluée à l'aide de trois manières distinctes décrites dans les sections suivantes : l'analyse en composantes principales et l'analyse de la corrélation. Les données utilisées pour extraire les caractéristiques sont les données réelles des 120 enregistrements effectués sur la tablette, ainsi que les données générées à l'aide des clichés des trois positions.

ID	Nom	ID	Nom	ID	Nom
1	Temps total (s)	25	Angle de direction en fin de trait	49	Rapport acc. médiane X/Y
2	Nombre de levées de plume	26	Angle de direction au milieu du trait	50	Rapport acc. maximale X/Y
3	Nombre d'arrêts de mouvement	27	Vitesse moyenne	51	Tremblement (jerk) moyen
4	Temps avec une plume levée	28	Vitesse médiane	52	Tremblement médian
5	Temps avec une plume déposée	29	Vitesse maximale	53	Tremblement maximal
6	Longueur totale	30	Vitesse moyenne en X	54	Tremblement moyen en X
7	Largeur totale	31	Vitesse médiane en X	55	Tremblement médian en X
8	Rapport de largeur sur la longueur	32	Vitesse maximale en X	56	Tremblement maximal en X
9	Aire totale d'écriture	33	Vitesse moyenne en Y	57	Tremblement moyen en Y
10	Coordonnée de premier contact (X)	34	Vitesse médiane en Y	58	Tremblement médian en Y
11	Coordonnée de premier contact (Y)	35	Vitesse maximale en Y	59	Tremblement maximal en Y
12	Coordonnée de premier contact (Z)	36	Rapport de vitesse maximale X/Y	60	Rapport de tremb. moyen X/Y
13	Coordonnée de dernier contact (X)	37	Rapport de vitesse médiane X/Y	61	Rapport de tremb. médian X/Y
14	Coordonnée de dernier contact (Y)	38	Rapport de vitesse moyenne X/Y	62	Rapport de tremb. maximal X/Y
15	Coordonnée de dernier contact (Z)	39	Accélération moyenne	63	Pression maximale sur l'axe des X
16	Coordonnée centrale du trait (X)	40	Accélération médiane	64	Pression maximale sur l'axe des Y
17	Coordonnée centrale du trait (Y)	41	Accélération maximale	65	Centre de gravité en X
18	Coordonnée centrale du trait (Z)	42	Accélération moyenne en X	66	Centre de gravité en Y
19	Distance totale en X	43	Accélération médiane en X	67	Nombre de changement de direction
20	Distance totale en Y	44	Accélération maximale en X	68	Position lors de l'écriture
21	Distance totale	45	Accélération moyenne en Y	69	Direction de l'écriture
22	Rapport de distance X sur Y	46	Accélération médiane en Y	70	Ordre traitement
23	Angle de direction générale	47	Accélération maximale en Y	71	Ordre d'enregistrement
24	Angle de direction en début de trait	48	Rapport acc. moyenne X/Y		

Tableau 10. – Tableau des caractéristiques extraites

Toutes ces données ont été extraites de manière automatisée à l'aide du programme R Studio et ont servi à créer une base de données utilisée seulement pour les sections 4.4.1 et 4.4.2.

4.4.1. PCA

L'analyse en composantes principales permet de réduire le nombre de dimensions d'un jeu de données tout en conservant un maximum d'informations pertinentes. En représentant graphiquement l'influence des différentes composantes, il devient possible de visualiser le pouvoir de différenciation des données (Figure 17). Cette méthode simplifie l'analyse tout en préservant les éléments essentiels. Pour évaluer l'efficacité de la PCA, il est crucial de mesurer la proportion de la variance totale expliquée par les composantes. Plus les composantes principales expliquent une grande part de la variance totale, plus elles permettent de résumer efficacement les données. Cependant, cela ne garantit pas nécessairement une séparation claire entre les groupes, car ces composantes peuvent refléter des tendances générales, comme une dégradation, plutôt que des distinctions spécifiques entre les catégories.

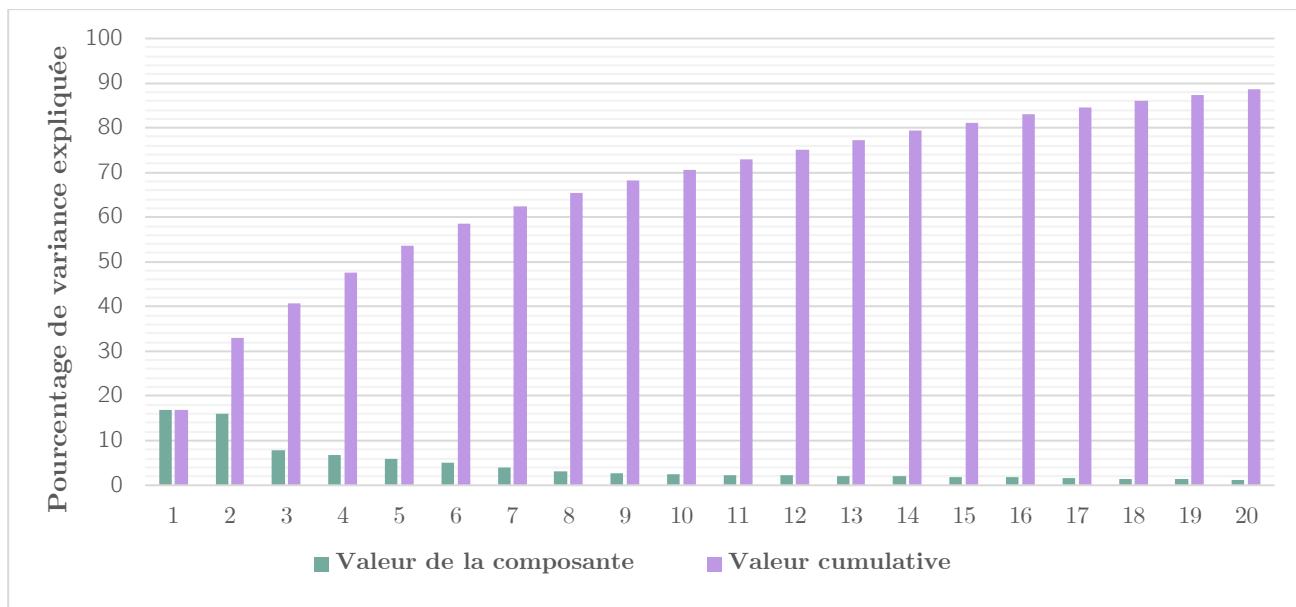


Figure 17. – Graphique de la variance expliquée en fonction du nombre de composantes

Comme nous pouvons le constater, au moins 15 composantes sont nécessaires pour expliquer au moins 80 % de la variance, ce qui est élevé pour ce type d'analyse. Seules les cinq premières composantes expliquent plus de 5 % de la variance. En analysant ces données, il est possible d'observer une séparation en fonction de la direction de l'écriture (Figure 18), ce qui n'est

pas surprenant étant donné que cette variable semble exercer une grande influence sur le rendu final de l'écriture.

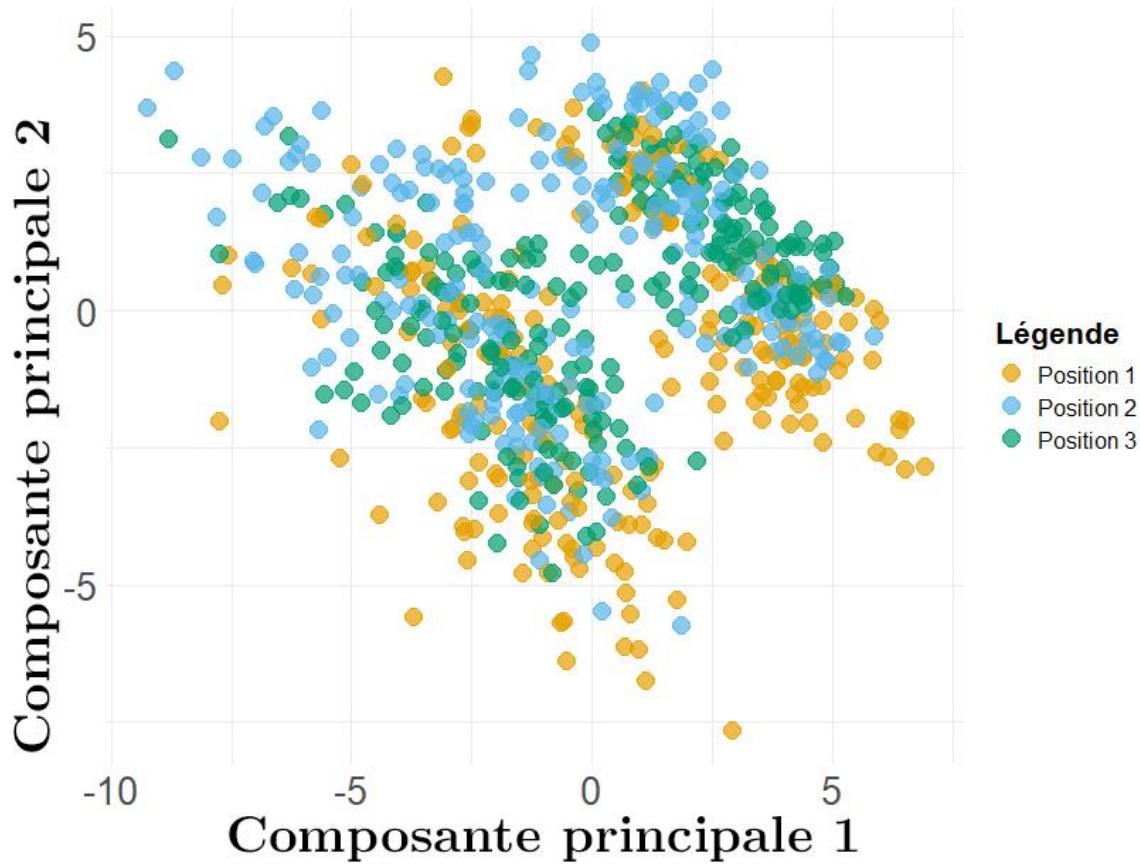


Figure 18. – Représentation sous données PC1 et PC2

Malheureusement, il est difficile de différencier clairement les groupes de données lorsqu'on cherche à séparer les positions d'écriture. Cette méthode ne semble donc pas la plus appropriée pour évaluer l'ampleur de la variabilité induite par le changement de position. Cela suggère que la variabilité liée aux positions est moins importante que celle liée à l'orientation de l'écriture. Il est donc nécessaire d'examiner la représentation d'une PCA en fonction du modèle d'écriture, de la position et de la direction d'écriture (Figure 19) pour approfondir notre analyse.

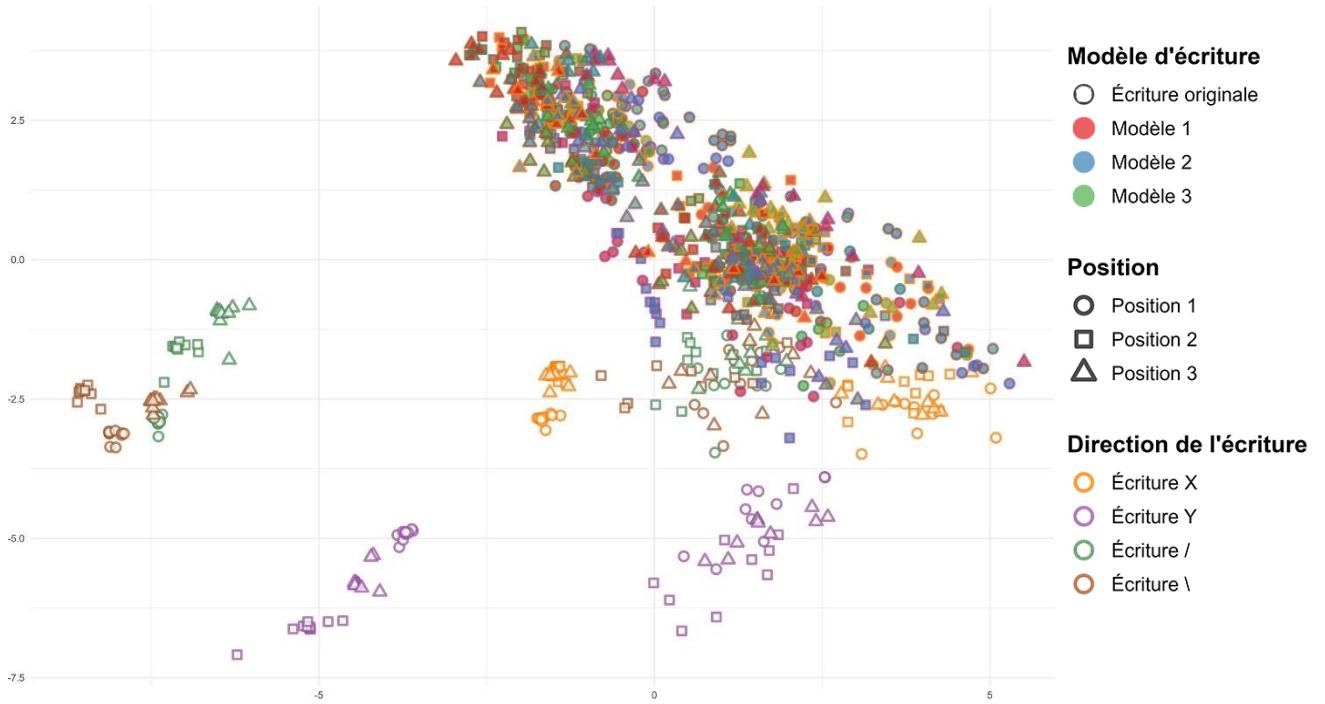


Figure 19. – Représentation par PCA de toutes les données

En utilisant cette technique, on peut facilement distinguer les données produites par les modèles (centres des points colorés) des données réelles (centres des points blancs). Cela confirme qu'il existe une différence entre les écritures générées par les modèles et les écritures réelles, même si cette distinction était difficile à faire en se basant uniquement sur l'image. Cette méthode présente donc un avantage par rapport à l'analyse par image, car les caractéristiques extraites permettent une meilleure discrimination entre une écriture virtuelle et une écriture réelle.

4.4.2. Analyse de la corrélation

L'analyse de la corrélation permet d'établir des liens entre les différentes variables extraites. Si deux variables sont parfaitement corrélées, cela peut indiquer une influence directe d'un facteur sur un autre, ou simplement que les deux variables véhiculent la même information, n'apportant ainsi aucun avantage supplémentaire en termes d'analyse. Il est donc essentiel de limiter l'inclusion de variables redondantes pour éviter d'alourdir les calculs computationnels avec des données non pertinentes. L'analyse de la corrélation produit une matrice ou un tableau de 71 x 71, ce qui peut rendre l'interprétation difficile. C'est pourquoi nous présentons ici un tableau résumé (Tableau 11) des observations les plus pertinentes que nous avons identifiées. Aussi, nous n'avons pas considéré

les relations certaines. Par exemple, le temps de levée de plume est inversement proportionnel au temps déposé. Cette corrélation n'apportera donc aucune information supplémentaire. Les variables qui ne présentaient pas de corrélation au-dessus de $\pm 0,75$ n'ont donc pas été présentées ici.

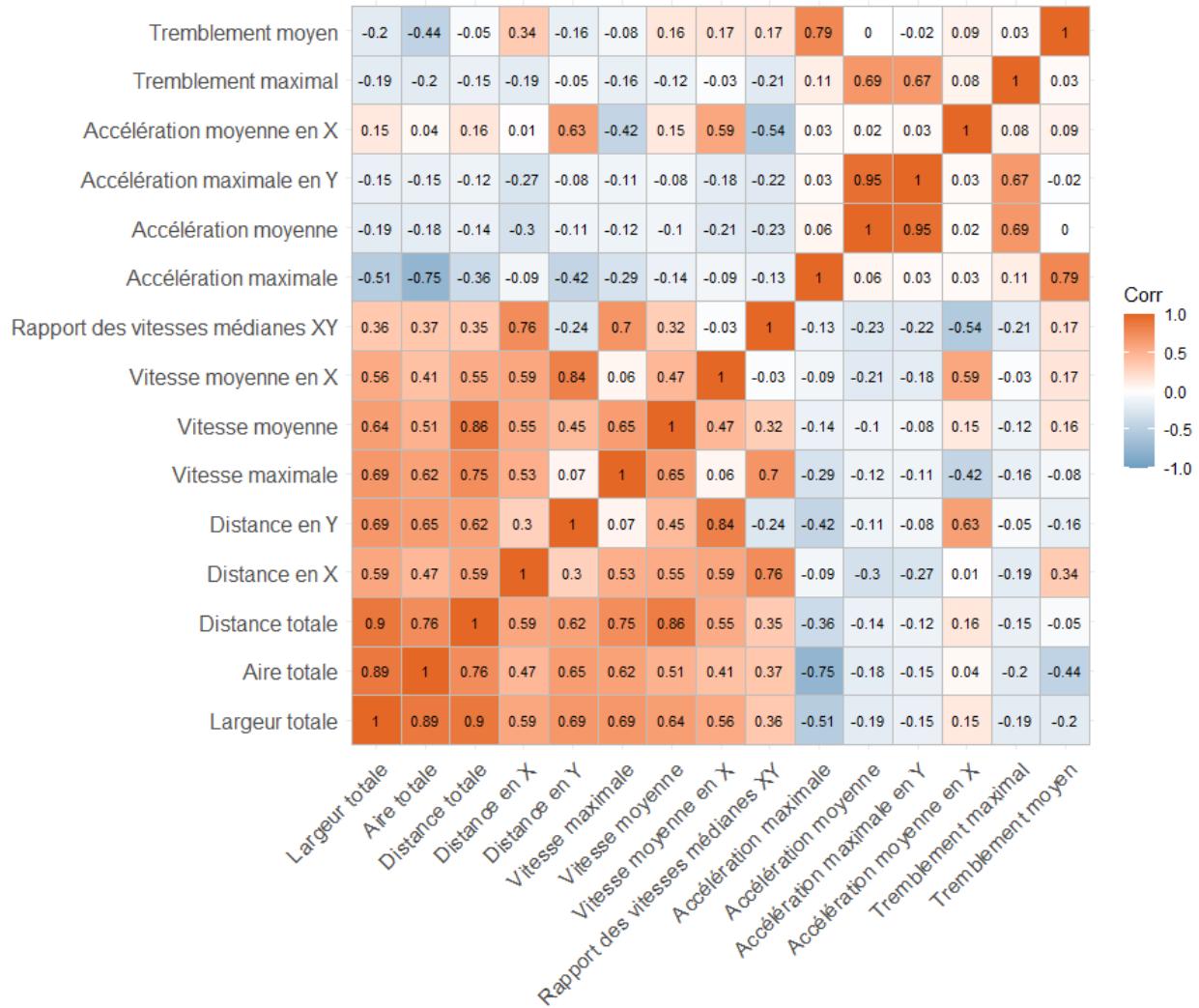


Tableau 11. – Analyse de la corrélation de certaines variables

On observe une forte corrélation positive entre la vitesse maximale et la distance parcourue. Cela signifie que plus la distance parcourue est grande, plus la vitesse maximale augmente. Ainsi, lors des enregistrements, une vitesse très élevée est associée à une plus grande distance parcourue. Ce phénomène ne se limite pas à la vitesse moyenne, mais bien à la vitesse maximale, indiquant que certains essais sont réalisés à une vitesse plus rapide que d'autres, ce qui entraîne des distances

d'écriture plus longues. Les autres corrélations positives significatives concernent la distance et les dérivées temporelles, telles que la vitesse, l'accélération et le jerk. En fonction des variables analysées, une d'entre elles, que ce soit un rapport X/Y, un maximum ou une médiane, influencera positivement d'autres variables à différents degrés.

On observe également une forte corrélation négative entre la vitesse moyenne de l'écriture et le rapport entre la largeur et la longueur des traits. Cela indique que moins les traits sont rectilignes, plus la vitesse maximale est faible. Ce phénomène pourrait s'expliquer par une influence sur l'écriture, ralentissant le mouvement lorsque les traits sont moins bien définis. Cette observation pourrait également traduire une forme de fatigue lors de l'écriture, où plus l'écriture progresse, moins elle est précise et plus le mouvement ralentit.

En conclusion, cette méthode permet de confirmer que plusieurs variables n'ont pas d'influence directe les unes sur les autres. Cette information est pertinente, car les variables non corrélées auront davantage de chances d'expliquer différents aspects de l'écriture, contrairement aux variables fortement corrélées, qui n'apporteraient aucune information supplémentaire.

4.4.3. Classification des modèles

À partir des caractéristiques d'écriture présentées dans le Tableau 10, extraites à partir de la tablette et sur les estimés des modèles issus de l'EMG, il est possible d'effectuer des tests de classification basés sur la méthode de « machine learning » de « Random Forest » pour comparer la performance de détection des positions d'écriture de ces deux approches (tablette vs EMG). La réalisation des modèles de classification nécessite deux phases : une phase d'apprentissage et une phase de test. Pour ce faire, les données disponibles sont divisées en données d'apprentissage et données de test. Afin d'obtenir la Figure 20, nous avons testé les performances de deux approches en fonction de pourcentage de données d'apprentissage utilisé pour construire le modèle. Les résultats de la Figure 20 représentent la moyenne de précision de modèles de classification pour les trois classes (positions à 1 à 3) et pour 20 répétitions de choix de sélection des données d'apprentissage et de test. Notez que, dans cette figure, les 18 premières composantes principales ont été calculées par une PCA et utilisées comme entrées. L'évaluation du nombre de données d'apprentissage démontre la capacité de la méthode à généraliser le problème avec peu de données pour un fonctionnement réaliste ou en temps-réel. Donc plus la méthode performe avec peu de données d'apprentissage, plus la méthode se montre robuste et efficace.

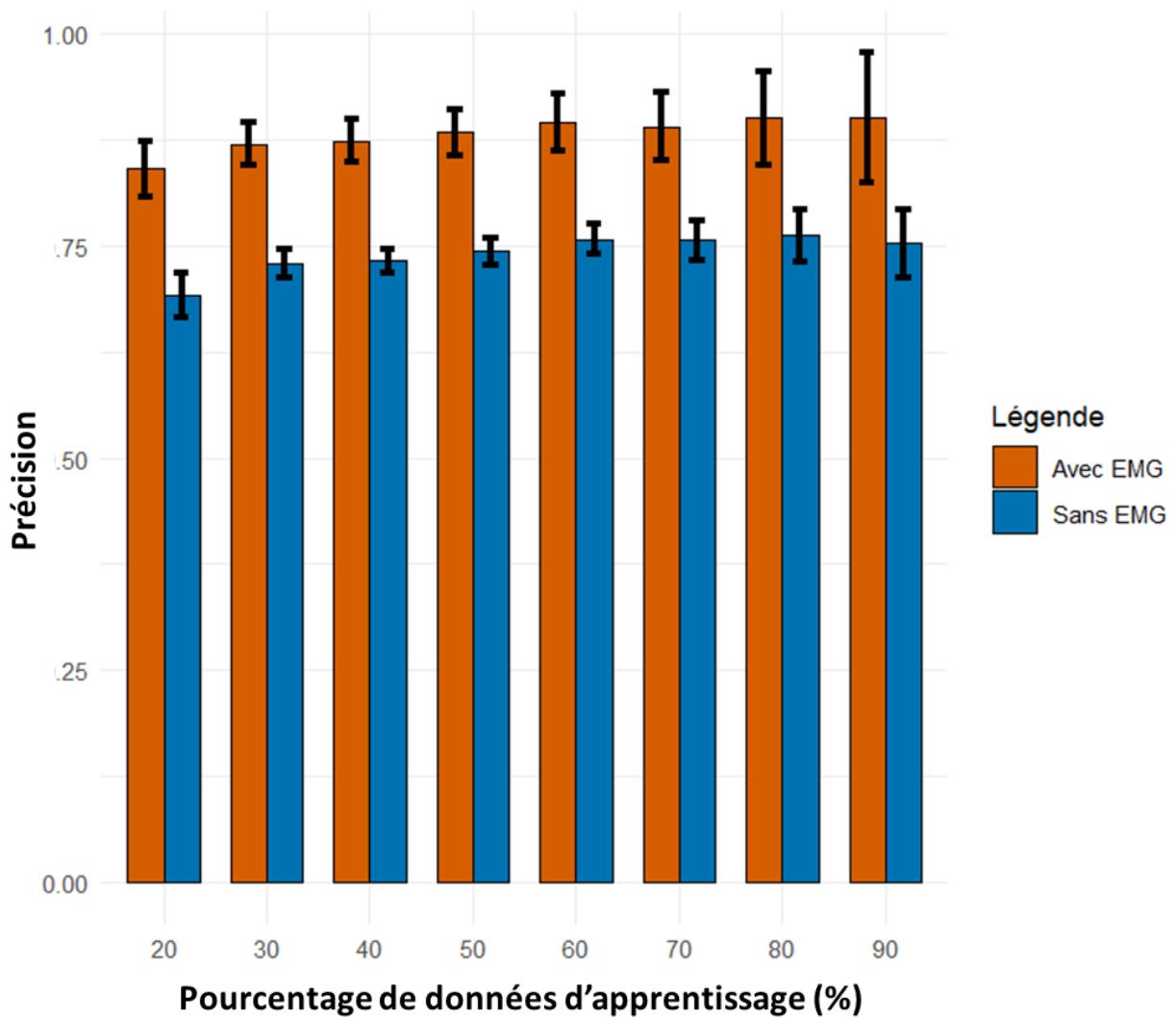


Figure 20. – Précision des données de test des deux méthodes en fonction du pourcentage d'apprentissage

D'après la Figure 20, il est clair que la méthode basée sur l'extraction de caractéristiques offre une précision de détection légèrement supérieure lorsqu'elle utilise des images générées à partir des modèles EMG, comparativement à celle sans EMG, soit celle utilisant uniquement les données issues de la tablette graphique. Ce résultat est observable quel que soit le pourcentage d'apprentissage utilisé. En effet, la méthode basée sur l'EMG parvient à atteindre des scores avoisinant les 90 % d'exactitude, tandis que la méthode des caractéristiques extraites n'atteint en moyenne que 75 %. On remarque en plus que la méthode basée sur l'EMG performe à presque 90 % avec 20 % des données, ce qui montre son haut potentiel à généraliser son comportement. Il

est important de noter qu'un résultat aléatoire dans ce contexte serait de 33 % et non 0 %, ce qui souligne encore davantage l'efficacité de l'approche fondée sur les signaux d'activité musculaire.

Un autre moyen de comparer les deux méthodes consiste à représenter les résultats en fonction du nombre de composantes conservées pour l'analyse, en utilisant le nombre de composantes principales du PCA, tout en maintenant un pourcentage d'apprentissage fixe de 80 % (Figure 21). Cette approche permet d'observer comment la réduction dimensionnelle influence la performance des deux méthodes, offrant ainsi une perspective plus nuancée sur leur efficacité respective en fonction de la complexité des données utilisées.

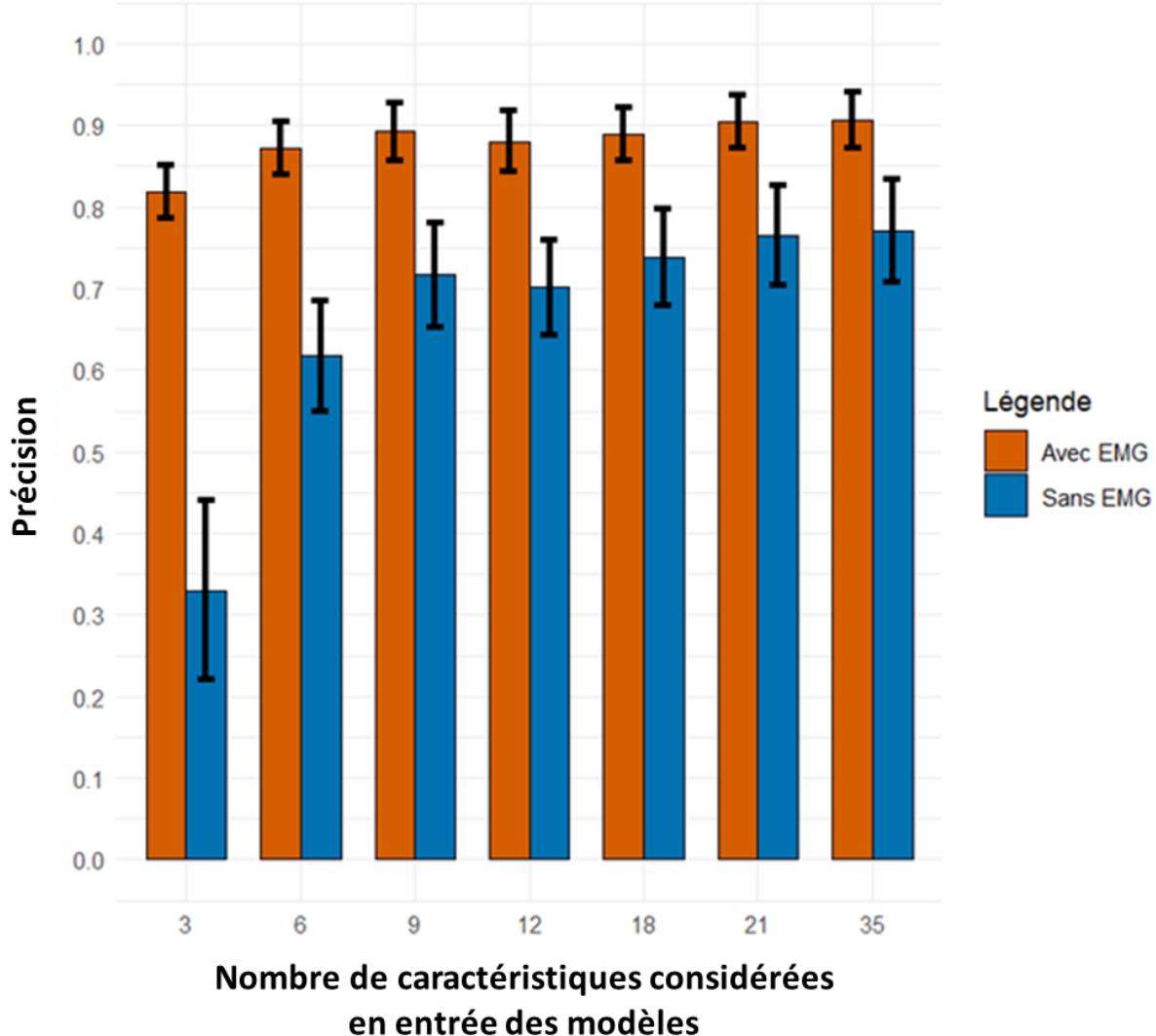


Figure 21. – Précision des données de test de deux méthodes en fonction du nombre de caractéristiques considérées comme entrée

Les résultats montrent un avantage clair de la méthode basée sur l'EMG par rapport à celle basée sur les caractéristiques extraites de la tablette, et ce, de manière encore plus prononcée. Au final, à partir de 35 composantes sélectionnées, les scores atteints sont respectivement de 90 % pour la méthode EMG, contre seulement 75 % pour la méthode basée sur les caractéristiques extraites. Mais le résultat le plus marquant est qu'avec seulement trois caractéristiques la méthode basée sur l'EMG permet de discriminer à plus de 80 % les trois positions d'écriture alors qu'avec la méthode basée sur la tablette, la discrimination des positions est impossible. Ces résultats confirment la supériorité de l'approche basée sur l'EMG, peu importe si l'on travaille avec un nombre élevé ou minimal de composantes, soulignant ainsi sa capacité à capturer des nuances que la méthode traditionnelle ne parvient pas à détecter aussi efficacement.

Chapitre 5 — Discussion

5.1. Sommaire des résultats

Cette étude visait à explorer et à optimiser les méthodes d'enregistrement et d'analyse de l'écriture en utilisant à la fois des caractéristiques d'écriture extraites directement d'une tablette graphique et de modèles d'écriture basés sur des signaux d'activité musculaire. À travers plusieurs phases d'expérimentations, nous avons examiné l'impact des différentes configurations sur la qualité des données d'écriture et leur capacité à être correctement classées.

Dans un premier temps, nous avons travaillé à l'optimisation des paramètres d'enregistrement des signaux EMG. En explorant plusieurs combinaisons de paramètres à l'aide d'une grille Plackett-Burman, nous avons constaté que la sélection optimale des paramètres EMG permettait d'améliorer les performances. Les tests ont montré que, bien que certains paramètres puissent être retirés sans compromettre les résultats (comme dans le test #12), l'utilisation de l'ensemble complet de paramètres permettait d'obtenir des scores maximaux de 99 %. En particulier, les paramètres MAV, RMS, ZC et VAR se sont révélés les plus pertinents pour la qualité de l'enregistrement. Afin de simplifier les traitements, seuls le MAV et le RMS ont été conservés.

Puis, la position des électrodes sur l'avant-bras a également été optimisée. Nous avons testé plusieurs configurations et avons conclu que l'orientation optimale était lorsque l'électrode émettrice était alignée avec le pouce, entre 8 et 9 cm à partir du poignet. Cette configuration a fourni les meilleurs scores, ce qui démontre son importance pour capturer des signaux précis et reflétant fidèlement les mouvements d'écriture.

Concernant le nombre d'enregistrements, il a été observé que la qualité des scores s'améliorait avec l'augmentation du nombre d'essais. En testant trois types de mouvements d'écriture (lignes X et Y, lignes diagonales, cercles), il a été déterminé que dix enregistrements par condition et pour chacun des types de mouvements étaient suffisants pour atteindre des résultats optimaux. Chaque enregistrement consistait en 120 secondes d'écriture répétée d'un mouvement de va-et-vient. Cette approche garantit une représentativité suffisante tout en évitant une surcharge de données.

L'amplitude des mouvements a également fait l'objet d'une étude approfondie. Les résultats ont montré que les cercles, particulièrement ceux réalisés dans le sens horaire (possiblement en raison d'une habitude du participant à effectuer ses cercles uniquement en sens antihoraire), offraient des scores plus faibles par rapport aux autres types de mouvements. En revanche, les lignes sur les axes X, Y, et diagonales montraient une plus grande amplitude de mouvement, atteignant jusqu'à 16 cm pour la diagonale /, et 14 cm pour les lignes sur l'axe X.

La vitesse d'écriture a également été analysée. En testant trois vitesses différentes (lente, moyenne et rapide), les résultats ont montré que la vitesse d'écriture normale donnait les meilleurs scores avec une moyenne de 39,3/50. Une vitesse trop rapide ou trop lente réduisait la qualité de l'écriture, suggérant qu'un rythme naturel est optimal pour des enregistrements précis dans nos conditions.

Enfin, l'étude des symboles d'écriture a révélé que les lignes en X, Y, et les diagonales étaient les plus efficaces pour produire des résultats fiables. Les cercles, bien qu'utilisés dans les tests, ont montré des performances plus faibles et ont finalement été exclus des analyses ultérieures.

Sur le plan de la détection du mouvement et de l'analyse des données d'écriture sous forme d'image, la comparaison visuelle des résultats a montré que les modèles d'écriture basée sur l'EMG étaient globalement plus efficaces que ceux basés sur les caractéristiques extraites de la tablette pour évaluer des symboles simples. Les résultats du SSIM ont confirmé cette observation, indiquant que la discrimination des images d'écriture générées à partir des signaux EMG était supérieure. L'approche basée sur l'EMG a systématiquement obtenu des scores plus élevés, atteignant des résultats jusqu'à 90 % d'exactitude.

L'analyse en composantes principales a permis d'estimer les capacités de différenciation selon la complexité du modèle (nombre de composantes principales considérées). Il a été observé que plus de 15 composantes étaient nécessaires pour expliquer au moins 80 % de la variance. Bien que la PCA se soit révélée utile pour séparer les données en fonction de la direction d'écriture, elle a montré ses limites lorsqu'il s'agissait de différencier les positions d'écriture. En revanche, l'utilisation de cette technique permet de distinguer clairement les écritures générées par les modèles de celles réelles. Mon hypothèse est qu'une écriture naturelle aura un dynamisme beaucoup plus fluide qu'une écriture artificielle. Il a d'ailleurs été remarqué que la vitesse

n’atteignait jamais 0 avec l’écriture artificielle, probablement à cause de la transformation de bruit de fond musculaire en mouvement constant.

L’analyse de la corrélation a montré que certaines variables, telles que la vitesse maximale et la distance parcourue, étaient hautement corrélées dans notre étude. Ces corrélations ont aussi permis d’identifier des variables redondantes, contribuant ainsi à affiner les prochaines analyses.

Enfin, la classification des positions à partir des caractéristiques d’écritures extraites directement de la tablette ou des tracés estimés issus des modèles (les clichés) basés sur l’EMG a confirmé la pertinence de ce travail de maîtrise. La méthode des clichés basés sur l’EMG permet de discriminer les positions avec plus de 90 % de précision, même avec peu de données d’apprentissage et peu de caractéristiques d’écritures. Cette approche permet de mettre du relief pour détecter des conditions d’écriture là où l’approche conventionnelle ne le peut pas, tel que discuté dans la section suivante.

En conclusion, les résultats de cette étude démontrent que l’approche des clichés basée sur l’EMG présente un potentiel considérable pour l’analyse de l’écriture, notamment dans la compréhension de la variabilité musculaire et dans l’interprétation des signaux lors de l’écriture (Section 5.5). Les performances supérieures de cette méthode pour l’analyse des symboles simples par rapport à celles basées sur les caractéristiques extraites directement par une tablette ou par image, ainsi que sa capacité à discriminer les directions et positions d’écriture, ouvrent la voie à de nouvelles applications dans l’analyse des mouvements d’écriture.

5.2. Retour global sur la question de recherche

Dans cette étude, la question principale était de savoir dans quelle mesure les signaux électromyographiques pouvaient contribuer à l’analyse de l’écriture, en comparaison avec les méthodes classiques basées sur les caractéristiques extraites des mouvements d’écriture sur une tablette graphique. L’idée était de vérifier si les signaux EMG, en tant que reflet des actions musculaires, pouvaient fournir une approche nouvelle et complémentaire à l’analyse de l’écriture, avec des perspectives d’amélioration de la précision des diagnostics, tant en science forensique que dans d’autres domaines liés à l’étude des mouvements.

Le développement de la méthode s’est donc articulé autour de deux axes principaux : l’optimisation des signaux EMG pour capturer les mouvements d’écriture et l’analyse des

caractéristiques extraites des mouvements d’écriture eux-mêmes. Dans les deux cas, l’objectif était de déterminer si une combinaison de ces deux méthodes permettrait de mieux comprendre les conditions et les variations de l’écriture. Les résultats obtenus montrent que les signaux EMG donnent un point de vue plus précis sur l’écriture et ces mouvements que les approches traditionnelles. L’une des principales avancées réside dans la capacité de ces signaux à capturer des détails subtils des mouvements musculaires, qui ne seraient pas nécessairement visibles dans l’analyse des caractéristiques extraites de l’écriture seulement.

Cependant, il est aussi apparu que l’intégration des signaux EMG dans l’analyse de l’écriture n’est pas sans difficulté. Les résultats montrent que l’amélioration apportée par l’analyse EMG, bien que réelle, reste marginale dans certaines conditions. Par exemple, dans les contextes où les caractéristiques extraites des mouvements suffisent à produire des résultats fiables, l’ajout des signaux EMG n’a pas toujours permis de distinguer de manière significative les différents types d’écriture ou les conditions dans lesquelles elles ont été produites. En ce sens, la méthode EMG peut être perçue comme une approche supplémentaire, utile pour des analyses plus complexes ou plus nuancées, mais pas nécessairement indispensable pour les analyses de routine.

Un autre aspect important à souligner est la complexité technique liée à l’enregistrement des signaux EMG. Contrairement aux méthodes classiques, qui reposent sur l’analyse d’images ou de données de mouvement facilement accessibles via des tablettes graphiques ou d’autres dispositifs similaires, la méthode EMG exige l’installation d’électrodes à une position précise, ce qui peut poser des défis logistiques et techniques. De plus, en milieu opérationnel, la captation des signaux EMG lors de la formation de la trace n’est pas une chose présente, ce qui rend difficile la justification de notre méthode telle qu’elle est afin d’améliorer le processus de caractérisation de l’écriture.

5.3. Retour sur les postulats de l’écriture

À la lumière de nos observations, il est pertinent de revenir sur l’un des objectifs de recherche en lien avec les postulats fondamentaux de l’écriture.

Le postulat décrivant l’intravariabilité stipule que chaque individu présente une variabilité naturelle dans son écriture, même lorsqu’il tente de reproduire un même texte à plusieurs reprises. Nos résultats confirment et renforcent ce principe, mais avec un niveau de finesse jamais atteint

auparavant grâce à l'électromyographie. Alors que les méthodes classiques d'analyse de l'écriture reposaient principalement sur des évaluations visuelles, des mesures morphométriques ou des caractéristiques dynamiques telles que la vitesse et l'accélération, l'EMG offre une perspective totalement différente : il permet d'accéder directement aux signaux musculaires responsables du mouvement moteur de l'avant-bras. Autrement dit, l'EMG ne se limite pas à capter l'écriture en tant que trace graphique ou dynamique, il enregistre également les processus neuromusculaires sous-jacents qui la génèrent. Nos analyses ont révélé des variations dans les signaux musculaires qui ne sont pas nécessairement visibles dans le tracé final de l'écriture. Par exemple, deux signatures qui semblent identiques à l'œil nu ou même selon des critères géométriques pourraient, en réalité, avoir été produites avec des activations musculaires différentes. L'EMG met donc en évidence une variabilité intra-personnelle encore plus grande que celle observée avec les approches conventionnelles, ce qui vient renforcer le premier postulat de l'écriture en confirmant que l'individualité de l'écriture dépasse largement ce que l'on peut observer à partir du seul tracé manuscrit. Pour faire une parallèle, cette individualisation peut ressembler à la surface du doigt qui est unique mais qui pourrait générer des traces similaires à celle d'un autre doigt.

Il est à noter que la prétention de pouvoir inférer un état émotionnel ou psychologique à partir d'un simple symbole écrit se heurte à une réalité bien plus complexe que ce que suggèrent les approches traditionnelles des analyses graphologiques. En effet, nos résultats montrent qu'il est possible de moduler intentionnellement ou involontairement les conditions neuromusculaires de production du tracé tout en conservant une apparente similarité graphique difficilement discernable. Un même symbole, visuellement identique, peut émerger de patrons moteurs radicalement différents, influencés par des facteurs aussi variés que la posture, la tension musculaire, la fatigue ou même l'adaptation consciente à une contrainte externe. Cette variabilité sous-jacente, difficilement observable à l'aide des méthodes d'analyse statique, remet en question toute tentative de déduction d'un état mental ou émotionnel à partir du tracé manuscrit seul. Alors que l'écriture a longtemps été perçue comme une trace manuscrite dont l'individualité repose sur ses variations visibles, nos résultats suggèrent qu'une individualisation plus profonde existe au niveau musculaire, indépendamment de la similarité graphique.

Le deuxième postulat, qui affirme que l'unicité de l'écriture est la base d'une identification, est plus complexe à évaluer dans le cadre de cette étude, notamment parce que notre recherche s'est

concentrée sur un seul participant. Une validation approfondie nécessiterait l'acquisition de données issues d'un échantillon plus large afin de déterminer dans quelle mesure la variabilité inter-individuelle s'entrecroise avec la variabilité intra-individuelle observée. Toutefois, nos résultats préliminaires suggèrent que le signal musculaire présente un potentiel significatif en tant qu'empreinte biométrique propre à chaque individu. En effet, si la signature manuscrite est déjà une trace hautement individualisée, l'ajout de l'empreinte musculaire associée à son exécution pourrait renforcer cette individualisation en intégrant non seulement la forme visuelle du tracé, mais aussi les composantes neuromusculaires réellement uniques à chaque scripteur. Ces observations nous amènent à ajouter une information sur les postulats fondamentaux de l'écriture : au-delà de la variabilité graphique visible, il existe une empreinte neuromusculaire propre à chaque individu, imperceptible à l'œil nu, mais qui peut être révélée par l'EMG.

Dans une perspective d'application forensique, l'EMG pourrait jouer un rôle complémentaire aux méthodes actuelles d'analyse de l'écriture en fournissant une signature biométrique supplémentaire, indépendante des variations volontaires ou involontaires du tracé manuscrit. Par exemple, une personne cherchant à imiter une signature pourrait en reproduire l'apparence visuelle, mais ne pourrait pas dupliquer les signaux musculaires complexes qui sous-tendent ce geste. Cela ouvre la porte à une approche hybride où l'empreinte musculaire et l'empreinte graphique seraient combinées pour maximiser le pouvoir discriminant de l'analyse de l'écriture. Ainsi, bien que nos résultats suggèrent que l'EMG renforce l'individualisation de l'écriture en révélant une empreinte neuromusculaire propre à chaque individu, il est également pertinent d'interroger ce postulat avec une perspective épistémologique. En effet, une approche falsificatrice, au sens de Karl Popper, viserait à démontrer dans quelles conditions ce postulat pourrait être invalidé. Par exemple, il serait intéressant d'explorer si certaines caractéristiques musculaires, bien que distinctives, pourraient être reproduites artificiellement par un entraînement ciblé ou si des pathologies neurodégénératives pourraient altérer ou dénaturer ces signaux au point de créer des chevauchements inter-individuels. En ce sens, l'EMG pourrait non seulement être un outil de renforcement de l'individualisation, mais aussi un moyen de tester les limites des postulats de l'écriture.

5.4. Limites de l'étude

Cette étude a été réalisée avec des moyens et des équipements supérieurs à ceux de nombreux laboratoires en science forensique et elle s'inscrit dans une démarche stratégique visant à approfondir la compréhension des phénomènes liés à l'analyse de l'écriture par EMG. L'objectif principal était de contribuer à une vision globale de la situation, en posant les bases pour des applications futures plus ciblées. Cela dit, trois limites principales ont été identifiées : les contraintes matérielles spécifiques à certains aspects de l'expérimentation, les caractéristiques uniques du participant sélectionné, et enfin, les conditions d'écriture testées. Ces éléments ont chacun influencé, à des degrés divers, la précision et la portée de nos conclusions.

5.4.1. Matériel

La première limite de notre étude repose sur le matériel utilisé. L'un des principaux défis vient des niveaux de pression mesurés par la tablette graphique. Contrairement à une mesure de force absolue, ces niveaux de pression sont relatifs et varient d'une tablette à une autre. Cela rend les résultats non transférables d'un dispositif à l'autre sans recalibration, ce qui complique l'utilisation de ces données pour d'autres études ou analyses (Zimmer et al., 2021). Par exemple, la pression que nous avons mesurée pourrait ne pas correspondre aux mêmes valeurs sur une autre tablette, rendant difficile une comparaison directe des résultats.

Ensuite, le stylet lui-même présente des limitations. L'usure du stylet peut affecter les signaux d'écriture en introduisant des variations de frottement ou de résistance avec la surface de la tablette. Ce facteur n'a pas été contrôlé dans cette étude, mais il est clair qu'un stylet plus neuf ou plus usé pourrait introduire des biais dans les données capturées. Un remplacement régulier du stylet serait nécessaire pour garantir une standardisation des conditions d'écriture, mais cela n'était pas toujours réalisable dans notre cadre expérimental. À la fin de l'expérimentation, une usure observée de la tablette sur la zone d'écriture nous laisse penser qu'une variabilité supplémentaire a pu s'introduire en cours de test durant les années de travail.

De plus, les électrodes EMG que nous avons utilisées ne sont plus commercialisées, ce qui pose un problème pour reproduire l'étude dans des conditions identiques. Cela limite non seulement la reproductibilité des résultats, mais impose également l'utilisation de nouveaux équipements potentiellement différents, créant des variations non désirées dans les futures

expériences. Aussi, la fréquence d'échantillonnage de ces électrodes, bien qu'adéquate pour capturer des mouvements d'écriture modérés, se montre probablement insuffisante pour des mouvements rapides tels que les signatures, ce qui est crucial en science forensique. Des électrodes plus modernes ou une matrice haute densité avec un meilleur échantillonnage pourraient offrir une résolution plus fine et permettre de travailler sur des mouvements d'écriture plus rapides et dynamiques.

5.4.2. Participant

Le fait que cette étude ait été réalisée sur un seul participant constitue une limite importante. Bien que les résultats aient permis de développer une méthode d'optimisation efficace pour cette personne en particulier, il est difficile de généraliser les conclusions à un plus grand nombre de participants. Chaque individu possède une manière propre de tenir un stylo, d'exercer des pressions différentes, de produire des gestes acquis à des vitesses variées, ce qui rend la standardisation complexe. Ce facteur introduit une variabilité considérable dans les résultats potentiels, et l'application de cette méthode à un groupe plus large de personnes pourrait nécessiter des ajustements.

Il est également important de noter que l'état de santé du participant, bien que non diagnostiqué avec une maladie particulière, pourrait avoir influencé les résultats de manière subtile. Des facteurs comme la fatigue, les variations physiologiques naturelles (par exemple, la glycémie au cours de la journée) ou encore les distractions environnementales auraient pu influencer subtilement la qualité de l'écriture et les signaux musculaires capturés. Cependant, ces éléments font partie intégrante de l'inévitable intravariabilité présente dans toute analyse de l'écriture. Plutôt que de chercher à les contrôler ou à les modéliser entièrement, il est essentiel de reconnaître leur existence et leur impact potentiel, en intégrant cette variabilité dans une vision plus globale des résultats. Ainsi, l'application de cette méthode à une population plus large nécessiterait une prise en compte de cette diversité individuelle pour garantir que les résultats soient aussi précis et représentatifs que possible, mais permettrait de mieux comprendre l'ampleur de cette variabilité et peut-être même, évaluer son impact. Il est possible que des ajustements à la méthode soient nécessaires pour compenser cette variabilité interpersonnelle dans la manière d'écrire et les signaux musculaires capturés.

5.4.3. Conditions

Les conditions d'écriture choisies pour cette étude ont été volontairement restreintes afin de permettre une comparaison adéquate des résultats. Cependant, cela a également limité l'exploration de certaines variabilités qui pourraient survenir dans des scénarios plus complexes. Par exemple, lorsque nous avons testé des positions très différentes (debout, couché, assis), la différence dans les signaux EMG était si marquée que ces variations pouvaient être distinguées à l'œil nu sur les signaux bruts, rendant inutile l'utilisation de méthodes plus sophistiquées de discrimination. Nous avons donc préféré nous concentrer sur des conditions plus complexes, où les différences étaient plus subtiles et nécessitaient une analyse approfondie.

Cependant, cela a aussi introduit une autre limite : l'inutilité de la méthode dans la discrimination de signaux très différents. Il est fort probable que des conditions extrêmes, avec la maladie de Parkinson, sous l'effet de l'alcool, etc., génèrent des signaux EMG très différents de ceux capturés dans un état neutre. Ces différences seraient facilement discernables sans avoir besoin de recourir à des modèles sophistiqués pour les discriminer. Il s'agirait simplement de classifier les signaux, être en mesure de quantifier les différences dans les caractéristiques d'écriture et le tour serait joué. Toutefois, nous ne connaissons pas la difficulté de classification des différentes conditions à l'étude, puisque nous sommes dans les premiers à chercher à quantifier la variation de l'écriture avec des signaux d'activité musculaires.

Ainsi, la méthode développée ici est très efficace pour analyser des conditions d'écriture avec des variations subtiles. Toutefois, dans des situations où les changements dans les signaux EMG sont plus prononcés, la méthode devient moins pertinente, car les résultats pourraient être obtenus sans recourir à une analyse complexe. Pour les études futures, il serait intéressant d'explorer des conditions plus variées pour mieux comprendre dans quelles situations la méthode proposée offre un avantage par rapport à d'autres techniques plus simples.

5.5. Suggestion pour les projets futurs

Pour faciliter la reproductibilité des résultats et l'accès à la méthode, il serait bénéfique d'explorer l'utilisation d'électrodes plus accessibles sur le marché. En ciblant des muscles spécifiques impliqués dans l'écriture, il serait possible de simplifier l'installation des électrodes tout en maximisant la capture des signaux pertinents. Cela permettrait également de rendre la

méthodologie plus universelle et facilement applicable à d'autres études, en s'adaptant aux ressources et au matériel disponibles.

Il serait essentiel d'inclure un échantillon de participants plus diversifié pour mieux évaluer la généralisation des résultats. Par exemple, une étude sur les effets de l'alcoolémie pourrait examiner la capacité de quantifier l'impact de l'alcool sur l'écriture, à la fois avec et sans les signaux EMG. Cela permettrait de déterminer si des généralités peuvent être faites à partir des caractéristiques extraites, même si les signaux musculaires peuvent ne pas être un bon indicateur dans de tels contextes. Une extension de cette étude pourrait également inclure l'exploration de différents niveaux de tolérance à l'alcool. De plus, une analyse sur les maladies neurodégénératives pourrait être entreprise, car les signaux EMG ont le potentiel de montrer des différences avant même que les symptômes ne soient visibles, en raison des mécanismes de compensation du corps. Cette approche pourrait donc être prometteuse dans des tests diagnostiques précoce.

Il serait intéressant d'explorer de multiples conditions d'écriture, comme les états émotionnels, la fatigue, ou d'autres altérations physiques, afin d'étudier s'il existe des similitudes dans les changements observés et si ces variations peuvent être catégorisées de manière fiable. Cette exploration permettrait d'élargir la portée des signaux EMG et des caractéristiques extraites, pour comprendre dans quelles conditions l'écriture est affectée de manière prévisible. Cela permettrait également d'évaluer si une méthodologie plus universelle pourrait émerger, applicable à une large variété de contextes, de variables et de personnes.

Enfin, une avenue prometteuse serait de considérer les signaux EMG comme un outil complémentaire en recherche, non pas pour identifier précisément l'auteur d'un écrit dans des cas d'expertise, mais pour explorer les conditions d'écriture pouvant être confondues. En identifiant quelles variables produisent des résultats d'écriture similaires (en répondant de manière équivalente à différents clichés), cette approche pourrait offrir un éclairage unique sur la variabilité des gestes d'écriture. Par exemple, une telle analyse pourrait aider à distinguer des conditions d'écriture proches tout en offrant une meilleure compréhension des limites des techniques actuelles d'analyse forensique. Elle pourrait également permettre d'établir des relations entre diverses variables influençant l'écriture.

Conclusion

Cette étude a exploré et optimisé les méthodes d'enregistrement et d'analyse de l'écriture en utilisant des signaux d'activité musculaire, des représentations en images et des caractéristiques extraites. Les différentes configurations testées ont montré que l'optimisation des paramètres d'enregistrement EMG est essentielle pour obtenir des résultats fiables lorsque des paramètres clefs comme le MAV et le RMS sont inclus. L'alignement optimal des électrodes sur l'avant-bras, entre 8 et 9 cm à partir du poignet, s'est avéré crucial pour capter des signaux fidèles aux mouvements d'écriture. La vitesse d'écriture a également été un facteur important, une vitesse moyenne offrant les meilleurs résultats. De plus, les tests sur les symboles d'écriture ont révélé que les lignes en X, Y, et les diagonales étaient les plus efficaces afin de créer des modèles, tandis que les cercles réduisaient la performance. L'analyse en composantes principales a démontré que plus de 15 composantes étaient nécessaires pour expliquer 80 % de la variance. La méthode des clichés basés sur l'EMG permet de discriminer les positions avec plus de 90 % de précision avec peu de données d'apprentissage et peu de caractéristiques d'écritures. Cette approche permet de mettre du relief pour détecter des conditions d'écriture là où l'approche conventionnelle ne le peut pas. Globalement, cette étude confirme que l'utilisation des signaux EMG est une méthode prometteuse pour l'analyse de l'écriture à des fins de comparaisons, surpassant les méthodes basées sur des caractéristiques extraites directement sur la tablette ou sur l'analyse d'image.

Dans cette étude, la question de recherche visait à explorer la capacité des signaux EMG à détecter et analyser les variations subtiles des conditions d'écriture dans un contexte forensique. En s'intéressant spécifiquement à des positions d'écriture relativement similaires, l'objectif était d'évaluer si l'interprétation des signaux musculaires de l'avant-bras pouvait révéler des nuances invisibles aux méthodes traditionnelles d'évaluation d'écriture. Cette méthode devait permettre non seulement d'identifier des différences dans les positions ou les conditions d'écriture, mais aussi de quantifier et de comparer ces résultats avec des techniques conventionnelles d'analyse d'écriture.

L'objectif principal de ce projet était donc de démontrer l'efficacité des signaux EMG pour analyser l'écriture dans des conditions complexes, en fournissant des informations supplémentaires aux analyses visuelles classiques. Les objectifs secondaires comprenaient la validation de la

fiabilité de cette méthode, ainsi que la proposition d'applications pratiques en science forensique, et l'exploration des limitations techniques et méthodologiques afin de suggérer des améliorations.

Ce projet a permis de démontrer plusieurs aspects réussis de l'utilisation des signaux EMG pour analyser l'écriture. D'abord, il a été possible de capter des nuances dans les mouvements d'écriture que les méthodes traditionnelles n'auraient pas pu détecter. Le modèle basé sur les signaux EMG a révélé une capacité à discriminer des positions d'écriture similaires avec une précision élevée, grâce à l'analyse des données musculaires. De plus, l'optimisation de certains paramètres comme la position des électrodes et la vitesse d'écriture a contribué à améliorer la qualité des enregistrements. La méthode globale de création de nouvelle écriture basée sur nos clichés a permis de bien discriminer notre condition d'écriture étudiée.

Cependant, certaines limites ont également été identifiées. D'une part, la captation des signaux EMG s'est révélée être techniquement complexe, et les résultats dépendaient fortement de la calibration des électrodes et de la qualité du matériel utilisé. De plus, bien que les signaux EMG aient montré des résultats prometteurs, l'amélioration par rapport aux méthodes traditionnelles n'était que marginale dans certaines situations. La généralisation de cette méthode à un plus grand nombre de participants reste également un défi à relever, ainsi que l'application dans des conditions d'écriture plus variées. Toutefois, nous restons optimistes quant au fait que cette méthode permettra d'affiner nos connaissances et d'apporter des améliorations significatives dans les recherches futures.

Cette recherche se distingue par plusieurs aspects ayant un potentiel d'influence dans différents domaines, allant des études méthodologiques à des applications pratiques en science forensique et en ingénierie. Cependant, il convient de noter que bien que certaines avancées aient été réalisées, la portée immédiate des applications demeure limitée en raison de la complexité de la méthodologie employée.

Sur le plan méthodologique, cette étude constitue une avancée significative dans l'évaluation des mouvements d'écriture en utilisant les signaux d'activité musculaire. La mise en place d'une séquence expérimentale claire et reproductible, combinée à une optimisation des paramètres, crée une base solide pour des recherches futures. L'étude a également montré qu'il est possible d'obtenir des résultats précis en utilisant un ensemble de signaux EMG bien calibrés, ce qui ouvre la voie à de nouvelles méthodes d'évaluation quantitative dans le domaine de l'écriture.

Ainsi, ce travail offre des lignes directrices et une structure qui peuvent être adaptées et améliorées dans des recherches futures, tant en analyse de l'écriture qu'en motricité fine. Cette méthode, bien qu'initialement complexe, constitue une ligne de base pour le développement de techniques quantitatives plus performantes et potentiellement plus simples à appliquer lors d'éventuelles études.

Dans le domaine de la science forensique, cette recherche met en lumière une méthodologie rigoureuse, mais également complexe, pour améliorer l'analyse de l'écriture en utilisant des signaux EMG. Cependant, il est important de noter que l'amélioration observée dans la qualité des résultats est notable par rapport aux méthodes classiques basées sur les caractéristiques extraites faites par les experts. Toutefois, comme la captation des signaux musculaires lors de la formation des traces manuscrites n'est toujours pas chose courante en milieu pratique, il est difficile de penser que ce genre de méthode d'analyse puisse être utile dans les laboratoires d'analyse de l'écriture dans les prochains temps. Cela signifie que, bien que cette méthode puisse offrir une amélioration en termes de précision dans la détection des mouvements, elle n'est pas encore suffisamment accessible pour être intégrée à des analyses forensiques de routine, encore moins présentées dans un tribunal comme étant scientifiquement approuvées par les pairs. À court terme, son application dans les laboratoires d'analyse de documents reste limitée au niveau tactique ou opérationnel. Toutefois, cette recherche pourrait servir de point de départ pour des études futures visant à simplifier la captation et à améliorer la précision des signaux musculaires en plus d'avoir permis d'améliorer la compréhension générale de la variabilité de l'écriture.

L'impact en ingénierie, quant à lui, est beaucoup plus prometteur. Cette méthode ouvre des perspectives importantes pour l'analyse des mouvements humains dans des contextes variés. Par exemple, les signaux EMG pourraient être utilisés pour analyser des conditions physiques telles que des maladies neurodégénératives, des intoxications (alcool, drogues, médicaments) ou même l'état mental d'une personne (personne ayant de la douleur, en état psychotique, triste, etc.). Ces conclusions peuvent être appliquées à des études qui cherchent à comprendre comment ces conditions influencent les mouvements d'écriture ou d'autres gestes complexes. L'analyse de ces données pourrait non seulement permettre d'approfondir la compréhension des effets de ces conditions sur le corps humain, mais aussi fournir aux experts en analyse de l'écriture des outils supplémentaires pour mieux interpréter la variabilité des mouvements dans des conditions

spécifiques. Les avancées faites dans cette étude en ingénierie peuvent donc avoir un effet indirect sur les pratiques forensiques futures, lorsque les résultats seront mieux compris et traduits dans des applications directes ou en milieu opérationnel.

Lorsque l'on s'engage dans ce type de tests d'écriture utilisant des signaux d'activité musculaire, certaines considérations pratiques doivent être prises en compte pour garantir la qualité et la validité des résultats. Tout d'abord, il est crucial de comprendre que chaque individu est différent, tant sur le plan physiologique que dans ses habitudes d'écriture. De plus, le matériel utilisé (électrodes, tablettes, logiciels, etc.) peut aussi réagir différemment en fonction des réglages et des conditions d'utilisation. Ainsi, il est essentiel de commencer par établir une ligne de base solide pour chaque participant et chaque matériel avant de lancer les tests. Cette phase d'optimisation initiale garantit que les données recueillies sont cohérentes et reproductibles.

Ensuite, bien qu'il puisse être tentant de complexifier les analyses et d'inclure des approches sophistiquées, nous recommandons de maintenir une approche relativement simple et transparente. L'objectif est de pouvoir expliquer clairement les résultats sans trop s'appuyer sur des « boîtes noires » ou des méthodes difficiles à interpréter. Des analyses accessibles et explicables permettent une meilleure compréhension des phénomènes étudiés et facilitent la validation des résultats par d'autres chercheurs ou utilisateurs. L'importance d'une méthode claire et bien définie ne peut être sous-estimée, car elle renforce la crédibilité des conclusions tirées.

Enfin, l'élaboration de protocoles déjà existants tout en les adaptant aux nouvelles questions de recherche est une autre recommandation clef. Ce processus permet d'assurer la continuité dans les travaux scientifiques tout en offrant de nouvelles perspectives. En validant les protocoles établis, puis en les modifiant progressivement pour les appliquer à de nouveaux contextes, on peut enrichir les connaissances actuelles sur l'analyse de l'écriture via les signaux EMG. Il s'agit d'un processus progressif qui, au fil du temps, contribuera à une compréhension plus approfondie des mouvements d'écriture et des signaux musculaires associés et pourra ainsi faire bénéficier la communauté des experts en analyse de l'écriture en science forensique.

Références bibliographiques

- Abbaspour, S., Lindén, M., Gholamhosseini, H., Naber, A. et Ortiz-Catalan, M. (2020). Evaluation of surface EMG-based recognition algorithms for decoding hand movements. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 58(1), 83–100. <https://doi.org/10.1007/s11517-019-02073-z>
- Abboud, J., Daneau, C., Nougarou, F., Dugas, C. et Descarreaux, M. (2018). Motor adaptations to trunk perturbation: Effects of experimental back pain and spinal tissue creep. *Journal of Neurophysiology*, 120(4), 1591–1601. <https://doi.org/10.1152/jn.00207.2018>
- Abrol, V., et Mathur, S. (2020). Determining the effect of emotions on handwriting from suicide notes. *Journal of Punjab Academy of Forensic Medicine & Toxicology*, 20(2), 49–51. <https://doi.org/10.5958/0974-083X.2020.00097.7>
- Aggarwal, C. C., Hinneburg, A. et Keim, D. A. (2001). On the surprising behavior of distance metrics in high dimensional space. Dans J. Van den Bussche et V. Vianu (Éds), *Database Theory—ICDT 2001* (vol. 1973, pp. 420–434). Berlin, Heidelberg : Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/3-540-44503-X_27
- Ahmad, A. R., Viard-Gaudin, C., Khalid, M. et Poisson, E. (2004). Online handwriting recognition using support vector machine. Dans *2004 IEEE Region 10 Conference TENCON 2004* (vol. A, pp. 311–314). Chiang Mai, Thaïlande : IEEE. <https://doi.org/10.1109/TENCON.2004.1414419>
- Albrizio, A. (2007). Biometry and anthropometry: From Galton to constitutional medicine. *Journal of Anthropological Sciences*, 85, 101–123.
- Alewijnse, L. C., Van Den Heuvel, E., Stoel, R. D. et Franke, K. (2009). Analysis of signature complexity. Dans *Advances in Graphonomics* (pp. 6–9). Communication présentée au 14th biannual Conference of the International Graphonomics Society.
- Ali, L., Zhu, C., Golilarz, N. A., Javeed, A., Zhou, M. et Liu, Y. (2019). Reliable Parkinson's disease detection by analyzing handwritten drawings: Construction of an unbiased

cascaded learning system based on feature selection and adaptive boosting model. *IEEE Access*, 7, 116480–116489. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2932037>

Anatomy of the hand and arm. (s. d.). *Hand Institute of Charleston*. Repéré à <https://handinstituteofcharleston.com/conditions-treatments/basic-hand-and-wrist-anatomy/>

Anonymous. (s. d.). L’Affaire Grégory. *Site de la police scientifique*. Repéré à <https://www.police-scientifique.com/affaire-gregory/les>

Aşıcıoğlu, F. et Turan, N. (2003). Handwriting changes under the effect of alcohol. *Forensic Science International*, 132(3), 201–210. [https://doi.org/10.1016/S0379-0738\(03\)00020-3](https://doi.org/10.1016/S0379-0738(03)00020-3)

ASQDE. (s. d.-a). Albert S. Osborn—Father of questioned document examination. *American Society of Questioned Document Examiners*. Repéré à <https://www.asqde.org/albert-s-osborn.html>

ASQDE. (s. d.-b). ASQDE Goals & Legacy. *American Society of Questioned Document Examiners (ASQDE)*. Repéré à <https://www.asqde.org/goals.html>

ASTM International E2290-07a. (2007). *Standard guide for examination of handwritten items*. (Approuvé le 15 avril 2007, publié en juillet 2007).

Athènes, S., Sallagoïty, I., Zanone, P.-G. et Albaret, J.-M. (2004). Evaluating the coordination dynamics of handwriting. *Human Movement Science*, 23(5), 621–641. <https://doi.org/10.1016/j.humov.2004.10.004>

Aubert-Marson, D. (2009). Sir Francis Galton : Le fondateur de l’eugénisme. *Médecine/sciences*, 25(6–7), 641–645. <https://doi.org/10.1051/medsci/2009256-7641>

Balbuena Balmaceda, J. L. (1985). La signature authentique et ses modifications. *Revue Internationale de Police Criminelle*, 388, 114–126.

Băncilă, V. G. (2014). The pathology of handwriting as a result of drug abuse. A case study. *Agora International Journal of Juridical Sciences*, 8(1), 1–6. <https://doi.org/10.15837/aijjs.v8i1.960>

- Beck, J. (1985). Handwriting of the alcoholic. *Forensic Science International*, 28(1), 19–26. [https://doi.org/10.1016/0379-0738\(85\)90161-6](https://doi.org/10.1016/0379-0738(85)90161-6)
- Bisesi, M. S. (2006). *Scientific examination of questioned documents* (2e éd.). (S.l.) : CRC Press. <https://doi.org/10.1201/9781420003765>
- Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. New York: Oxford University Press.
- Bradford, R. R. et Bradford, R. (1992). *Introduction to handwriting examination and identification*. Chicago : Nelson-Hall.
- Brault, J.-J. et Plamondon, R. (1993). A complexity measure of handwritten curves: Modeling of dynamic signature forgery. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(2), 400–413. <https://doi.org/10.1109/21.229453>
- Buquet, A. (2001). *L'expertise des écritures et des documents contestés*. CNRS Editions.
- Butterfield, M. (2023). The Zodiac Killer: A timeline. *History*. Repéré à <https://www.history.com/news/the-zodiac-killer-a-timeline>
- Cadola, L., Marquis, R. et Champod, C. (2019). Le processus d'écriture et la maladie d'Alzheimer : Un état de l'art. *Canadian Society of Forensic Science Journal*, 52(2), 53–77. <https://doi.org/10.1080/00085030.2019.1573792>
- Caelli, T. et Bischof, W. F. (1997). *Machine learning and image interpretation*. New York : Plenum Press.
- Cai, S., Chen, Y., Huang, S., Wu, Y., Zheng, H., Li, X. et Xie, L. (2019). SVM-Based classification of sEMG signals for upper-limb self-rehabilitation training. *Frontiers in Neurorobotics*, 13, 31. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2019.00031>
- Caligiuri, M. P. et Mohammed, L. A. (2012). *The neuroscience of handwriting*. (S.l.) : CRC Press. <https://doi.org/10.1201/b11703>
- Caron, L., Cloutier, M., Bérubé, M. et Daoust, B. (2022). Searching for fingermarks to unlock a smartphone [Présentation par affiche]. *CSFS*.

- Champod, C., Lennard, C., Margot, P. et Stoilovic, M. (2017). *Traces et empreintes digitales : Traité de dactyloscopie*. Lausanne : Presses polytechniques et universitaires romandes.
- Chihi, I., Kamavuako, E. N. et Benrejeb, M. (2020). Modeling simple and complex handwriting based on EMG signals. Dans *Control Theory in Biomedical Engineering* (pp. 129–149). (S.l.) : Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-821350-6.00006-8>
- Clarys, J. P. et Cabri, J. (1993). Electromyography and the study of sports movements: A review. *Journal of Sports Sciences*, 11(5), 379–448. <https://doi.org/10.1080/02640419308730010>
- Cole, S. A. (2004). History of fingerprint pattern recognition. Dans N. Ratha et R. Bolle (Éds), *Automatic Fingerprint Recognition Systems* (pp. 1–25). New York : Springer-Verlag. https://doi.org/10.1007/0-387-21685-5_1
- Commission d'accès à l'information du Québec. (s. d.). Biométrie. *Commission d'accès à l'information du Québec (CAI)*. Repéré à <https://www.cai.gouv.qc.ca/protection-renseignements-personnels/sujets-et-domaines-dinteret/biometrie>
- Cote Allard, U., Nougarou, F., Fall, C. L., Giguère, P., Gosselin, C., Laviolette, F. et Gosselin, B. (2016). A convolutional neural network for robotic arm guidance using sEMG based frequency-features. Dans *2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)* (pp. 2464–2470). Daejeon, Corée du Sud : IEEE. <https://doi.org/10.1109/IROS.2016.7759384>
- Criswell, E. et Cram, J. R. (Éds). (2011). *Cram's introduction to surface electromyography* (2e éd.). Sudbury, MA : Jones and Bartlett.
- Daley, H., Englehart, K., Hargrove, L. et Kuruganti, U. (2012). High density electromyography data of normally limbed and transradial amputee subjects for multifunction prosthetic control. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 22(3), 478–484. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2011.12.012>

- Danna, J., Wamain, Y., Kostrubiec, V., Tallet, J. et Zanone, P.-G. (2010). Vers une prise en compte de la contrainte liée à l'effecteur dans la dynamique de coordination graphomotrice. *Psychologie Française*, 55(2), 171–180. <https://doi.org/10.1016/j.psfr.2010.05.001>
- De Stefano, C., Fontanella, F., Impedovo, D., Pirlo, G. et Scotto di Freca, A. (2019). Handwriting analysis to support neurodegenerative diseases diagnosis: A review. *Pattern Recognition Letters*, 121, 37–45. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.05.013>
- Desjardins. (2021, 10 mai). *Politique de confidentialité—Service d'authentification par la voix*. Desjardins. Repéré à <https://www.desjardins.com/confidentialite/politique-confidentialite-service-authentification-par-la-voix/index.jsp>
- Dessureault, J.-S. et Massicotte, D. (2023). Explainable global error weighted on feature importance: The xGEWFI metric to evaluate the error of data imputation and data augmentation. *Applied Intelligence*. <https://doi.org/10.1007/s10489-023-04661-x>
- Deviterne-Lapeyre, M. et Ibrahim, S. (2023). Interpol questioned documents review 2019–2022. *Forensic Science International: Synergy*, 6, 100300. <https://doi.org/10.1016/j.fsisyn.2022.100300>
- Dhawan, B. N., Bapat, S. K. et Saxena, V. C. (1968). Effect of four centrally acting drugs on handwriting. *Japanese Journal of Pharmacology*, 19, 63–67.
- Dines, J. E. (1998). *Document examiner textbook*. Irvine, CA : Pantex International Ltd.
- Donato, M. S. et Marini, J. E. (Éds). (2009). *Muscle strength: Types, efficiency and drug effects*. Hauppauge, NY : Nova Science Publishers.
- Douglas, J. E. et Olshaker, M. (2000). *The cases that haunt us: From Jack the Ripper to JonBenet Ramsey, the FBI's legendary mindhunter sheds light on the mysteries that won't go away*. New York : Scribner.
- Doyle, A. C. (2014). *Sherlock Holmes : L'intégrale illustrée* (Éditions Caractère). (S.l.) : (s.n.).

- Drotar, P., Mekyska, J., Rektorova, I., Masarova, L., Smekal, Z. et Faundez-Zanuy, M. (2015). Decision support framework for parkinson's disease based on novel handwriting markers. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 23(3), 508–516. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2359997>
- Drotár, P., Mekyska, J., Rektorová, I., Masarová, L., Smékal, Z. et Faundez-Zanuy, M. (2016). Evaluation of handwriting kinematics and pressure for differential diagnosis of Parkinson's disease. *Artificial Intelligence in Medicine*, 67, 39–46. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2016.01.004>
- Dumitra, A., Guzowski, A., Jean, A., Shaw, M., Warmbier, G. et Zippo, P. (2019). Distinguishing characteristics of robotic writing. *Journal of Forensic Sciences*, 64(2), 468–474. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.13886>
- Durina, M. (2021). 90 years later: Revisiting the Lindbergh kidnapping case. *Journal of the American Society of Questioned Document Examiners*, 24(2), 3–14.
- Dziedzic, T. (2016). The influence of lying body position on handwriting. *Journal of Forensic Sciences*, 61, S177–S183. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.12948>
- El Kastouri, M., Abdelkrim, A. et Benrejeb, M. (2016). Linearisation of a continuous model of handwriting process. Dans *2016 4th International Conference on Control Engineering & Information Technology (CEIT)* (pp. 1–5). Hammamet, Tunisie : IEEE. <https://doi.org/10.1109/CEIT.2016.7929120>
- Ellen, D. (2006). *Scientific examination of documents: Methods and techniques* (3e éd.). Boca Raton, FL : Taylor & Francis.
- ENFSI. (s. d.). *European Network of Forensic Science Institutes*. ENFSI. Repéré à <https://enfsi.eu/>
- European Network of Forensic Science Institutes (ENFSI). (2020). *Best practice manual for the forensic examination of handwriting* (3e éd.). ENFSI. Repéré à <https://enfsi.eu/wp-content/uploads/2022/07/BPM-Handwriting-%E2%80%94-Edition-3.pdf>
- Fan, B., Su, X., Niu, J. et Hui, P. (2021). EmgAuth: Unlocking smartphones with EMG signals. *arXiv:2103.12542 [cs]*. Repéré à <http://arxiv.org/abs/2103.12542>

- Faundez-Zanuy, M., Brotons-Rufes, O., Paul-Recarens, C. et Plamondon, R. (2021). On handwriting pressure normalization for interoperability of different acquisition stylus. *IEEE Access*, 9, 18443–18453. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3053499>
- Fischer, A., Schindler, R., Bouillon, M. et Plamondon, R. (2020). Modeling 3D movements with the kinematic theory of rapid human movements. Dans R. Plamondon, A. Marcelli, & M. Á. Ferrer (Éds), *Series in machine perception and artificial intelligence* (vol. 88, pp. 327–342). (S.l.) : World Scientific. https://doi.org/10.1142/9789811226830_0015
- Flynn, W. J., Nicolaides, K. A. et Mohammed, L. A. (2019). The examination of electronic signatures. Dans *Forensic Examination of Signatures* (pp. 177–198). (S.l.) : Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-813029-2.00012-8>
- Foley, R. G. et Lamar Miller, A. (1979). The effects of marijuana and alcohol usage on handwriting. *Forensic Science International*, 14(3), 159–164. [https://doi.org/10.1016/0379-0738\(79\)90134-8](https://doi.org/10.1016/0379-0738(79)90134-8)
- Found, B. (2012). Handwriting and signatures, comparison of. Dans A. Jamieson et A. Moenssens (Éds), *Wiley Encyclopedia of Forensic Science* (p. fsa331.pub2). Chichester, UK : John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470061589.fsa331.pub2>
- Found, B. et Rogers, D. (1996). The forensic investigation of signature complexity. *Handwriting and Drawing Research, IOS Press*, 483–492.
- Found, B. et Rogers, D. (1998). A consideration of the theoretical basis of forensic handwriting examination. *International Journal of Forensic Document Examiners*, 4(2), 109–118.
- Galbraith, N. G. (1986). Alcohol: Its effect on handwriting. *Journal of Forensic Sciences*, 31(2), 580–588.
- Galton, F. (1892). *Finger prints*. Londres : Macmillan and Co. Repéré à <https://galton.org/books/finger-prints/galton-1892-fingerprints-1up.pdf>
- Gartner. (2024). Real-Time Analytics. *Gartner IT Glossary*. Repéré à <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/real-time-analytics>

- Geistová Čakovská, B., Kalantzis, N., Dziedzic, T., Fernandes, C., Zimmer, J., Branco, M. J., Heckeroth, J., Spjuth, K. A., Kupferschmid, E., Vaccarone, P. et Kerkoff, A. (2021). Recommendations for capturing signatures digitally to optimize their suitability for forensic handwriting examination. *Journal of Forensic Sciences*, 66(2), 743–747. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14627>
- Go, S. A., Litchy, W. J., Evertz, L. Q. et Kaufman, K. R. (2018). Evaluating skeletal muscle electromechanical delay with intramuscular pressure. *Journal of Biomechanics*, 76, 181–188. <https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2018.05.029>
- Gordon, A. D., Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. et Stone, C. J. (1984). Classification and regression trees. *Biometrics*, 40(3), 874. <https://doi.org/10.2307/2530946>
- Marchand, G. (Réalisateur). (2019). *Grégory* [Mini-série documentaire]. Netflix.
- Gross, L. J. (1975). Drug-induced handwriting changes: An empirical review. *Texas Reports on Biology and Medicine*, 33(3), 370–390.
- Hargrove, L., Englehart, K. et Hudgins, B. (2007). A Comparison of surface and intramuscular myoelectric signal classification. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(5), 847–853. <https://doi.org/10.1109/TBME.2006.889192>
- Hargrove, L., Englehart, K. et Hudgins, B. (2008). A training strategy to reduce classification degradation due to electrode displacements in pattern recognition based myoelectric control. *Biomedical Signal Processing and Control*, 3(2), 175–180. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2007.11.005>
- Harralson, H. H. (2013). Developments in handwriting and signature identification in the digital age. Waltham, MA : Anderson.
- Harralson, H. H. (2014). Forensic document examination of electronically captured signatures. *Digital Evidence and Electronic Signature Law Review*, 9, 1–6. <https://doi.org/10.14296/deeslr.v9i0.1991>

Harralson, H. H., Waites, E. et Will, E. J. (2015). A survey of forensic handwriting examination research in response to the NAS Report. Dans *International Graphonomics Society (IGS)* (p. 5). Pointe-à-Pitre, Guadeloupe. Repéré à <https://hal.univ-antilles.fr/hal-01165905v1/document>

Heckeroth, J., Kupferschmid, E., Dziedzic, T., Kalantzis, N., Geistová Čakovská, B., Fernandes, C., Branco, M. J., Spjuth, K. A., Kerkhoff, A., Vaccarone, P., Zimmer, J. et Schmidt, P. (2021). Features of digitally captured signatures vs. pen and paper signatures: Similar or completely different? *Forensic Science International*, 318, 110587. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2020.110587>

Hilton, O. (1963). Some basic rules for the identification of handwriting. *Medicine, Science and the Law*. (Reprinted in Shiver, F. C. (2001). “Historical Review.” *Journal of the American Society of Questioned Document Examiners*, 4(2), 95–100.)

Hingston, W. E. (1909). *Forgeries and false entries*. (S.l.) : Roxburgh Publishing Company. Repéré à <https://books.google.ca/books?id=2lIoAAAAYAAJ>

Huang, G., Zhang, D., Zheng, X. et Zhu, X. (2010). An EMG-based handwriting recognition through dynamic time warping. Dans *2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology* (pp. 4902–4905). Buenos Aires : IEEE. <https://doi.org/10.1109/IEMBS.2010.5627246>

Huber, R. A. et Headrick, A. M. (1999). *Handwriting identification: Facts and fundamentals*. Boca Raton, FL : CRC Press.

Hulkar Tilabovna, M. (2022). Psychological analysis of handwriting as a subject of forensic psychological examination. *International Journal of Social Sciences & Interdisciplinary Research*, 11(02), 8.

Ibraheem Saleem, S. et Mohsin Abdulazeez, A. (2021). Hybrid trainable system for writer identification of arabic handwriting. *Computers, Materials & Continua*, 68(3), 3353–3372. <https://doi.org/10.32604/cmc.2021.016342>

Ibrahim, A. S., Youssef, A. E. et Abbott, A. L. (2014). Global vs. Local features for gender identification using Arabic and English handwriting. Dans *2014 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology (ISSPIT)* (pp. 000155–000160). Noida, Inde : IEEE. <https://doi.org/10.1109/ISSPIT.2014.7300580>

IRIS ID. (2023, 19 octobre). The Canadian air transport security: Iris recognition in airport access control. *IRIS ID*. Repéré à <https://www.irisid.com/the-canadian-air-transport-security>

Islam, M. R., Chan, F. K.-S. et Kong, A. W.-K. (2014). A preliminary study of lower leg geometry as a soft biometric trait for forensic investigation. Dans *2014 22nd International Conference on Pattern Recognition* (pp. 427–431). Stockholm, Suède : IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2014.82>

Jonsson, P., Johnson, P. W., Hagberg, M. et Forsman, M. (2011). Thumb joint movement and muscular activity during mobile phone texting—A methodological study. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 21(2), 363–370. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2010.10.007>

Joyce, N. C. et Carter, G. T. (2013). Electrodiagnosis in persons with amyotrophic lateral sclerosis. *PM & R*, 5(5 Suppl), S89–S95. <https://doi.org/10.1016/j.pmrj.2013.03.020>

Kalantzis, N. et Platt, A. W. G. (2022). Digitally captured signatures: A method for the normalization of force through calibration and the use of the zeta function. *Journal of Forensic Sciences*, 67(2), 651–668. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.14927>

Kapit, W., Elson, L. M. et Blaquière, J. (2017). *L'anatomie à colorier* (4e éd.). Saint-Hyacinthe (Québec) et Paris : Edisem Maloine.

Kaye, D. H. (2010). The good, the bad, the ugly: The NAS report on strengthening forensic science in America. *Science & Justice*, 50(1), 8–11. <https://doi.org/10.1016/j.scijus.2010.01.002>

Kazamel, M. et Warren, P. P. (2017). History of electromyography and nerve conduction studies: A tribute to the founding fathers. *Journal of Clinical Neuroscience*, 43, 54–60. <https://doi.org/10.1016/j.jocn.2017.05.018>

Keppel, R. D., Weis, J. G., Brown, K. M. et Welch, K. (2005). The Jack the Ripper murders: A modus operandi and signature analysis of the 1888–1891 Whitechapel murders. *Journal of Investigative Psychology and Offender Profiling*, 2(1), 1–21. <https://doi.org/10.1002/jip.22>

Khan, A. I., Jain, S. et Sharma, P. (2022). A new approach for human identification using AI. Dans 2022 *International Mobile and Embedded Technology Conference (MECON)* (pp. 645–651). Noida, Inde : IEEE. <https://doi.org/10.1109/MECON53876.2022.9752153>

Kim, J., Mastnik, S. et André, E. (2008). EMG-based hand gesture recognition for realtime biosignal interfacing. Dans *Proceedings of the 13th international conference on Intelligent user interfaces — IUI '08* (p. 30). Gran Canaria, Espagne : ACM Press. <https://doi.org/10.1145/1378773.1378778>

Knutsson, E. et Mårtensson, A. (1980). Dynamic motor capacity in spastic paresis and its relation to prime mover dysfunction, spastic reflexes and antagonist co-activation. *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine*, 12(3), 93–106.

Lacquaniti, F., Ferrigno, G., Pedotti, A., Soechting, J. et Terzuolo, C. (1987). Changes in spatial scale in drawing and handwriting: Kinematic contributions by proximal and distal joints. *The Journal of Neuroscience*, 7(3), 819–828. <https://doi.org/10.1523/JNEUROSCI.07-03-00819.1987>

Landau, S. (2007). Michon and the birth of scientific graphology. *Vanguard Graphological Journal*. Repéré à <https://www.britishgraphology.org/wp-content/uploads/2012/02/MichonAndTheBirthOfScientificGraphology.pdf>

Larousse. (s. d.). Graphologie. *Dictionnaire Larousse en ligne*. Repéré à <https://www.larousse.fr/dictionnaires/francais/graphologie/37931>

Laurent, A., Plamondon, R. et Begon, M. (2022). Reliability of the kinematic theory parameters during handwriting tasks on a vertical setup. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71, 103157. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2021.103157>

Legge, D., Steinberg, H. et Summerfield, A. (1964). Simple measures of handwriting as indices of drug effects. *Perceptual and Motor Skills*, 18(2), 549–558. <https://doi.org/10.2466/pms.1964.18.2.549>

Leis, A. A. et Trapani, V. C. (2000). *Atlas of electromyography*. Oxford : Oxford University Press.

Li, C., Ma, Z., Yao, L. et Zhang, D. (2013). Improvements on EMG-based handwriting recognition with DTW algorithm. Dans 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) (pp. 2144–2147). Osaka : IEEE. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2013.6609958>

Linden, J. et Marquis, R. (2023). The influence of time on dynamic signature: An exploratory data analysis. *Forensic Science International*, 348, 111577. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2023.111577>

Linden, J., Marquis, R., Bozza, S. et Taroni, F. (2018). Dynamic signatures: A review of dynamic feature variation and forensic methodology. *Forensic Science International*, 291, 216–229. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2018.08.021>

Linden, J., Marquis, R. et Mazzella, W. (2017). Forensic analysis of digital dynamic signatures: New methods for data treatment and feature evaluation. *Journal of Forensic Sciences*, 62(2), 382–391. <https://doi.org/10.1111/1556-4029.13288>

Linden, J., Bozza, S., Marquis, R. et Taroni, F. (2022). Bayesian evaluation of dynamic signatures in operational conditions. *Forensic Science International*, 332, 111173. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2022.111173>

Linden, J., Taroni, F., Marquis, R. et Bozza, S. (2021). Bayesian multivariate models for case assessment in dynamic signature cases. *Forensic Science International*, 318, 110611. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2020.110611>

Linderman, M., Lebedev, M. A. et Erlichman, J. S. (2009). Recognition of handwriting from electromyography. *PLoS ONE*, 4(8), e6791. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0006791>

- Liu, J., Kang, S. H., Xu, D., Ren, Y., Lee, S. J. et Zhang, L.-Q. (2017). EMG-Based continuous and simultaneous estimation of arm kinematics in able-bodied individuals and stroke survivors. *Frontiers in Neuroscience*, 11, 480. <https://doi.org/10.3389/fnins.2017.00480>
- Loconsole, C., Trotta, G. F., Brunetti, A., Trotta, J., Schiavone, A., Tatò, S. I., Losavio, G. et Bevilacqua, V. (2017). Computer vision and EMG-based handwriting analysis for classification in Parkinson's disease. Dans D.-S. Huang, K.-H. Jo et J. C. Figueroa-García (Éds), *Intelligent Computing Theories and Application* (vol. 10362, pp. 493–503). Cham : Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-63312-1_43
- Lüderitz, B. (2003). Augustus Desiré Waller (1856–1922)—The first to record the electrical activity of the human heart. *Journal of Interventional Cardiac Electrophysiology*, 9(1), 59–60. <https://doi.org/10.1023/A:1025328722646>
- Lynch, J. (2020). Medieval forgery. Dans J. Parker et C. Wagner (Éds), *The Oxford Handbook of Victorian Medievalism* (1re éd., pp. 98–113). (S.l.) : Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199669509.013.6>
- MacKenzie, C. L. et Iberall, T. (1994). *The grasping hand*. Amsterdam et New York : North-Holland.
- Mansuy, R. et Mazliak, L. (2011). L'analyse graphologique controversée d'Alphonse Bertillon dans l'affaire Dreyfus : Polémiques et réflexions autour de la figure de l'expert. Dans *Hommes et sociétés* (pp. 354–371). (S.l.) : Karthala. <https://doi.org/10.3917/kart.piaz.2011.01.0354>
- Marin, G., Dominio, F. et Zanuttigh, P. (2014). Hand gesture recognition with leap motion and kinect devices. Dans *2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)* (pp. 1565–1569). Paris, France : IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICIP.2014.7025313>
- Marquis, R., Schmittbuhl, M., Mazzella, W. D. et Taroni, F. (2005). Quantification of the shape of handwritten characters: A step to objective discrimination between writers based on the study of the capital character O. *Forensic Science International*, 150(1), 23–32. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2004.06.028>

- Marquis, R., Taroni, F., Bozza, S. et Schmittbuhl, M. (2006). Quantitative characterization of morphological polymorphism of handwritten characters loops. *Forensic Science International*, 164(2–3), 211–220. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2006.02.008>
- Marquis, R., Taroni, F., Bozza, S. et Schmittbuhl, M. (2007). Size influence on shape of handwritten characters loops. *Forensic Science International*, 172(1), 10–16. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2006.11.005>
- Marquis, R., Bozza, S., Schmittbuhl, M. et Taroni, F. (2011). Handwriting evidence evaluation based on the shape of characters: Application of multivariate likelihood ratios. *Journal of Forensic Sciences*, 56(s1), S238–S242. <https://doi.org/10.1111/j.1556-4029.2010.01602.x>
- Marquis, R., Cadola, L., Mazzella, W. D. et Hicks, T. (2017). What is the error margin of your signature analysis? *Forensic Science International*, 281, e1–e8. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2017.11.012>
- Marquis, R., Hicks, T. et Mazzella, W. (2021). How to account for the possibility of disguise when assessing signature comparisons. *Nowa Kodyfikacja Prawa Karnego*, 59, 139–147. <https://doi.org/10.19195/2084-5065.59.10>
- mDurance. (2024, 23 avril). Qu'est-ce que l'électromyographie de surface : principes fondamentaux pour maîtriser la technique. *mDurance*. Repéré à <https://mdurance.com/fr/blog/quest-ce-que-lelectromyographie-de-surface-principes-fondamentaux-pour-maitriser-la-technique/>
- Mekyska, J., Smekal, Z., Drotar, P., Masarova, L., Rektorova, I. et Faundez, M. (2016). Parkinson's disease handwriting database (PaHaW). (Version 3).
- Merletti, R. et Parker, P. (Éds). (2004). *Electromyography: Physiology, engineering, and noninvasive applications* (1re éd.). (S.l.) : Wiley. <https://doi.org/10.1002/0471678384>
- Mills, K. R. (2005). The basics of electromyography. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 76(suppl_2), ii32–ii35. <https://doi.org/10.1136/jnnp.2005.069211>
- Mohammed, L. (2019). *Forensic examination of signatures*. Londres et San Diego, CA : Academic Press.

- Muller, M. (2019). *Grégory: La justice manipulée*. La Seyne-sur-Mer : Audicirm.
- Muscles of the Hand. (s. d.). *Teach me anatomy*. Repéré à <https://teachmeanatomy.info/upper-limb/muscles/hand/>
- National Research Council (U.S.). (2009). *Strengthening forensic science in the United States: A path forward*. Washington, D.C.: National Academies Press.
- Nickell, J. et Fischer, J. F. (1999). *Crime science: Methods of forensic detection*. Lexington : University Press of Kentucky.
- Nougarou, F., Campeau-Lecours, A., Massicotte, D., Boukadoum, M., Gosselin, C. et Gosselin, B. (2019). Pattern recognition based on HD-sEMG spatial features extraction for an efficient proportional control of a robotic arm. *Biomedical Signal Processing and Control*, 53, 101550. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2019.04.027>
- Osborn, A. S. (1929). *Questioned documents* (2e éd. complète et intégrale). Chicago : Nelson-Hall Co.
- Pagé, I., Nougarou, F., Lardon, A. et Descarreux, M. (2018). Changes in spinal stiffness with chronic thoracic pain: Correlation with pain and muscle activity. *PLOS ONE*, 13(12), e0208790. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0208790>
- Palehai, D. et Fanany, M. I. (2017). Handwriting recognition on form document using convolutional neural network and support vector machines (CNN-SVM). Dans 2017 5th International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT) (pp. 1–6). Melaka, Malaisie : IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICoICT.2017.8074699>
- Pereira, C. R., Weber, S. A. T., Hook, C., Rosa, G. H. et Papa, J. P. (2016). Deep learning-aided Parkinson's disease diagnosis from handwritten dynamics. Dans 2016 29th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI) (pp. 340–346). Sao Paulo, Brésil : IEEE. <https://doi.org/10.1109/SIBGRAPI.2016.054>
- Perotto, A. et Delagi, E. F. (2011). *Anatomical guide for the electromyographer: The limbs and trunk* (5e éd.). Springfield, Ill : Charles C. Thomas.

Phinyomark, A., Khushaba, R. N. et Scheme, E. (2018). Feature extraction and selection for myoelectric control based on wearable EMG sensors. *Sensors*, 18(5), 1615. <https://doi.org/10.3390/s18051615>

Phinyomark, A., Phukpattaranont, P. et Limsakul, C. (2012a). Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert Systems with Applications*, 39(8), 7420–7431. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.102>

Phinyomark, A., Phukpattaranont, P. et Limsakul, C. (2012b). Fractal analysis features for weak and single-channel upper-limb EMG signals. *Expert Systems with Applications*, 39(12), 11156–11163. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.03.039>

Phinyomark, A., Quaine, F., Charbonnier, S., Serviere, C., Tarpin-Bernard, F. et Laurillau, Y. (2013). EMG feature evaluation for improving myoelectric pattern recognition robustness. *Expert Systems with Applications*, 40(12), 4832–4840. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.02.023>

Phinyomark, A., Quaine, F., Charbonnier, S., Serviere, C., Tarpin-Bernard, F. et Laurillau, Y. (2014). Feature extraction of the first difference of EMG time series for EMG pattern recognition. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 117(2), 247–256. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2014.06.013>

Piraeus Bank. (s. d.). Electronic signature (E-Signature). *Piraeus Bank*. Repéré à <https://www.piraeusbank.gr/en/idiwtes/trapezikes-ypiresies/eidikes-trapezikes-ypiresies/ilektroniki-ypografi-e-signature>

Plamondon, R. et Alimi, A. M. (1997). Speed/accuracy trade-offs in target-directed movements. *Behavioral and Brain Sciences*, 20(2), 279–303. <https://doi.org/10.1017/S0140525X97001441>

Poincaré, H., Darboux, G. et Appell, P. (1904). *Rapport de MM. les experts Darboux, Appell, Poincaré*.

Prasad, S., Singh, V. K. et Sapre, A. (2010). Handwriting analysis based on segmentation method for prediction of human personality using support vector machine. *International Journal of Computer Applications*, 8(12), 25–29. <https://doi.org/10.5120/1256-1758>

- Rajwar, S. et Singh, V. (2021). Variation in handwriting under different writing conditions. *International Journal of Creative research Thoughts*, 9(4), 2599–2608.
- Reece, J. B. et Campbell, N. A. (Éds). (2011). *Biology* (9e éd., student ed). Boston et Munich : Cummings.
- Roberts, T. J. et Gabaldón, A. M. (2008). Interpreting muscle function from EMG: Lessons learned from direct measurements of muscle force. *Integrative and Comparative Biology*, 48(2), 312–320. <https://doi.org/10.1093/icb/icn056>
- Rostand, E. et Besnier, P. (2021). *Cyrano de Bergerac*. Paris : Gallimard.
- Roux, C., Bucht, R., Crispino, F., De Forest, P., Lennard, C., Margot, P., Miranda, M. D., NicDaeid, N., Ribaux, O., Ross, A. et Willis, S. (2022). The Sydney declaration—Revisiting the essence of forensic science through its fundamental principles. *Forensic Science International*, 332, 111182. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2022.111182>
- Sallagoity, I. (2004). *Dynamique de coordination spontanée de l'écriture*. (Thèse de doctorat). Université Paul Sabatier, Toulouse.
- Samuel, O. W., Zhou, H., Li, X., Wang, H., Zhang, H., Sangaiah, A. K. et Li, G. (2018). Pattern recognition of electromyography signals based on novel time domain features for amputees' limb motion classification. *Computers & Electrical Engineering*, 67, 646–655. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2017.04.003>
- Scheme, E. J., Hudgins, B. S. et Englehart, K. B. (2013). Confidence-based rejection for improved pattern recognition myoelectric control. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 60(6), 1563–1570. <https://doi.org/10.1109/TBME.2013.2238939>
- Sciacca, E. (2010). *Étude de mentions manuscrites apposées dans des conditions non conventionnelles : (Dans le cadre des articles 322-1 à 322-4 du nouveau code pénal français)*. (S.l.) : (Verlag nicht ermittelbar).
- Sciacca, E., Langlois-Peter, M.-B., Margot, P. et Velay, J.-L. (2008). The range of handwriting variability under different writing conditions. *Journal of Forensic Document Examination*, 19, 10.

- Sciacca, E., Langlois-Peter, M.-B., Margot, P. et Velay, J.-L. (2011). Effects of different postural conditions on handwriting variability. *Journal of Forensic Document Examination*, 21, 51–60.
- Sesa-Nogueras, E., Faundez-Zanuy, M. et Garnacho-Castaño, M.-V. (2021). The effect of fatigue on the performance of online writer recognition. *Cognitive Computation*, 13(5), 1374–1388. <https://doi.org/10.1007/s12559-021-09943-5>
- Shafieian, M. et Nougarou, F. (2023). Improving simultaneous and proportional control from EMG signals based on a Two-Stage Regression Structure. Dans *2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)* (pp. 1–5). Sydney, Australie : IEEE. <https://doi.org/10.1109/EMBC40787.2023.10340870>
- Shan, J. et Eliyas, S. (2024). Exploring AI facial recognition for real-time emotion detection: Assessing student engagement in online learning environments. Dans *2024 3rd International Conference on Artificial Intelligence For Internet of Things (AIoT)* (pp. 1–6). Vellore, Inde : IEEE. <https://doi.org/10.1109/AIoT58432.2024.10574587>
- Shin, S., Kang, M., Jung, J. et Kim, Y. T. (2021). Development of miniaturized wearable wristband type surface EMG measurement system for biometric authentication. *Electronics*, 10(8), 923. <https://doi.org/10.3390/electronics10080923>
- Souza, J. W. M. de, Alves, S. S. A., Rebouças, E. de S., Almeida, J. S. et Rebouças Filho, P. P. (2018). A new approach to diagnose Parkinson's disease using a structural cooccurrence matrix for a similarity analysis. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2018/7613282>
- Spielberg, S. (Réalisateur). (2002). Catch me if you can [Film]. DreamWorks Pictures.
- Srihari, S. N., Cha, S.-H., Arora, H. et Lee, S. (2002). Individuality of handwriting. *Journal of Forensic Sciences*, 47(4), 856–872.
- Starovoitov, V. V., Eldarova, E. E. et Iskakov, K. T. (2020). Comparative analysis of the SSIM index and the Pearson coefficient as a criterion for image similarity. *Eurasian Journal of Mathematical and Computer Applications*, 8(1), 76–90. <https://doi.org/10.32523/2306-6172-2020-8-1-76-90>

Supriya, R. (2018). A study to determine the variation in handwriting between natural pen hold and unaccustomed pen hold. *Journal of Forensic Sciences & Criminal Investigation*, 9(5). <https://doi.org/10.19080/JFSCI.2018.09.555772>

SWGDOC. (s. d.). *Scientific Working Group for Forensic Document Examination*. SWGDOC. Repéré à <https://www.swgdoc.org/>

Théoret, R., Godbout, R. et Gagnon, K. (2019). Poor sleep markers in children and adolescents referred for a neuropsychological evaluation. *Sleep Medicine*, 64, S131. <https://doi.org/10.1016/j.sleep.2019.11.359>

Thomas, M., Lenka, A. et Kumar Pal, P. (2017). Handwriting analysis in Parkinson's disease: Current status and future directions. *Movement Disorders Clinical Practice*, 4(6), 806–818. <https://doi.org/10.1002/mdc3.12552>

Tistarelli, M. et Champod, C. (Éds). (2017). *Handbook of biometrics for forensic science*. Cham : Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-50673-9>

Venugopalan, S., Juefei-Xu, F., Cowley, B. et Savvides, M. (2015). Electromyograph and keystroke dynamics for spoof-resistant biometric authentication. Dans *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)* (pp. 109–118). Boston, MA : IEEE. <https://doi.org/10.1109/CVPRW.2015.7301326>

Wacom. (2024, 12 juillet). Wacom Pen 4K for Intuos. *Wacom eStore*. Repéré à <https://estore.wacom.com/en-de/wacom-pen-4k-lp1100k.html>

Wann, J. et Nimmo-Smith, I. (1991). The control of pen pressure in handwriting: A subtle point. *Human Movement Science*, 10(2–3), 223–246. [https://doi.org/10.1016/0167-9457\(91\)90005-I](https://doi.org/10.1016/0167-9457(91)90005-I)

Wenniger, G. M. de B., Schomaker, L. et Way, A. (2019). No padding please: Efficient neural handwriting recognition. Dans *2019 International Conference on Document Analysis and Recognition (ICDAR)* (pp. 355–362). <https://doi.org/10.1109/ICDAR.2019.00064>

Yadav, K., Singla, A. et Rashid, S. (2018). *A preliminary study: Forensic examination of effect of alcohol on handwriting characteristics*. *Journal of Emerging Technologies and Innovative Research (JETIR)*, 5(9), 428-432. Repéré à <https://www.researchgate.net/publication/343960550>

Yu, S., Jeong, E., Hong, K. et Lee, S. (2012). Classification of nine directions using the maximum likelihood estimation based on electromyogram of both forearms. *Biomedical Engineering Letters*, 2(2), 129–137. <https://doi.org/10.1007/s13534-012-0063-x>

Zhang, X. et Zhou, P. (2012). Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 22(6), 901–907. <https://doi.org/10.1016/j.jelekin.2012.06.005>

Zimmer, J., Kalantzis, N., Dziedzic, T., Heckeroth, J., Kupferschmid, E., Fernandes, C., Geistová Čakovská, B., Branco, M. J., Spjuth, K. A., Vaccarone, P. et Kerkhoff, A. (2021). The challenge of comparing digitally captured signatures registered with different software and hardware. *Forensic Science International*, 327, 110945. <https://doi.org/10.1016/j.forsciint.2021.110945>

Zola, É. (1898, 13 janvier). J'Accuse... ! Lettre au président de la république. *L'Aurore*, p. 2.

