



**Soutenir la recherche
pour prévenir les risques**



Institut Mines-Télécom Télécom SudParis/IP Paris

Titre du projet : BIOMETRIE ET SANTE SUR TABLETTE

Rapport de valorisation

Sommaire

1. Volet 1: Biométrie signature.....	2
2. Volet 2: Santé numérique.....	3
2.1. Analyse de l'écriture et démonstrateur clinique.....	3
2.2. Analyse des gestes graphiques.....	5
2.3. Analyse des signatures.....	10
3. Conclusions.....	12
4. Publications issues du projet dans des revues et conférences internationales à comité de lecture.....	13

1. Volet 1: Biométrie signature

Dans ce volet du projet, l'objectif était d'utiliser la biométrie signature manuscrite en-ligne pour sécuriser des données personnelles, notamment sur deux aspects :

- Pouvoir alerter l'utilisateur si sa signature est vulnérable ;
- Evaluer l'impact de cette alerte sur les performances du système via un changement de type de signature.

Le point de départ était notre système de vérification d'identité, bien classé dans des évaluations internationales, et une mesure de qualité statistique personnalisée via laquelle nous avons déterminé de façon automatique des catégories d'utilisateurs, plus ou moins vulnérables. Aussi, nous avons déjà porté ce système sur iPad et l'objectif initial était de réaliser son portage sur iPhone et évaluer le système de vérification sur iPad et iPhone.

Nous avons d'abord testé la procédure d'enrôlement avec modification de la signature, sur 80 personnes qui ont acquis 3 types de signatures sur iPad: leur signature naturelle, leur signature de type « Nom-Prénom » (usage courant dans le monde anglo-saxon donnant lieu à une signature plus complexe) et leur signature de type paraphe, à savoir des initiales (usage répandu chez le notaire donnant lieu à une signature peu complexe).

Après regroupement automatique sur la mesure de qualité statistique personnalisée [Kahindo et al. 2015], 86% des signatures « Nom-Prénom » sont dans la catégorie haute complexité (et les 14% restants dans la moyenne complexité) ; d'autre part, 76% des signatures de type paraphe-initiales se retrouvent dans la basse complexité (et 24% dans la moyenne complexité, quand elles ont plus de deux initiales). Nous avons alors pu confirmer les résultats que nous avons obtenus auparavant sur d'autres bases, cette fois sur la plateforme mobile iPad:

- **Les meilleures performances sont obtenues sur les signatures à haute complexité**, à savoir 4.25% de taux d'erreur égale ou « Equal Error Rate » (EER) ;
- **Les performances se dégradent quand la complexité diminue** de 100% en relatif (par rapport à la catégorie haute complexité) pour la moyenne complexité (9% EER), et de presque 200% en relatif pour la basse complexité (14.37% EER).

Nous avons ainsi pu constater que **complexifier sa signature a tout son sens lors d'une procédure d'enrôlement d'un utilisateur**.

Pour évaluer l'apport de cette stratégie, nous avons procédé de la façon suivante:

- On a considéré uniquement les signatures naturelles des 80 personnes de la base sur iPad;
- On a demandé à ces personnes de rendre leur signature plus complexe, en signant selon le modèle « Nom-Prénom » ;
- On a fait un regroupement automatique en 3 catégories de basse, moyenne, et haute complexités.

Nous avons alors **analysé les résultats par catégorie d'utilisateur** et avons constaté que:

- Pour les personnes ayant des signatures naturelles à basse complexité, en **complexifiant leur signature sous la forme « Nom-Prénom », l'erreur du système est divisée par 2** (de 12% à 5.39%) ;
- Pour les personnes ayant des signatures naturelles à moyenne complexité, en **complexifiant leur signature sous la forme « Nom-Prénom », l'erreur du système est réduite de 30%** (de 6.68% à 4.60%) ;
- Pour les personnes ayant des signatures naturelles à haute complexité, en **complexifiant leur signature l'erreur augmente légèrement de 2.80% à 3.13%**, ce qui représente une **légère dégradation à l'EER (point de fonctionnement spécifique)**, mais à d'autres points de fonctionnement (d'autres valeurs du seuil de décision induisant des différences entre le taux de faux rejets et le taux de fausses acceptations), la courbe de performances est meilleure car l'erreur est bornée.

En conclusion, la stratégie d'enrôlement améliore les performances pour chaque catégorie de signature naturelle, et son impact sur la performance du système est d'autant plus importante que la signature naturelle est simple.

Nous avons également réalisé le portage sur iPhone du système de vérification et évalué le système sur une base de 65 personnes (dont 50% en commun avec la base iPad), atteignant des performances similaires entre les deux plateformes iPad et iPhone.

Nous avons enfin dans le cadre du projet :

- Porté notre système de vérification de signatures sur des plateformes mobiles Android**, afin de lui donner une portée plus significative en termes d'utilisateurs finaux potentiels. Ce système permet d'authentifier en local une personne par sa signature sur l'écran tactile de son téléphone ou de sa tablette.
- Réalisé un **démonstrateur du système sur plateforme Android, livré à la Fondation MAIF.**

Cette étape rend les résultats obtenus dans ce volet du projet plus prometteurs pour une valorisation future de ce système de vérification d'identité ; en effet, les plateformes Android permettent à ce jour une capture plus fine avec stylet du tracé manuscrit.

2. Volet 2: Santé numérique

2.1. Analyse de l'écriture et démonstrateur clinique

Dans ce volet du projet, l'objectif était d'utiliser l'écriture manuscrite en-ligne pour détecter la maladie d'Alzheimer à un stade précoce. L'étude s'est déroulée dans le cadre d'une collaboration entre Télécom SudParis et l'Hôpital Broca. Cette étude sur l'analyse des tâches d'écriture (boucles, textes manuscrits imposés et libres) dans le projet a été co-financée par la Fondation MAIF et la Fondation Mines-Télécom via le programme Futur & Ruptures.

Nous avons présenté les résultats finaux de cette partie dans le Rapport Final du Volet 2 du projet.

Ces résultats finaux sont bien meilleurs que ceux préalablement obtenus dans le livrable D1 sur les tâches d'écriture en-ligne. Ils sont aussi significativement meilleurs que ceux de la littérature de l'analyse de l'écriture en-ligne pour la détection de la maladie d'Alzheimer.

Ces résultats correspondent à une approche locale (analyse point par point du signal manuscrit), prenant en compte toute la dynamique des paramètres cinématiques. Cette approche n'avait jamais été utilisée auparavant dans la littérature du signal manuscrit en ligne pour la détection de la maladie d'Alzheimer. Il s'agit donc d'une approche originale, qui a donné lieu à **plusieurs publications dans des revues internationales de haut niveau**.

Nous avons montré en particulier qu'avec cette approche, **le taux de sensibilité (détection des malades Alzheimer) est bien supérieur à celui d'autres approches. En effet, la sensibilité atteinte est de 76,7% des patients Alzheimer sur une tâche simple d'écriture, à savoir quatre séries de quatre boucles. Ce résultat représente une amélioration de 17.9% en relatif par rapport à l'approche que nous avons étudiée dans le livrable D1 (approche semi-globale), et une amélioration de 25.7% en relatif par rapport à l'approche globale de la littérature.**

Cette analyse locale de l'écriture a abouti à un démonstrateur exposé dans le Rapport Final du Volet 2 du projet. **Ce démonstrateur est dévoué à l'aide à la décision en milieu clinique.**

En effet :

- (i) Il est possible d'acquérir une tâche manuscrite simple (séries de boucles, ou bien un texte libre) sur la tablette (Wacom Intuos 2 Pro montrée en Figure 1), lorsque le patient vient à l'hôpital consulter pour une plainte cognitive ou pour un suivi d'une pathologie neuro-dégénérative. Cette tablette permet de poser une feuille de papier dessus pour un retour visuel, et d'utiliser un stylo à encre, ce qui est important dans le cadre de patients âgés. De plus, le stylo étant un stylo spécial qui échange des informations avec la tablette (cas d'une tablette dite « active »), il permet la capture d'informations intéressantes pour une étude de recherche sur la détection de la maladie via des gestes de motricité fine.
- (ii) Le médecin peut ensuite exploiter de façon différée cet enregistrement via le démonstrateur, afin de bénéficier d'une aide à la décision (diagnostic) via des informations complémentaires aux tests neuropsychologiques réalisés à l'hôpital. Le démonstrateur permet en effet d'avoir accès à un faisceau d'informations sur la motricité fine du patient : une visualisation des tracés du patient en termes de cinématique (vitesse instantanée en chaque point), une visualisation des styles d'écriture propres aux entités élémentaires du tracé (boucles ou mots) de la personne, à quel groupe de personnes appartient le patient (groupe ayant des styles similaires d'écriture sur la population), quel est l'âge moyen et le MMSE moyen (« Mini-Mental State Examination ») de ce groupe de personnes, et enfin une probabilité pour le patient d'avoir la maladie d'Alzheimer. Les annexes 4 et 5 du Rapport Final du Volet 2 du projet montrent et expliquent les différentes vues du démonstrateur réalisé.

Il y a bien sûr aussi la possibilité d'avoir avec ce démonstrateur une analyse du style d'écriture d'une personne en milieu non clinique. Nous pensons néanmoins que la portée la plus intéressante de nos résultats et du démonstrateur est en milieu clinique. En effet, la possibilité d'aider les professionnels de santé à poser un diagnostic via un moyen non invasif et quotidien dans les usages du grand public, complémentaire aux tests biologiques (ponction lombaire ou l'imagerie), nous semble un point intéressant. Aussi, des informations sensibles (âge, score MMSE) apparaissent lors de l'analyse fine du geste du patient, et cela par rapport à une population étudiée. L'approche choisie exploite des techniques d'intelligence artificielle qui sont explicables et visualisables, ce qui est très important dans le cadre de l'aide à la décision en milieu clinique. Enfin, en termes d'usages, le fait que la tablette permet l'acquisition sur une feuille de papier avec un stylo spécial à encre correspond bien à la population âgée cible et permet une finesse dans l'acquisition de multiples paramètres (résolution spatiale et temporelle élevées) ; aussi, le fait que cette tablette doive être connectée à un poste fixe correspond davantage à un scénario clinique dans lequel un lieu fixe peut être dédié à l'acquisition des données manuscrites.

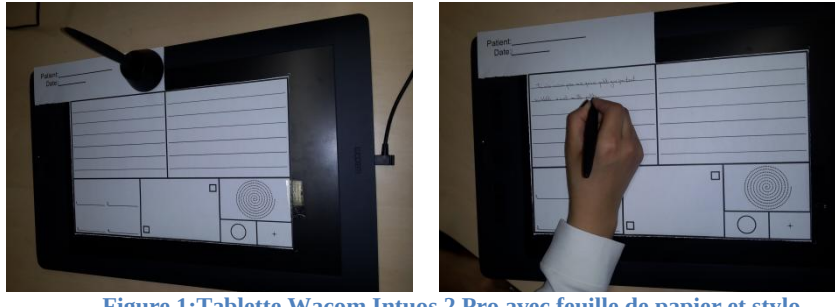


Figure 1:Tablette Wacom Intuos 2 Pro avec feuille de papier et stylo spécial à encre « Inking Pen »

Autrement, en termes de tâches d'écriture, nous constatons que **la tâche des boucles donne une sensibilité similaire à celle du texte imposé qui est la tâche la plus riche en termes de nombre de données**. La tâche des boucles a aussi l'avantage d'être plus simple que la recopie du texte imposé et également l'avantage que tous les participants contribuent a priori avec un même nombre de données. Cela n'est en effet pas le cas du texte libre qui fait intervenir le choix de texte de chacun des participants. Enfin, **la tâche des boucles permet une meilleure visualisation sur le démonstrateur**, ce qui est important également pour le professionnel de santé. Pour toutes ces raisons, nous recommandons cette tâche pour l'aide à la décision parmi les tâches d'écriture.

2.2. Analyse des gestes graphiques

Dans cette partie du projet, l'objectif était d'utiliser des gestes graphiques réalisés sur la tablette en Figure 1 pour détecter la maladie d'Alzheimer à un stade précoce.

Trois gestes graphiques étaient réalisés par le patient sur la feuille ci-dessus : le test de Fitts, le test des cercles et le test de la spirale.

Parmi ces différents gestes graphiques, **le test de Fitts et le test des cercles sont de même nature, car ils exigent un compromis entre précision et vitesse**. Il est à noter que ces deux tâches sont **les seules à avoir une durée limitée, de 15 secondes**. Elles ne prennent donc pas beaucoup de temps d'acquisition, ce qui est intéressant par rapport aux tâches d'écriture de la section précédente.

Le test de Fitts consiste à faire des allers-retours entre deux cibles, représentées par des carrés (voir Figure 2 ci-dessous), tout en essayant de rester à l'intérieur des carrés à chaque changement de direction (par exemple à la fin d'un aller pour revenir en arrière vers l'autre cible).

La tâche des cercles consiste à faire le plus vite possible des cercles concentriques de 2 cms de diamètre (voir Figure 3) avec un guidage via des pointillés sur la feuille de papier.

Des exemples de la capture de ces gestes sont montrés en Figures 4 et 5 ci-dessous sur des personnes contrôles.

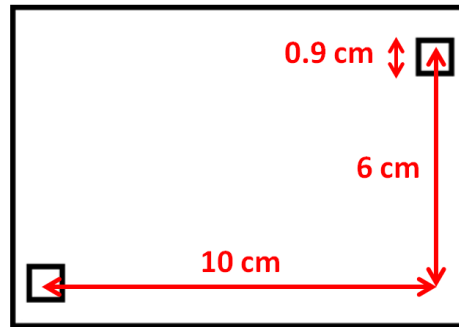


Figure 2. Dimensions du test de Fitts

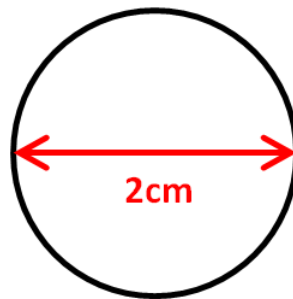


Figure 3. Dimensions du test du cercle

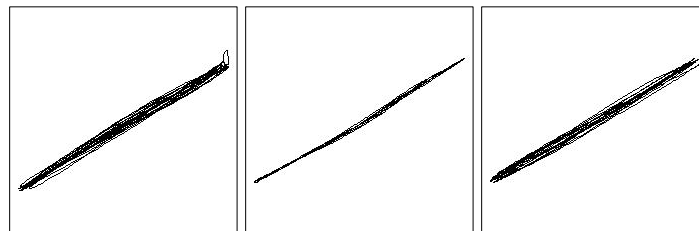


Figure 4. Exemples du test de Fitts de sujets Contrôle de M0

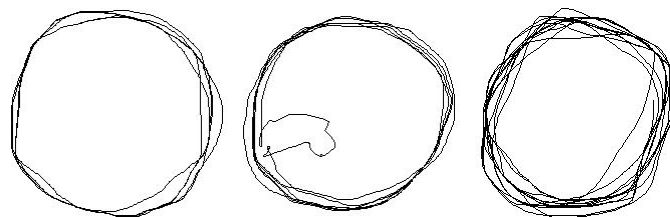


Figure 5. Exemples du test du cercle de sujets Contrôle de M0

L'analyse de ces deux gestes a permis d'extraire les paramètres les plus pertinents en termes de discrimination des deux classes (Alzheimer et Contrôle) via une Analyse Discriminante Linéaire (ALD). **Une analyse locale par une distance dite élastique**, parce qu'elle permet d'apparier des séquences de longueurs différentes et de mesurer leurs différences, a été privilégiée au vu de nos résultats sur l'écriture. Chaque geste manuscrit a été segmenté automatiquement en portions ou « strokes » comme souvent effectué dans la littérature [7,8,10,11]: pour le geste de Fitts, en strokes allers et strokes retours ; pour le geste du cercle, en demi-cercles ou cercles complets. Pour l'analyse, les portions successives sont appariées et une distance élastique (« Dynamic Time Warping » ou DTW) est calculée. La médiane de ces distances est ensuite extraite pour représenter le geste complet de chaque personne.

Ces portions successives sont appariées sur des paramètres de tous types extraits en chaque point de la séquence : les vitesses horizontale et verticale, les accélérations, les variations de l'accélération, la pression, la direction instantanée du déplacement, la courbure locale.

Pour le test de Fitts, les paramètres cinématiques retenus sont la médiane des distances élastiques des vitesses horizontales et verticales entre strokes successifs. On retrouve ainsi l'importance de la vitesse locale pour discriminer les 2 classes, comme dans l'écriture. Mais **des paramètres spatiaux se révèlent aussi importants**, comme la médiane sur tout le geste des distances élastiques sur la courbure locale ainsi que sur la direction locale entre strokes successifs.

Pour le cercle, la DTW est utilisée aussi bien sur des cercles consécutifs que sur des demi-cercles ascendants consécutifs et descendants consécutifs. La direction locale apparaît comme un paramètre important sur des demi-cercles ascendants ou descendants consécutifs. Des paramètres globaux (valeur médiane) de pression et du jerk normalisé (mesure de fluidité sur les strokes ascendants et descendants) apparaissent aussi. Dans cette tâche, la vitesse n'est pas un paramètre discriminant.

Les résultats montrent, avec un classifieur SVM linéaire et le même protocole de « Leave-one-out » (après plusieurs tirages équilibrant le nombre de personnes Alzheimer et Contrôle), que **le test de Fitts est plus discriminant que celui du cercle : la sensibilité atteinte est de 81,33% (la spécificité est alors de 80.67%)** alors qu'elle est à peine de 62,67% avec le cercle (spécificité de 84%). Autrement dit, **avec le test de Fitts, la sensibilité et la spécificité sont équilibrées**, tandis qu'avec le test du cercle ce n'est pas le cas : le système tend alors à générer beaucoup de faux négatifs (des sujets Alzheimer sont pris pour des sujets Contrôle).

Nous recommandons ainsi l'analyse en-ligne du test de Fitts car ce test très court (15 secondes) a une bonne sensibilité, supérieure à 80% et donc à celle des tâches d'écriture.

Analyse de la fusion des deux tâches « en-ligne » de Fitts et des cercles

La fusion améliore légèrement (1 à 2%) le taux de classification correcte : elle dégrade la sensibilité par rapport à celle du test de Fitts (de 81.33% à 76.67%) et améliore la spécificité (de 80% à 87.33%, avec un classifieur SVM linéaire). Avec un SVM à noyau RBF, le taux de classification correcte passe de 82% à 83%; dans ce cas, on atteint 78% de sensibilité et 88% de spécificité.

En conclusion, **on constate que la tâche de Fitts reste ainsi meilleure que la fusion en sensibilité (81.33%) et qu'elle équilibre davantage sensibilité et spécificité, atteignant un taux de classification correcte de 81% (avec un SVM linéaire).**

Analyse de l'image du tracé générée à partir de la séquence « en-ligne »

Nous avons aussi effectué une **analyse dite « hors-ligne »** de ces tests graphiques, c'est-à-dire **une analyse de l'image du tracé manuscrit reconstitué à partir du tracé « en-ligne » que capture la tablette** (la séquence des points du tracé). Nous avons alors adopté une approche à base de réseaux de neurones profonds, afin de voir l'apport d'une extraction automatique des paramètres réalisée par le réseau via des représentations internes ; dans ce cadre, un réseau de convolution est utilisé comme extracteur de caractéristiques. Nous avons utilisé un réseau de neurones connu (AlexNet) en mode « Transfer Learning » : dans ce contexte, le réseau a déjà été entraîné sur une très grande base d'images et nous utilisons cette connaissance extraite par le réseau sur notre base de données (d'où la notion de « transfert » de connaissance ou « Transfer Learning »). Le réseau extrait ainsi 4096 paramètres de chaque image d'un geste graphique. Un classifieur SVM est utilisé en aval, comme des travaux récents de la littérature sur la maladie de Parkinson [14].

Nous avons généré automatiquement plusieurs représentations de l'image (en plus de l'image brute qu'on peut visualiser en Figures 4 et 5), afin d'augmenter le nombre de données (images résiduelles après filtrage médian local, images de contours des gestes). Avec le même protocole que dans l'analyse « en-ligne », la sensibilité atteinte est de 81,11% mais avec une spécificité de 60% pour le test de Fitts (sur l'image résiduelle après filtrage médian local) ; pour le test du cercle, la sensibilité est de 64,44% (avec une spécificité de 72,22%) sur l'image brute.

Ainsi, **globalement, le taux de classification correcte du test de Fitts hors-ligne est de 70.56% et celui du cercle de 68.33%**. On constate ici une légère supériorité du test de Fitts par rapport à celui du cercle, car il donne lieu à de faux positifs vu la faible spécificité (des sujets Contrôle sont pris pour des Alzheimer). Ainsi, nous n'obtenons pas pour cette analyse hors-ligne un équilibre entre sensibilité et spécificité pour cette tâche, comme dans l'analyse en-ligne. Ce résultat peut être expliqué par le fait qu'on n'a pas dans cette analyse de tous les éléments disponibles dans une analyse de l'image complète (après scan du papier), comme par exemple les contours des cibles pour le test de Fitts. Une analyse de l'image complète peut améliorer ces résultats, et une fusion des analyses en-ligne et hors-ligne pourrait encore apporter de l'information pour mieux discriminer les deux classes.

Fusion des différentes représentations de l'image pour les tests de Fitts et des cercles hors-ligne

La fusion a été évaluée avec plusieurs tirages pour équilibrer les deux populations et pour chacun un protocole de Cross-validation (10-fold ou 10 plis : 90% en apprentissage et 10% en test sur 10 ensembles différents afin d'estimer la performance moyenne de façon plus fiable).

La fusion des trois représentations pour le test de Fitts équilibre la sensibilité et la spécificité, ce qui est un apport intéressant de la fusion. Elles sont alors de 71.1%.

La fusion des trois représentations améliore les résultats pour le test des cercles, qui donne alors des performances similaires au test de Fitts (70% de sensibilité et 73.33% de spécificité).

En conclusion, pour ces gestes de compromis entre précision et vitesse, on constate que **l'analyse en-ligne est meilleure comparativement à l'analyse de l'image générée à partir du tracé en-ligne (81% de taux de classification correcte versus 71.1%)**.

On constate aussi que **le geste de Fitts donne le meilleur résultat de sensibilité, et cela à partir d'une analyse locale des différents paramètres.**

Comparaison à l'Analyse de la spirale

Nous avons extrait de la spirale des paramètres temporels comme le temps en l'air, le temps sur papier, le temps total, et aussi des paramètres spatiaux comme le nombre d'auto-intersections, la variance des angles de la direction du déplacement dans certains points de la spirale, les points d'intersection avec les axes avec différentes orientations (de 0 à 330°) partant du point de départ de la spirale, ainsi que la variance des distances entre points d'intersection consécutifs sur chaque axe. Cela donne 12 axes (3 par cadran) et un nombre de distances et d'angles variables d'un individu à l'autre ; pour cette raison, nous avons pris en compte la variance de ces distances et de ces angles. Nous avons fait une extraction globale de paramètres pour ce geste.

Les combinaisons testées montrent que les paramètres nombre d'auto-intersections, temps en l'air et le ratio du temps en l'air sur le temps sur papier donnent avec un protocole de « Leave-one-out » et un SVM linéaire 76.47% de sensibilité mais avec une spécificité plus faible (65.52%), ce qui montre que le système fait de faux positifs (contrôles pris pour Alzheimer).

Les paramètres de variance des distances entre points d'intersection consécutifs sur chaque axe (12 variances) donnent à eux seuls 73.91% de sensibilité et 69.23% de spécificité.

L'analyse en-ligne n'a ainsi pas donné de meilleurs résultats en sensibilité que les autres tâches graphiques. Néanmoins, elle nous a permis de constater que les paramètres spatiaux même pris globalement (via les variances des distances à chaque orientation ou bien les auto-intersections de la spirale) semblent importants dans cette tâche. Pour cette raison, nous avons poursuivi sur une analyse de l'image générée à partir du signal en-ligne avec la même méthode d'apprentissage profond décrite sur les tâches de Fitts et des cercles.

Analyse de l'image du tracé de la spirale générée à partir de la séquence « en-ligne »

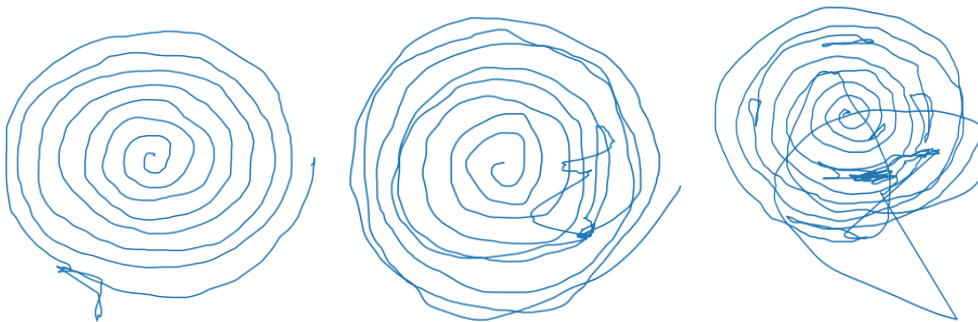


Figure 6. Exemples du test de la spirale d'un sujet Contrôle (à gauche) et 2 sujets Alzheimer

Nous avons considéré les différentes représentations suivantes pour chaque spirale : les images brutes, les images résiduelles après filtrage médian local, les images de contours.

Le meilleur résultat est obtenu avec l'analyse de l'image brute : 76.67% de sensibilité et 70% de spécificité (73.33% de classification correcte). Les fusions des sorties du réseau pour chaque type d'entrée (les images brutes, les images résiduelles après filtrage médian local, les images de contours) n'améliorent pas ces résultats ; elles augmentent les faux positifs (chute de la spécificité).

En conclusion, **comparativement à l'analyse de l'image des autres tâches graphiques (Fitts et cercles), l'analyse de l'image de la spirale donne de meilleurs résultats** (73.33% de classification correcte versus 71.1% pour le test de Fitts et 71.67% pour le test des cercles, et avec une meilleure sensibilité de 76.67%). Ce résultat confirme les résultats obtenus dans la littérature de la maladie de Parkinson, où l'analyse de la spirale donne de meilleurs résultats que des tâches de boucles et d'écriture [14]. Ce résultat prometteur nous fait conseiller ce geste graphique pour un protocole de détection de la maladie. Une analyse de l'image complète (après scan du papier) pourrait apporter des éléments complémentaires dans l'analyse et améliorer les résultats.

2.3. Analyse des signatures

Les signatures manuscrites sont aussi étudiées dans ce projet dans le volet santé, en plus du volet Biométrie. C'est d'ailleurs la seule tâche manuscrite présente dans les deux volets de ce projet. Peu de travaux de la littérature existent sur la signature à des fins de détection précoce de pathologies, et en particulier sur la maladie d'Alzheimer [1]. Ainsi, il y a beaucoup plus de travaux sur l'analyse de l'écriture à des fins de santé.

Comme conseillé par les neuro-psychologues de l'équipe de l'APHP Broca, nous avons étudié la signature au sein d'une tâche « écologique », c'est-à-dire dans le cadre d'une tâche simulant une situation de la vie quotidienne : la signature d'un chèque. Ainsi, dans le protocole d'acquisition, une simulation de chèque est posée sur la tablette et la personne acquiert sa signature après avoir rempli le chèque. Deux chèques ont ainsi été remplis par chaque participant. La signature a ensuite été segmentée et analysée via une mesure des irrégularités dans les séquences (complexité), la « Sample Entropy », très connue dans la littérature de signaux physiologiques ainsi que dans l'analyse de tremblements [2-5]. La Figure 7 montre des exemples de signature segmentées où l'on considère l'ensemble du geste de signer, incluant la trajectoire du stylo en l'air (capturée jusqu'à 2 cms au dessus de la tablette).

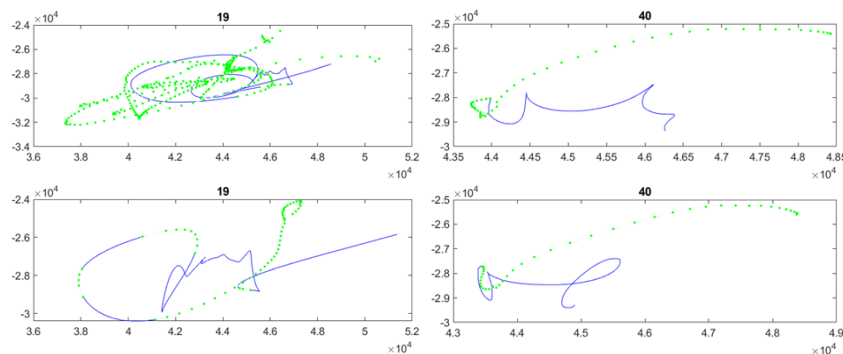


Figure 7. Exemples de signatures d'un sujet Alzheimer (à gauche) et 1 sujet Contrôlé

Nous avons étudié cette mesure sur les cinq fonctions temporelles capturées par la tablette : les coordonnées du stylo, la pression du stylo, les angles d'inclinaison du stylo au cours du temps. Une première analyse des corrélations de chacune avec la métadonnée du MMSE montre que plus ce dernier augmente (plus le sujet tend à avoir un profil dit normal ou Contrôle), plus sa signature aura des irrégularités, sera complexe et riche en information.

D'autre part, l'analyse des corrélations avec la métadonnée de l'âge montre que la mesure décroît avec l'âge pour 4 de ces fonctions temporelles : les coordonnées en fonction du temps, la pression du stylo, et l'altitude du stylo (angle du stylo avec le plan de la tablette). Ainsi, nous avons constaté que ces séquences perdent en contenu d'information avec l'âge.

Après avoir déterminé les valeurs pertinentes des hyper-paramètres de la mesure « Sample Entropy » permettant d'observer une différence entre les malades d'Alzheimer et les sujets Contrôle, nous avons constaté que **la baisse des valeurs d'entropie avec la maladie d'Alzheimer est significative pour les fonctions temporelles de pression et d'altitude**. Nous avons alors exploité l'entropie de ces fonctions temporelles pour la classification automatique, en donnant simultanément en entrée d'un classifieur de type SVM (« Support Vector Machine ») linéaire les mesures d'entropie des deux signatures de chaque personne. Nous avons constaté que l'altitude à elle seule donne de meilleurs résultats que la pression, et que leur combinaison est porteuse d'information pour la détection de la pathologie (le taux de classification correcte approche les 70%). Enfin, **en combinant les entropies de la pression et l'altitude à celle des coordonnées également, le taux de classification correcte est de 75.71%.**

Ces résultats de classification sont parmi les meilleurs que nous ayons obtenus. Ces bons résultats ainsi que la baisse des valeurs d'entropie pour les fonctions temporelles de pression et d'altitude chez les sujets Alzheimer montre que leur tenue du stylo se caractérise par moins de tonus que celle des sujets Contrôle, ce qui a un impact sur la pression du stylo et sur les variations du tracé dans la direction verticale, aussi moindres chez les sujets Alzheimer. **Notre étude montre ainsi que le système poignet-main-doigt est altéré chez les sujets touchés par la maladie à un stade précoce.**

Enfin, nos résultats révèlent que **via la signature qui est un geste court** (le plus court du protocole d'acquisition mis en œuvre à l'Hôpital Broca), **balistique et non codifié contrairement à l'écriture**, et donc un processus avec une part d'inconscient, nous avons pu trouver des **marqueurs de la pathologie dans la tenue du stylo au cours du geste**. En effet, la tenue du stylo **Ce résultat nouveau a fait l'objet d'une publication dans une revue internationale** [Wang et al. 2019].

Il est à noter que ce résultat a pu apparaître **grâce à l'acquisition sur une tablette Wacom dite « active »**, c'est-à-dire une tablette qui échange des informations avec le stylo spécial à encre, et ainsi **permet de capturer la position exacte du stylo en 3 dimensions au cours du temps**.

Par ailleurs, il est aussi très intéressant de noter que les études sur les signatures dans le domaine de la Biométrie (ce qui correspond au Volet 1 de ce projet) ont montré que les angles de tenue du stylo perturbent la vérification d'identité biométrique, et ont été à ce titre délaissés dans ce domaine. **C'est précisément cette information qui dans le domaine de la santé permet d'accéder à un marqueur de pathologie précoce.**

Nous recommandons ainsi l'inclusion de signatures dans un protocole d'acquisition clinique avec ce type de tablette.

A l'avenir, nous poursuivrons l'étude des entropies d'autres paramètres extraits de la signature, notamment des paramètres cinématiques (vitesse, accélération, jerk) et combinerons cette mesure d'entropie à d'autres mesures non linéaires afin d'affiner la détection des altérations des signatures dues à la pathologie.

3. Conclusions

Dans le volet Biométrie (Volet 1) du projet, la stratégie d'enrôlement proposée qui consiste pour l'utilisateur à **complexifier la signature sous la forme « Nom-Prénom » a été étudiée sur plateforme mobile de type iPad**. Nous avons montré qu'elle améliore les performances pour chaque catégorie de signature naturelle, catégories générées de façon automatique par une mesure de qualité [Kahindo et al. 2015]. Aussi, on a constaté que l'impact de cette stratégie sur la performance du système est d'autant plus importante que la signature naturelle est simple, allant jusqu'à diviser par deux le taux d'erreur. Nous avons aussi porté avec succès notre système de vérification sur iPhone et sur des plateformes Android. **Ainsi, dans ce volet, l'objectif a été l'étude de nouvelles possibilités pour sécuriser davantage l'identité d'une personne via sa signature, et cela en mobilité**. La mobilité est en effet un contexte qui génère beaucoup de variabilité des signatures, rendant plus difficile la vérification d'identité. Cet objectif de robustesse accrue du système de vérification a été atteint au vu de l'amélioration des performances induite par notre stratégie personnalisée mise en place à l'enrôlement.

Dans le volet santé numérique (Volet 2) du projet, nous avons analysé des **tâches manuscrites de nature très différente, acquises dans un cadre clinique**, via une tablette graphique d'un autre type, reliée à un ordinateur, constituant ainsi une **plateforme fixe**, munie d'un stylo spécial à encre, permettant d'acquérir les données sur une feuille de papier posée sur la tablette. Cette tablette permet l'acquisition d'autres données pendant la réalisation du geste, comme la pression et l'inclinaison du stylo, ainsi que la trajectoire du stylo en l'air (jusqu'à 2 cms au dessus de la tablette). **Ces données supplémentaires qu'il est possible de capturer via ce type de tablette se sont avérées importantes pour établir des marqueurs de pathologie via la signature**. Nous avons ainsi mis en évidence une **altération de la tenue du stylo chez les sujets Alzheimer par rapport aux sujets Contrôle**.

Parmi toutes les tâches du protocole étudiées, la modalité signature nous semble en effet très prometteuse pour la détection de la pathologie à un stade précoce, au vu des résultats de classification et de nos analyses. D'autre part, signer est une tâche naturelle, connue du sujet ; elle ne lui demande donc pas un effort supplémentaire, ce qui est important pour une personne touchée par la maladie d'Alzheimer. Aussi, le geste de signer est très court par rapport aux autres gestes graphiques du protocole. Enfin, l'acte de signer fait partie de la vie quotidienne et à ce titre, cela a du sens de l'inclure dans une tâche « écologique » du protocole, comme signer un chèque, un bordereau ou un formulaire, comme nous l'avons fait.

Les gestes graphiques du test de Fitts et de la spirale s'avèrent aussi intéressants du point de vue de leur complémentarité, **le test de Fitts par l'analyse en-ligne qui donne plus de 80% de sensibilité, et la spirale par l'analyse hors-ligne qui peut être affinée encore par l'exploitation de toute l'information de l'image** (via un scanner).

Enfin, **la tâche des boucles semble la meilleure tâche d'écriture en termes de compromis entre temps d'acquisition et sensibilité**, de l'ordre de 75%. Le texte imposé et le texte libre ne permettent pas d'obtenir une amélioration significative des résultats.

D'autre part, l'objectif du projet est de **trouver des marqueurs de la pathologie**. Sur cet aspect, **sur les tâches donnant les meilleurs résultats**, ci-dessus mentionnées:

- Pour l'écriture, nous avons trouvé que **les vitesses horizontales et verticales prises localement en chaque point échantillonné** constituent des marqueurs de la pathologie. En effet, nos résultats améliorent significativement la détection de la maladie comparativement aux travaux de la littérature [9,12,13].

- Pour le test de Fitts : l'analyse locale via la distance élastique de portions consécutives du tracé donne lieu à des marqueurs liés à **la courbure locale, les vitesses horizontales et verticales, la direction locale du déplacement**. A notre connaissance, il n'y a pas de travaux de la littérature sur ce geste pour la détection de la maladie d'Alzheimer. Aussi, à notre connaissance, l'analyse fine de la correspondance locale des portions successives par la distance élastique n'a pas été utilisée auparavant dans la littérature [7,8,10,11]. Ce résultat est donc novateur.
- Pour les signatures : **les entropies (« Sample Entropy ») de l'angle d'Altitude du stylo avec le plan de la tablette, de la pression du stylo et des coordonnées, sont des marqueurs d'altérations du geste de signer**. Ce résultat est également novateur et ouvre sur des perspectives pour affiner la détection précoce sur d'autres mesures non linéaires d'entropie et d'autres séquences de paramètres à analyser.

Dans ce projet, nous avons ainsi pu déterminer un certain nombre de marqueurs augmentant de façon significative l'efficacité de la détection de la pathologie.

Nous avons fait cela sur différentes tâches, et pu mesurer les avantages et inconvénients de chacune afin de donner des **recommandations pour un protocole futur**.

Nos résultats rendent viables une aide à la décision pour le corps médical pour poser un diagnostic, comme le révèle le **démonstrateur sur les tâches d'écriture pour le contexte clinique**.

A l'avenir, nous voudrions enrichir la base de données avec le même protocole d'acquisition, afin de réaliser une **étude différentielle** sur la maladie d'Alzheimer par rapport à d'autres pathologies, comme par exemple la maladie de Parkinson, afin d'établir des marqueurs plus spécifiques.

4. Publications issues du projet dans des revues et conférences internationales à comité de lecture

[Wang et al. 2019] Z. Wang, M. Abazid, N. Houmani, S. Garcia-Salicetti, A.S. Rigaud, "Online Signature Analysis for Characterizing Early Stage Alzheimer's Disease: A Feasibility Study", Entropy, Vol. 21, 956; doi:10.3390/e21100956, 2019.

[El-Yacoubi et al. 2019] M. El-Yacoubi, S. Garcia-Salicetti, C. Kahindo, A.S. Rigaud, V. Cristancho-Lacroix, "From Aging to Early-Stage Alzheimer's : Uncovering Handwriting Multimodal Behaviors by Semi-Supervised Learning and Sequential Representation Learning", Pattern Recognition, Vol. 86, pp. 112-133, 2019.

[Kahindo et al. 2018a] Kahindo, C., El-Yacoubi, M., Garcia-Salicetti, S., Rigaud, A-S., Cristancho- Lacroix, V., "Characterizing Early Stage Alzheimer through Spatiotemporal Dynamics of Handwriting", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 25, N°8, DOI: 10.1109/LSP.2018.2794500, 2018.

[Kahindo et al. 2018b] Kahindo, C., El-Yacoubi, M., Garcia-Salicetti, Cristancho- Lacroix, V., S., Kerhervé H., Rigaud, A-S., "Semi-global parameterization of Online Handwriting Features for Characterizing Early-Stage Alzheimer and Mild Cognitive Impairment", Innovation and Research in Biomedical Engineering (IRBM), Vol. 39, pp. 421-429, 2018.

[Marzinotto et al. 2016] Marzinotto, G., J.C. Rosales., M.A. El-Yacoubi, S. Garcia-Salicetti, C. Kahindo, H. Kerhervé, V. Cristancho-Lacroix, A.S. Rigaud, Age-Related Evolution Patterns in Online Handwriting, Journal of

[Kahindo et al. 2015] C. Kahindo, S. Garcia-Salicetti, N. Houmani, “A Signature Complexity Measure to select Reference Signatures for Online Signature Verification”, IEEE International Conference of the Biometrics Special Interest Group (BIOSIG), pp. 327-334, Darmstadt, Germany, 2015.

BIBLIOGRAPHIE

1. Pirlo, G.; Diaz, M.; Ferrer, M.A.; Impedovo, D. Early Diagnosis of Neurodegenerative Diseases by Handwritten Signature Analysis, Proc. Int. Conf. Image Anal. Process., ICIAP 2015 Workshops, LNCS 9281, pp. 290–297.
2. Abasolo, D.; Hornero, R.; Espino, P.; Alvarez, D.; Poza, J. Entropy analysis of the EEG background activity in Alzheimer’s disease patients, *Physiol. Meas.*, 2006, 27, pp. 241–253
3. Houmani, N.; Dreyfus, G. ; Vialatte, F. Epoch-based entropy for early screening of Alzheimer's disease. *International Journal of Neural Systems*, World Scientific Publishing, 2015, 25 (8), pp.1 - 18.
4. Ünlü, A.; Brause, R.; Krakow, K. Handwriting Analysis for Diagnosis and Prognosis of Parkinson's Disease. Proc. Int. Symp. Biological and Medical Data Analysis, Thessalonik, Greece; Maglaveras, N., Chouvarda, I., Koutkias, V., Brause R., Eds.; LNCS Vol 4345, Springer Verlag Heidelberg, 2006, pp. 441-450.
5. Lopez de Ipina, K.; Solé-Casals, J. ; Faundez-Zanuy, M. ; Calvo, P., et al. Selection of Entropy based Features for Automatic Analysis of Essential Tremor, *Entropy* 2016, 18, Article ID 184.
6. Houmani, N.; Garcia-Salicetti, S.; Dorizzi, B. On assessing the robustness of Pen Coordinates, Pen Pressure and Pen Inclination to Short-term and Long-term Time Variability with Personal Entropy, *IEEE Third International Conference on Biometrics : Theory, Applications and Systems (BTAS)*, Washington, USA, 2009, pp. 1-6.
7. A. Schröter, R. Mergl, K. Bürger, H. Hampel, H. J. Möller and U. Hegerl, “Kinematic Analysis of Handwriting Movements in Patients with Alzheimer's Disease, Mild Cognitive Impairment, Depression and Healthy Subjects,” in *Dementia and Geriatric Cognitive Disorders*, vol. 15, no. 3, pp. 132-142, 2003.
8. M. J. Slavin, J. G. Phillips, J. L. Bradshaw, K. A. Hall and I. Presnell, “Consistency of handwriting movements in dementia of the Alzheimer’s type: A comparison with Huntington’s and Parkinson’s diseases,” in *Journal of the International Neuropsychological Society*, vol. 5, no. 1, pp. 20-25, 1999.
9. P. Werner, S. Rosenblum, G. Bar-On, J. Heinik and A. Korczyn, “Handwriting Process Variables Discriminating Mild Alzheimer's Disease and Mild Cognitive Impairment”, *Journal of Gerontology: Psychological Sciences*, vol. 61b, no. 4, pp. 228-236, 2006.
10. N. Y. Yu and S. H. Chang, “Kinematic Analyses of Graphomotor Functions in Individuals with Alzheimer’s Disease and Amnesic Mild Cognitive Impairment,” *Journal of Medical and Biological Engineering*, vol. 36, no. 3, pp. 334-343, Jun. 2016.
11. J. H. Yan, S. Rountree, P. Massman, R. Smith Doody and H. Li, “Alzheimer’s disease and mild cognitive impairment deteriorate fine movement control,” in *Journal of Psychiatric Research*, vol. 42, no. 14, pp. 1203-1212, Oct. 2008.
12. Garre-Olmo, J.; Faundez-Zanuy, M.; Lopez-de-Ipina, K.; Calvo-Perxas, L.; Turro-Garriga, O. Kinematic and pressure features of handwriting and drawing: Preliminary results between patients with Mild Cognitive Impairment, Alzheimer disease and healthy controls, *Curr. Alzheimer Res.* 2017, 14, pp. 960–968.
13. Ghaderyan P.; Abbasi, A.; Saber, S. A new algorithm for kinematic analysis of handwriting data; towards a reliable handwriting-based tool for early detection of Alzheimer's disease, *Expert Systems with Applications* 2018, 114, pp. 428-440.
14. Moetesum, M.; Siddiqi, I.; Vincent, N.; Cloppet, F. Assessing visual attributes of handwriting for prediction of neurological disorders—A case study on Parkinson’s disease, *Pattern Recognition Letters* 121, pp. 19-27, 2019.