



**Soutenir la recherche
pour prévenir les risques**



Institut Mines-Télécom Télécom SudParis/IP Paris

Titre du projet : BIOMETRIE ET SANTE SUR TABLETTE

Rapport final : Analyse Gestes graphiques

Sommaire

1. Analyse des signatures	2
2. Analyse gestes graphiques.....	5
2.1. Analyse en-ligne du test de Fitts et du test des cercles.....	6
2.2. Analyse hors-ligne du test de Fitts et des cercles.....	9
2.3. Analyse de la spirale	12
3. Conclusions.....	15
4. Publications issues du projet dans des revues et conférences internationales à comité de lecture.....	16

1. Analyse des signatures

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.

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 [2-8]. La Figure 1 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.

Nous avons étudié cette mesure sur les cinq fonctions temporelles capturées par la tablette : les coordonnées du stylo ($x(t)$, $y(t)$), la pression du stylo $p(t)$, et les angles d'inclinaison du stylo: l'Azimut $Az(t)$ et l'Altitude $Alt(t)$, montrés en Figure 2 ; ces derniers permettent de capturer la position en 3D du stylo au cours du temps.

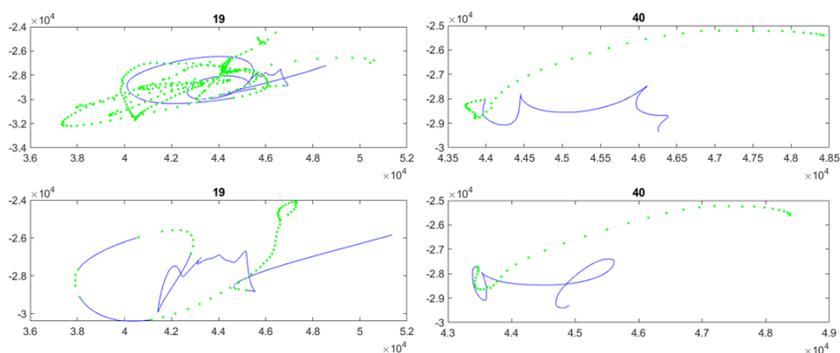


Figure 1. Exemples de signatures d'un sujet Alzheimer (à gauche) et 1 sujet Contrôle

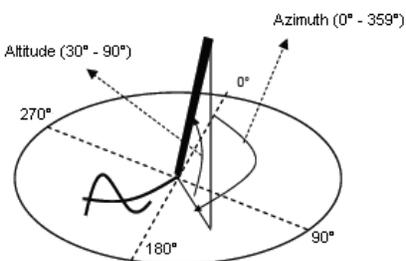


Figure 2. Les angles d'Azimuth et d'Altitude capturés par la tablette Wacom au cours du temps

Sur la série de longueur N $\{u(1), u(2), \dots, u(i), \dots, u(N)\}$, un entier $m < N$ est fixé, spécifiant la longueur des sous-séquences à comparer (fenêtre sur le signal), et r un nombre réel positif.

Les $(N-m+1)$ vecteurs suivants $X_m(1), X_m(2), \dots, X_m(i), \dots, X_m(N-m+1)$ définis comme suit:

$$X_m(i) = \{u(i), u(i+1), \dots, u(i+m-1)\}$$

se trouvent dans l'espace de dimension m , puisque chacun contient une sous-séquence de longueur m commençant au point i . La distance entre deux vecteurs ($i \neq j$) est alors définie comme étant la différence maximale de leurs composantes scalaires:

$$d(X_m(i), X_m(j)) = \max_{0 \leq k \leq m-1} \{|u(i+k) - u(j+k)|\}$$

La mesure de Sample Entropy est alors définie comme suit:

$$SE(m, r) = -\log (A/B)$$

où A est le nombre de paires de vecteurs distants de moins de r dans la dimension $(m+1)$ et B nombre de paires de vecteurs distants de moins de r dans la dimension m .

Dans la littérature, les hyper-paramètres de la mesure d'entropie sont fixés de façon empirique afin de maximiser la discrimination entre les classes [Wang et al.2019]. Dans notre travail, au contraire, on étudie la variation de la mesure d'entropie pour toutes les valeurs possibles des hyper-paramètres pour $m = 1, \dots, 9$ et $r = 0.1$ to 0.9 avec un pas de 0.1 . Nous avons calculé la corrélation entre la variable *Age* et la moyenne de la mesure de Sample Entropy (SE) sur les deux signatures de chacune des 70 personnes de la population (31 Alzheimer et 39 sujets Contrôle) pour toutes les valeurs de m et r , pour chaque fonction temporelle, indépendamment de la classe d'appartenance de la personne.

L'analyse des corrélations de l'entropie de chaque fonction temporelle avec la métadonnée de l'âge (Table 1) montre des corrélations négatives, c'est-à-dire que la mesure décroît avec l'âge, surtout 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). En effet, la corrélation de l'Azimut et l'Age est très faible comparativement aux autres. On voit que pour toutes les fonctions temporelles sauf l'Azimut, **plus le sujet est âgé, moins sa signature aura d'irrégularités. Ainsi, on constate que ces séquences perdent en contenu d'information avec l'âge.**

Age / SE(x)	Age / SE(y)	Age / SE(p)	Age / SE(Alt)	Age / SE(Az)
-0.22	-0.30	-0.32	-0.33	-0.10

Table 1. Corrélation de la variable Age et la mesure Sample Entropy des 5 fonctions temporelles.

D'autre part, l'analyse des corrélations de chacune avec la métadonnée du MMSE (Table 2) montre **des corrélations plus importantes pour le mouvement vertical $y(t)$, la pression $p(t)$ et l'angle du stylo avec le plan de la tablette $Alt(t)$.** Ainsi, **plus le MMSE 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.**

MMSE / SE(x)	MMSE / SE(y)	MMSE / SE(p)	MMSE/SE(Alt)	MMSE / SE(Az)
0.28	0.36	0.39	0.33	0.26

Table 2. Corrélation de la variable MMSE et la mesure Sample Entropy des 5 fonctions temporelles.

Enfin, nous avons étudié pour chaque fonction temporelle les valeurs d'entropie en faisant varier les hyper-paramètres et 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, pour ces 4 fonctions temporelles. Nous avons ensuite fixé ces valeurs.

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. 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% et la sensibilité de 74.19%**.

Classification	p	Alt	p, Alt	x,y,p,Alt
Sensibilité	58.06	61.29	64.52	74.19
Spécificité	76.92	79.49	71.79	76.92

Table 3. Résultats de Classification en % pour un classifieur SVM linéaire avec une Cross-Validation à 2 plis.

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 afin d'affiner la détection des altérations des signatures dues à la pathologie.

2. Analyse gestes graphiques

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

Trois gestes graphiques étaient réalisés par le patient sur la feuille posée sur la tablette Wacom avec le stylo spécial à encre : le test de Fitts, le test des cercles et le test de la spirale. Ces tests sont situés en bas au centre et à droite de la feuille d'acquisition en Figure 3 ci-dessous.

Patient: _____
Date: _____

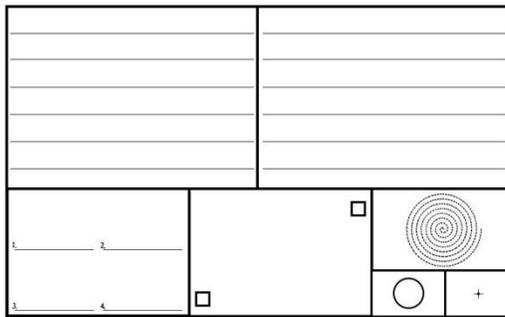


Figure 3. Feuille posée sur la tablette Wacom et tâches graphiques en bas au centre et à droite

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.

Nous avons ainsi décidé de les traiter et de comparer les résultats à ceux de leur combinaison.

Aussi, deux types d'analyse sont réalisés : **l'analyse en-ligne et celle hors-ligne,** c'est-à-dire l'analyse de l'image générée à partir de la séquence en-ligne des coordonnées du stylo.

2.1. Analyse en-ligne du test de Fitts et du test des cercles

Comme montré en Figure 4, le test de Fitts consiste à faire des allers-retours entre deux cibles, représentées par des carrés, 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. Les dimensions du test de Fitts sont données en Figure 5 ci-dessous.

La tâche des cercles consiste à faire le plus vite possible des cercles concentriques de 2 cms de diamètre (voir Figure 6) avec un guidage via un tracé continu sur la feuille de papier.

Des exemples de la capture de ces gestes sont montrés en Figures 7 et 8 ci-dessous sur des personnes contrôles.

Patient: _____
Date: _____

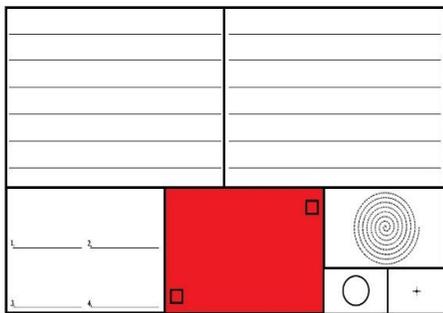


Figure 4. Zone du test de Fitts en rouge sur la feuille d'acquisition

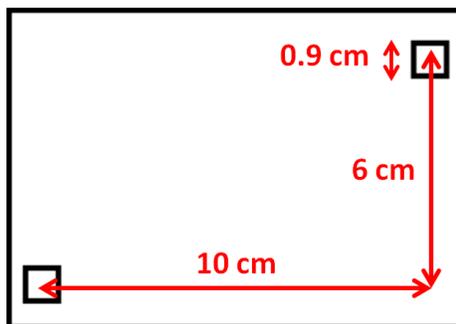


Figure 5. Dimensions du test de Fitts

Patient: _____
 Date: _____

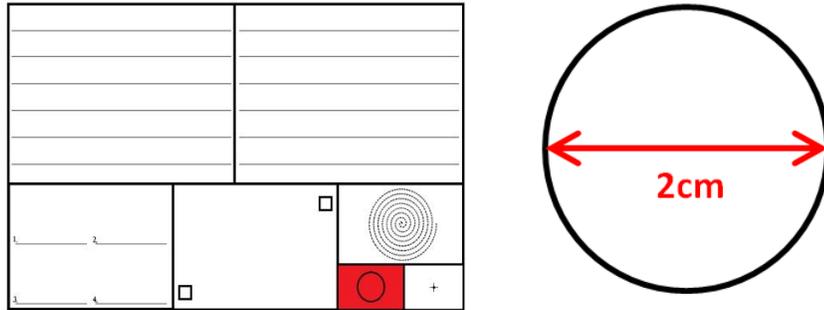


Figure 6. Zone du test des cercles en rouge sur la feuille d'acquisition et dimensions du cercle

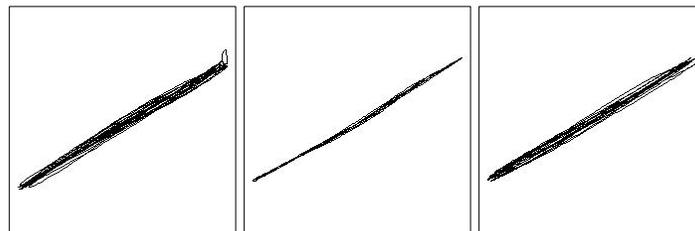


Figure 7. Exemples du test de Fitts de sujets Contrôle de M0

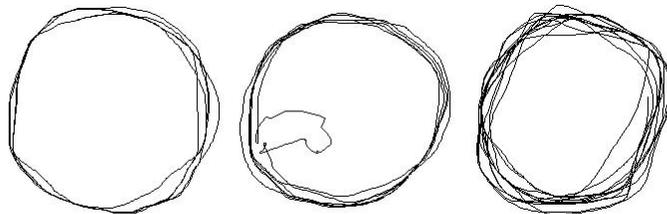


Figure 8. Exemples du test du cercle de sujets Contrôle de M0

Dans ce projet, nous avons effectué l'analyse transversale sur la première campagne (M0). Le nombre de données n'est pas le même sur les deux tâches ; il y a un peu moins de données pour les cercles. Nous avons évalué les 2 tâches séparément puis ensuite la fusion sur les personnes ayant effectué les deux tâches (29 Alzheimer et 44 Contrôle).

Test	Campagne	Alzheimer	Contrôle
Fitts	M0	31	45
Cercles	M0	29	44

Table 4. Nombre de données par geste graphique en M0

Le nombre de sujets Contrôle est supérieur au nombre de sujets Alzheimer. Pour pallier à ce décalage, nous avons effectué 5 tirages de 31 personnes parmi 45 pour le test de Fitts, et 5 tirages de 29 personnes parmi 44 pour le test

des cercles. Ensuite, un protocole de « Leave-one-out » a été utilisé sur chaque tirage et la performance finale a été calculée en moyennant les 5 tirages.

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). **Le nombre de paramètres initiaux pour le test de Fitts est de 35, et pour le test des cercles de 50** (la prise en compte de cercles et demi-cercles a accru le nombre de paramètres initial).

Nous avons proposé une analyse locale par une distance dite élastique, parce qu'elle permet d'apparier des séquences de longueurs différentes et de mesurer leurs différences. En effet, l'analyse locale a été privilégiée au vu de nos résultats sur l'écriture. Pour cela, chaque geste manuscrit a été segmenté automatiquement en portions ou « strokes » : 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 entier de la 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**, la **courbure** apparaît comme un paramètre très important: **les différences de courbure locale entre strokes successifs ont une forte corrélation avec la direction discriminante.** Puis la médiane sur tout le geste de la courbure est aussi sélectionnée.

Aussi, on retrouve l'importance de la vitesse locale pour discriminer les 2 classes, comme dans l'écriture. En effet, les paramètres cinématiques sélectionnés sont la **médiane des distances élastiques des vitesses horizontales et verticales entre strokes successifs.** Ainsi, les différences locales des vitesses en x et y entre strokes successifs sont discriminantes.

Nombre	Paramètre	Explication	Corrélation
15	dtwCurvFBMed	Médiane des distances DTW sur la courbure	0.704500843
11	curvMed	Médiane de la courbure locale	0.64466512
19	dtwVyFBMed	Médiane des distances DTW vitesses en y	0.635441043
17	dtwVxFBMed	Médiane des distances DTW vitesses en x	0.629612189
29	hoverNum	Nombre de sous-strokes	0.618403741
13	dtwDirFBMed	Médiane des distances DTW sur la direction	0.614617544

Table 5. Paramètres sélectionnés pour la tâche de Fitts

Pour le **cercle**, la DTW est utilisée aussi bien sur des cercles consécutifs que sur des demi-cercles ascendants consécutifs et descendants consécutifs. **On constate des valeurs de corrélation avec la direction discriminante**

beaucoup plus faibles que dans le cas du test de Fitts. La **direction locale** apparaît comme un paramètre important sur des demi-cercles ascendants ou descendants consécutifs, ainsi que la **position en x**. Des paramètres globaux (valeur médiane) de pression et du jerk normalisé (mesure de fluidité sur les strokes ascendants et descendants) apparaissent aussi. Curieusement dans cette tâche la vitesse n'est pas un paramètre discriminant.

Nombre	Paramètre	Explication	Corrélation
15	dtwDirSemiMed	Médiane des distances DTW sur la direction (demi-cercles)	0.492789
27	dtwPxSemiMed	Médiane des distances DTW sur x (demi-cercles)	0.461378
28	dtwPxSemiVar	Variance des distances DTW sur x (demi-cercles)	0.391895
7	prsMed	Médiane de la pression sur tout le geste	0.378736
9	normJerkMed	Médiane du jerk normalisé sur tout le geste	0.335032
12	directVar	Variance des directions sur tout le geste	0.319532

Table 6. Paramètres sélectionnés pour la tâche des cercles

Les résultats montrent, avec un classifieur SVM linéaire, 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), la sensibilité est faible.

	Type SVM	% Correct	Sensibilité	Spécificité
Fitts	Linéaire	81.00	81.33	80.67
Cercles	Linéaire	73.33	62.67	84.00
Fitts + Cercles	Linéaire	82.00	76.67	87.33

Table 7. Résultats de Classification en % pour un classifieur SVM linéaire

La fusion améliore légèrement (1%) 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%). 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%. Pour ces raisons, **nous recommandons 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.**

2.2. Analyse hors-ligne du test de Fitts et des cercles

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 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 automatiquement 4096 paramètres de chaque image d'un geste graphique.** Un classifieur SVM est utilisé en aval, comme des travaux récents de la littérature sur l'écriture et la maladie de Parkinson [14].

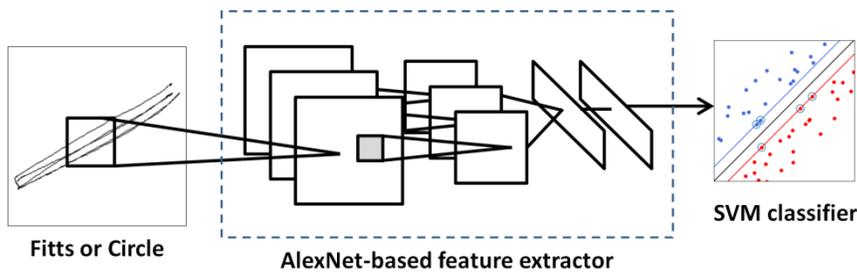


Figure 9. Architecture pour la classification

Nous avons généré automatiquement plusieurs représentations de l'image en plus de l'image brute, afin d'augmenter le nombre de données. Des images résiduelles après filtrage médian local, et des images de contours des tracés ont été ainsi générées (Figures 10 et 11).

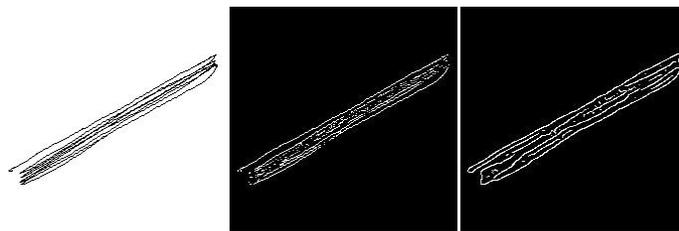


Figure 10. Les 3 représentations du geste de Fitts: image brute, image médiane moins brute, image de contours

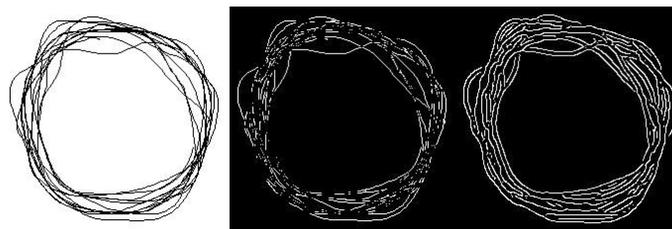


Figure 11. Les 3 représentations du geste des cercles: image brute, image médiane moins brute, image de contours

Avec le même protocole que dans l'analyse « en-ligne », pour le test de Fitts (Table 8), la meilleure sensibilité atteinte est de 81,11% et cela sur l'image résiduelle après filtrage médian local, mais avec une spécificité de 60% (des sujets Contrôle sont pris pour des malades Alzheimer : des faux positifs sont réalisés). La fusion des 3 représentations équilibre ce phénomène, avec un taux de classification correcte avoisinant les 70% (69.44%).

Image	% Correct	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Brute	67.22	68.89	65.56
Résiduelle	70.56	81.11	60.00
Contours	56.11	62.22	50.00
Fusion	69.44	72.22	66.67

Table 8. Résultats de Classification en % pour le test de Fitts

Pour le test du cercle, la meilleure sensibilité est de 64,44%, mais avec une spécificité de 72.22%, et cela sur l'image brute (Table 9). La fusion équilibre ici aussi ce phénomène.

Image	% Correct	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Brute	68.33	64.44	72.22
Résiduelle	58.33	61.11	55.56
Contours	60.00	66.67	53.33
Fusion	68.33	67.78	68.89

Table 9. Résultats de Classification en % pour le test des cercles

Ainsi, **dans le meilleur cas, 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.

2.3. Analyse de la spirale

Dans cette tâche, en M0 nous disposons de 31 sujets Alzheimer et 45 sujets Contrôle.

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 de la spirale ;
- la variance des angles de la direction du déplacement dans certains points de la spirale, les points d'intersection avec les 12 axes ayant différentes orientations (de 0 à 330°) partant du point de départ de la spirale (Figure 12);
- la variance des distances entre points d'intersection consécutifs sur chaque axe (Figure 13).

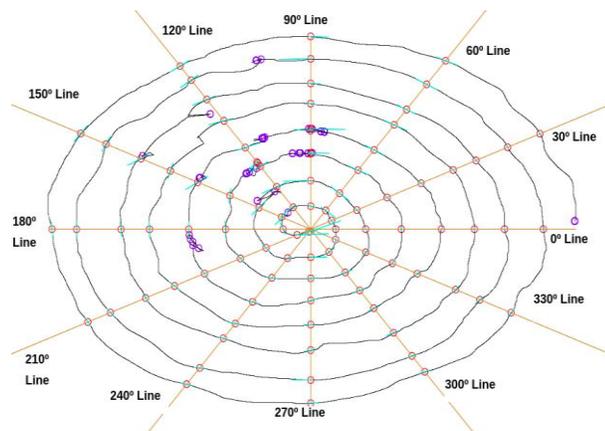


Figure 12. Extraction des intersections de la spirale avec 12 orientations et direction tangente en ces points

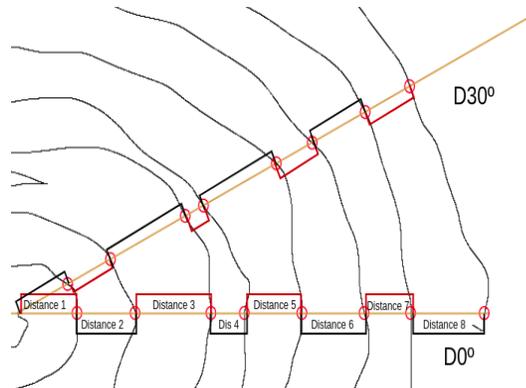


Figure 13. Extraction des distances entre points d'intersection consécutifs sur chaque axe

Les combinaisons testées montrent que les paramètres nombre d'auto-intersections (AI), 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). Le taux de classification correcte est de 68%.

Paramètres	% Correct	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Temps&AI	68.00	76.47	65.52
Distances	70.67	73.91	69.23
Angles	61.33	61.11	61.40

Table 9. Résultats des différents types de paramètres

La variance des distances entre points d'intersection consécutifs sur chaque axe (12 variances sont données en entrée du classifieur) donnent le meilleur taux de classification (70.67%) correspondant à 73.91% de sensibilité et 69.23% de spécificité.

Cette analyse en-ligne 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. En effet, cette tâche de la spirale est celle qui a donné les meilleurs résultats d'analyse de l'image du tracé par rapport à d'autres tâches d'écriture, dans le cadre de la détection de la maladie de Parkinson [14]. Pour cette raison, nous avons donné la priorité à l'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 »

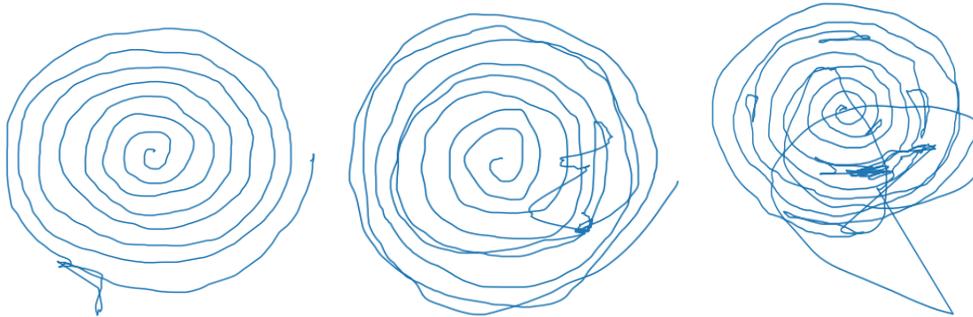


Figure 12. Exemples du test de la spirale d'un sujet Contrôle (à gauche) et 2 sujets Alzheimer

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

Nous avons utilisé un protocole de Cross-validation à 10 plis cette fois et comparé avec le même protocole à l'analyse de l'image des autres tâches graphiques (Fitts et cercles) et utilisé un classifieur à noyau RBF. La fusion des représentations 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).

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

Image	% Correct	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Brute	73.33	76.67	70.00
Résiduelle	70.00	80.00	60.00
Contours	66.67	80.00	53.33
Fusion	71.67	80	63.33

Table 10. Classification en % pour le test de la spirale (SVM à noyau RBF, Cross-validation 10-fold)

Image	% Correct	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Brute	63.33	62.22	64.44
Résiduelle	70.00	80.00	60.00
Contours	58.89	64.44	53.33
Fusion	71.11	71.11	71.11

Table 11. Classification en % pour le test de Fitts (SVM à noyau RBF, Cross-validation 10-plis)

Sur le test de Fitts (Table 11), la fusion des trois représentations équilibre la sensibilité et la spécificité, ce qui est un apport intéressant de la fusion. Elles sont alors de 71.1%.

Image	% Correct	Sensibilité (%)	Spécificité (%)
Brute	70.56	66.67	74.44
Résiduelle	59.44	57.78	61.11
Contours	66.67	75.56	57.78
Fusion	71.67	70	73.33

Table 12. Classification en % pour le test des cercles (SVM à noyau RBF, Cross-validation 10-plis)

La fusion des trois représentations améliore les résultats pour le test des cercles (Table 12), qui donne alors des performances similaires au test de Fitts (70% de sensibilité et 73.33% de spécificité).

En conclusion, pour le geste de Fitts, 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.**

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.

3. Conclusions

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** (guidage en pointillés pour la spirale, repères carrés aux extrêmes pour le test de Fitts, tracé continu du cercle pour guidage dans le test des cercles, cela 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%.

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.
- 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.**
- 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.**

A l'avenir, enrichir la base de données avec le même protocole d'acquisition pour réaliser une étude différentielle sur la maladie d'Alzheimer par rapport à d'autres pathologies comme la maladie de Parkinson, nous semble important afin d'établir des marqueurs 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 Computational and Mathematical Methods in Medicine*, Volume 2016, Article ID 3246595, <http://dx.doi.org/10.1155/2016/3246595>, 2016.

[Marzinotto et al. 2015] Marzinotto, G., J.C. Rosales., M.A. El-Yacoubi, S. Garcia-Salicetti, Age and Gender Characterization through a Two Layer Clustering of Online Handwriting, *ACIVS 2015 : 16th International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, Oct 2015, Catania, Italy. pp.428 - 439, [\(10.1007/978-3-319-25903-1_37\)](#)

[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.

