

État de l'art sur la reconnaissance de signature manuscrite

Jocelyn Martin François Carnis Adrien Font
François Forlot Franck Dubard

28 juillet 2012

Table des matières

1	Introduction	3
2	Problèmes liés a la biométrie	5
2.1	Fiabilité de la biométrie	5
3	Prétraitement	7
3.1	Normalisation	7
3.1.1	Rotation à l'aide de la technique des moindres carrés .	8
3.1.2	Homothétie	9
3.1.3	Translation	10
3.2	Réduction du nombre de points	11
3.2.1	Réduction par algorithme génétique	12
3.2.2	Réduction par la méthode de Brault	13
3.2.3	Sélection des points de vitesse minimum	14
3.2.4	Réduction par approximation polygonale	15
3.3	Bilan	17
4	Extraction des caractéristiques	19
4.1	Segmentation	19
4.2	Explication des caractéristiques	20
4.2.1	Caractéristiques classiques	20
4.2.2	Caractéristiques novatrices	23
4.3	Sélection des caractéristiques	29
4.3.1	Comparaison des méthodes classiques et fractales . . .	30
4.3.2	Importance comparée des différentes méthodes	30
4.3.3	Bilan	31
5	Création des modèles	32
5.1	Modèle basé sur la moyenne	32
5.2	Modèle à plusieurs références	33
6	Modèles et méthodes de comparaison de signatures	34
6.1	Réseaux de neurones	34
6.1.1	Principe Général	34

6.1.2	Intérêts	34
6.1.3	Application	35
6.1.4	Performances	35
6.2	HMM : Modèle de Markov caché	35
6.2.1	Principe Général	35
6.2.2	Intérêts	36
6.2.3	Définition et algorithme	36
6.2.4	Application	37
6.2.5	Performances	37
6.3	DTW	38
6.3.1	Principe Général	38
6.3.2	Intérêts	38
6.3.3	Définition et algorithme	38
6.3.4	Application	40
6.3.5	Améliorations et variantes	41
6.3.6	Performances	41
7	Décision	43
8	Conclusion	45
	Bibliographie	45
	Liste des figures	48

Chapitre 1

Introduction

La reconnaissance de signature manuscrite est un type de biométrie qui est à l'heure actuelle peu utilisé mais évolue rapidement pour des applications spécifiques, comme des documents électroniques, des rapports ou des contrats. Le procédé est habituellement combiné à une palette graphique munie d'un stylo, ou uniquement un stylo muni de capteurs. Le dispositif mesure plusieurs caractéristiques lors de la signature, telles que la vitesse, l'ordre des frappes, la pression et les accélérations, le temps total etc.

La biométrie, d'une manière générale, est la science permettant l'identification d'individus à partir de leurs caractéristiques physiologiques ou comportementales, ces caractéristiques ont plusieurs aspects :

- Elles doivent être universelles, exister chez tous les individus
- Elles sont uniques, et différencient un individu d'un autre
- Elles sont permanentes, présente tout au long de la vie
- Elles sont collectables, il est possible d'enregistrer les caractéristiques d'un individu
- Elles sont mesurables, et permettent donc des comparaisons

La biométrie permet donc de distinguer les individus, de les identifier. Comme elle se base sur des caractéristiques uniques propres à l'individu, elle présente un moyen d'authentification en théorie particulièrement efficace. Il est en effet plus aisé de récupérer un mot de passe écrit sur un bloc note que d'imiter par exemple une empreinte digitale.

Les principaux moyens biométriques utilisés commercialement à l'heure actuelle sont :

- Les empreintes digitales
- La forme de la main
- La forme du visage
- La voix
- L'iris
- La signature manuscrite

D'autres approches biométriques sont l'objet de recherches et sont envi-

sagées dans un futur proche :

- L'ADN
- La démarche
- La rétine
- La forme de l'oreille
- La dynamique de frappe du clavier

Chapitre 2

Problèmes liés à la biométrie

La biométrie permet l'identification d'individus à partir de leurs caractéristiques physiologiques. Cependant la détection de ces caractéristiques posent de nombreux problèmes.

2.1 Fiabilité de la biométrie

La principale difficulté rencontrée est la fiabilité des mesures. La biométrie cherche à identifier un individu en fonction d'une de ses caractéristiques, mais cette caractéristique évolue. Elle peut évoluer de nombreuses manières, dont la plupart naturelles et inévitables : l'organisme vivant s'adapte à l'environnement, il vieillit.

Un autre problème est rencontré au moment de la mesure. Les conditions de cette mesures peuvent changer elles aussi. Par exemple pour reconnaître un visage, la mesure n'est pas nécessairement effectuée dans les mêmes conditions d'éclairages, l'orientation du visage peut varier. Pour la reconnaissance vocale le micro d'enregistrement peut-être différent, il peut y avoir quelques bruits de fond. * Ces différences sont souvent légères, mais existent et doivent être prises en compte. Chercher à obtenir la mesure à l'exacte identique relève de l'impossible, tant la reproduction des conditions de mesures possède de facteurs incontrôlables.

Le but est d'identifier en prenant en compte un seuil de différence, cependant ce seuil ne doit pas permettre de confondre deux individus en étant trop souple. C'est la principale conséquence qui découle des problèmes de mesures mentionnés avant. Si l'identification est trop stricte il y a risque de ne pas reconnaître l'individu légitime, si au contraire elle est trop souple c'est le risque inverse plusieurs individus peuvent être confondus. Le premier cas est appelé faux rejet (False Rejection Rate, FRR) et le second fausse acceptation (False Acceptation Rate, FAR). Le faux rejet présente un problème évident puisqu'échoue à l'objectif principal de reconnaître un individu grâce à la biométrie, cependant c'est souvent la fausse acceptation

qui pose le plus de problème. Rappelons que la biométrie est intéressante car elle considère l'unicité des individus sur plusieurs aspects, et que si un système admet de fausses acceptations il élimine cette unicité, il permettrait donc par exemple dans la pratique à un individu de se faire passer pour un autre. Il faut donc que le système fonctionne correctement (diminution du taux de faux rejets) tout en conservant un système sûr (un taux de fausses acceptations relativement bas).

Chapitre 3

Prétraitement

Nous ne traiterons ici que les méthodes de prétraitement utilisées pour l'authentification des signatures en-ligne. Par méthodes de prétraitement, nous entendons méthodes utilisées afin de traiter la signature avant l'extraction de ses caractéristiques, dans le but à la fois d'éliminer le bruit, d'avoir des données comparables et d'accélérer le système entier en réduisant le nombre de données à traiter.

3.1 Normalisation

Les données des signatures en-ligne sont sans ambiguïté (ce sont des points qui ont au minimum un indice temporel et une coordonnée en deux dimensions). Ainsi, contrairement aux signatures hors-lignes, qui doivent être débruitées durant la phase de normalisation, ici cela consiste uniquement à avoir des points rassemblés dans le même espace afin de pouvoir les comparer plus aisément.

Ces différentes techniques permettent entre autre de :

- s'adapter aux différents supports de saisie de signature. Un PDA et une tablette graphique n'ont ainsi ni la même surface (donc le même ressenti pour l'utilisateur) ni la même taille d'écran. C'est pourquoi, s'il n'y a pas de normalisation, une signature d'une même personne ne sera pas la même s'il est apposé sur un support différent, alors que ce n'est pas le comportement que l'on est supposé attendre d'une biométrie.
- enlever le superflu. Si le débruitage n'a pas le même sens ici qu'avec les signatures hors-lignes, certaines informations sont parfois inutiles pour les traitements que l'on a à faire. Ainsi l'inclinaison d'une signature n'est pas forcément utile pour définir la biométrie.
- s'adaper aux conditions d'écriture. Il suffit que la personne soit stressée ou pressée par le temps, et elle signera légèrement différemment. Et si la normalisation permet de filtrer les cas les plus anodins, c'est tant mieux.

La normalisation permet donc de parler de la même chose, que le support soit différent ou que les conditions d'utilisation ne soient pas les mêmes. Cependant, suivant les cas et les méthodes utilisées après, pour l'extraction des caractéristiques, il est important de bien choisir jusqu'où on normalise. Car, en effet, chaque méthode appliquée enlève un petit peu d'information, et c'est pourquoi, certains préfèrent utiliser une normalisation minimale.

3.1.1 Rotation à l'aide de la technique des moindres carrés

La première étape, utilisée quasiment par tous, consiste à effectuer une rotation afin que l'axe d'inertie soit horizontal. Il faut donc trouver la direction de cet axe d'inertie en calculant la pente de la droite des moindres carrés du nuage de points formant la signature.

Considérons que l'ensemble des points est dans un plan (x, y) Rechercher la droite des moindres carrés consiste à trouver une relation affine entre X et Y tel que la somme des carrés des écarts appelés aussi résidus entre les valeurs observées y_i et la droite $\hat{y}_i = ax_i + b$ soit minimale.

Si ϵ_i est le i ème résidu et E l'écart total, alors :

$$E = \sum_{i=0}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=0}^n (y_i - (ax_i + b))^2$$

$$\begin{aligned} a &= \sqrt{\frac{1}{2} + \frac{Var(x) - Var(y)}{2D}} \\ \text{La somme est minimale lorsque : } b &= \frac{Cov(x,y)}{|Cov(x,y)|} \sqrt{\frac{1}{2} - \frac{Var(x) - Var(y)}{2D}} \\ D &= \sqrt{(Var(x) - Var(y))^2 + 4Cov(x,y)} \end{aligned}$$

$\frac{b}{a}$ étant le coefficient directeur de la droite des moindres carrés. On peut donc procéder à une rotation.

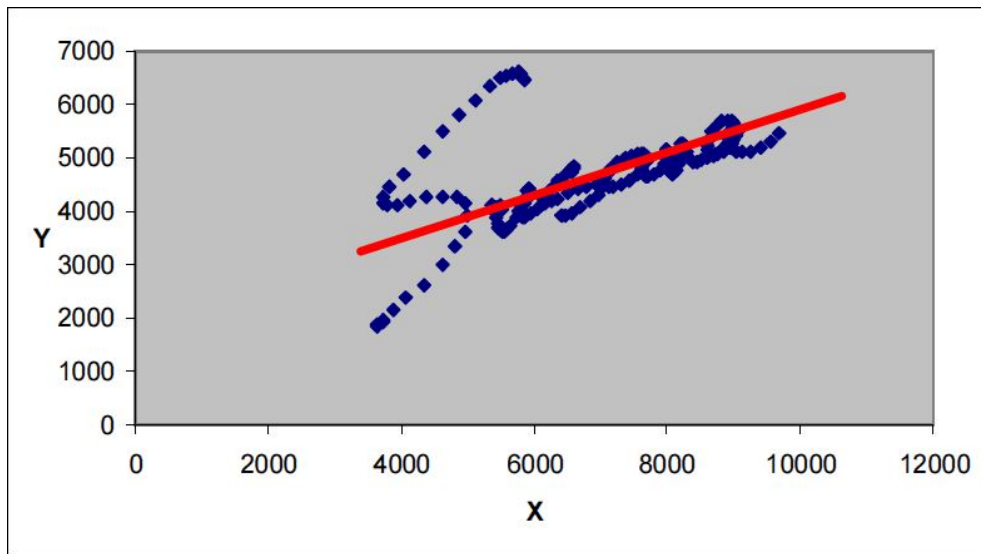


FIGURE 3.1 – Détection de l'axe d'inertie à l'aide de la technique des moindres carrés

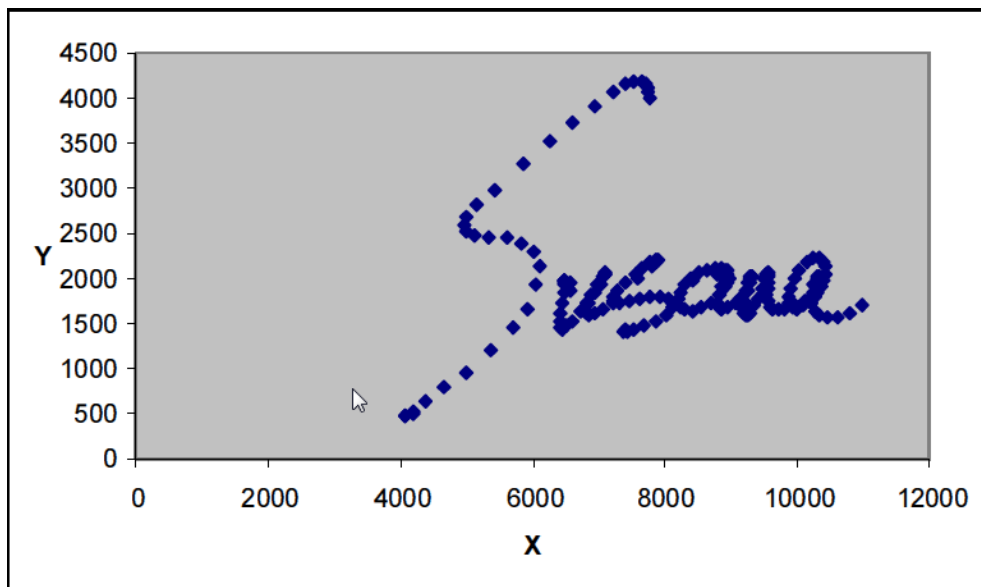


FIGURE 3.2 – Signature après rotation

3.1.2 Homothétie

Pour comparer les différentes signatures, il peut être intéressant de les projeter dans un rectangle de dimension fixe. En tenant compte que la signature a déjà subi une rotation, on peut tracer un rectangle englobant la

signature (une bounding box). Le but de l'homothétie est donc de transformer, à l'aide d'un coefficient multiplicateur ou réducteur, les dimensions du rectangle englobant afin qu'il soit inclu dans le rectangle de dimension fixe. Le centre de gravité de la signature est bien entendu, dans ce cas, le centre de l'homothétie.

Partant de là, différents choix peuvent être faits :

- soit on privilégie l'aspect de la signature et dans ce cas, on applique un coefficient équivalent aux deux dimensions (le plus fort), afin de préserver le ratio entre la hauteur et la longueur.
- soit on privilégie les proportions (une signature plus large qu'une autre le restera après la normalisation), et on laisse une des dimensions tel quel (la hauteur ou la longueur est donc inchangé suivant ce que l'on décide.
- soit on se moque des deux et on applique des coefficients potentiellement différents aux deux dimensions.

3.1.3 Translation

La translation consiste à centrer la repère autour du centre de gravité de la signature. Le centre de gravité est le point de centrage le plus intéressant car c'est celui qui apporte la moins grande dispersion lorsqu'on superpose les signatures.

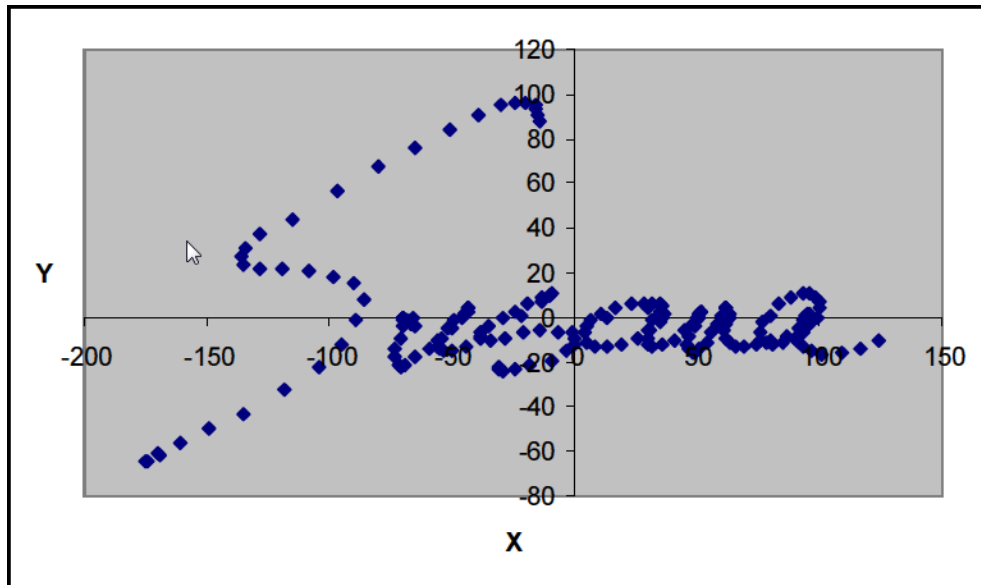


FIGURE 3.3 – Signature dans son nouveau repère

3.2 Réduction du nombre de points

En plus de la normalisation, il peut être intéressant avant de commencer l'extraction des caractéristiques de réduire le nombre de points. Les avantages sont multiples :

- L'avantage qui nous vient naturellement en tête est à la fois la diminution du temps de calcul et la minimisation de la place en mémoire du programme (qui s'il est négligeable pour un Core i7 ne l'est pas pour une petite puce d'authentification). A lui seul cet argument peut justifier la réduction du nombre de points pour un certain nombre d'applications qui privilégieraient la vitesse et l'empreinte mémoire.
- Les signatures en ligne fournissent à priori des données que l'on pourrait qualifier de "sûres" car nous n'avons pas à les extraire comme nous le devrions le faire avec des signatures hors ligne (et le pourcentage d'incertitude ou bruit qui va avec). Cependant, même pour les signatures en ligne, il n'est pas absurde de parler de bruit. En effet, certains détails inutiles (trop de points) peuvent nuire à la qualité générale du système d'authentification. En effet, de simples variations entre deux mêmes signatures qui n'apportent rien ne feront que mettre à mal le système de reconnaissance. Diminuer le nombre de points jusqu'à un certain seuil peut donc être bénéfique pour l'ensemble du programme et améliorer considérablement sa robustesse et sa résistance aux attaques de type rejeu (vu que les variations les plus faibles ont déjà été lissées et les autres variations seront mieux analysées car mieux mises en valeur).
- Le rééchantillonnage temporel peut-être également une des motivations. Pour simplifier certains algorithmes, il peut être utile d'avoir exactement le même nombre d'échantillon, afin de comparer le tout plus simplement. Cependant la durée d'acquisition des signatures n'est pas forcément la même pour tous, pour avoir exactement le même nombre de points pour chaque acquisition, il faut donc savoir diminuer intelligemment le nombre de points.

Cependant, si l'on veut obtenir les meilleurs résultats, il faut savoir enlever les points inutiles et garder les autres. Il ne faut donc surtout pas détruire les points dits stables qui apportent le plus d'information à la signature.

Le plus dur est donc de savoir quel est le choix le plus pertinent. Pour déterminer quel méthode est la plus intéressante, nous nous focaliserons sur les trois critères majeurs :

- la conservation de la représentation spatiale de la signature. Après réduction, la signature doit donc simplement conserver la même allure.
- la stabilité spatiale et temporelle. La signature doit garder dans l'idéal sa largeur et sa hauteur mais la durée d'acquisition ne doit pas non plus être modifiée.
- la représentativité ou importance des points doit être conservée. Les

points ayant une vitesse verticale ou horizontale nulle sont notamment des points très intéressants qui permettront de segmenter simplement les signatures.

Voici donc différentes méthodes qui peuvent être utilisées, plus ou moins intéressantes, qui respectent plus ou moins les propriétés précédemment évoquées.

3.2.1 Réduction par algorithme génétique

Le but recherché de cette méthode est de conserver le critère de stabilité (qui sera réutilisé à l'extraction des caractéristiques). On calcule cette stabilité en comparant les distances entre les différentes signatures d'apprentissage. Cette méthode a donc l'avantage d'utiliser l'ensemble des signatures d'apprentissage pour effectuer la réduction du nombre de points et permet de mieux reconnaître les variations entre deux même signatures que d'autres algorithmes basés uniquement sur l'acquisition.

Un algorithme génétique, quel qu'il soit, se base sur un processus de recherche itératif de l'optimum d'une fonction appelée *fitness* qui manipule une population formée de chromosomes. Chaque chromosome est une solution potentielle du problème à résoudre et est formé d'un ensemble de gènes pouvant prendre diverses valeurs. A chaque itération, une nouvelle population de chromosomes est générée par modification des valeurs des différents gènes. Au bout de N itérations, le système tend vers l'optimum de la fonction objectif. Le passage d'une population à une autre se fait à l'aide de 3 opérateurs génétiques :

- la sélection, permet de sélectionner les chromosomes qui optimisent le mieux la fonction.
- le croisement permet de générer deux nouveaux chromosomes à partir des deux précédemment sélectionnés.
- la mutation modifie simplement la valeur d'un ou plusieurs gènes du chromosome.

Dans le cas de cet algorithme de réduction :

- la fonction fitness à minimiser est la moyenne des distances, au sens de l'algorithme DTW, entre les couples des différentes signatures d'apprentissage associées à un même signataire. Il est important de considérer que nous aborderons l'algorithme DTW plus tard. Il est également intéressant de bien comprendre que pour d'autres méthodes, le critère à minimiser ou maximiser ne serait pas forcément le même. Cette méthode de réduction est donc dépendante des algorithmes de comparaison utilisés plus loin.
- un chromosome correspond à l'ensemble des points (ou indices si les acquisitions n'ont pas le même nombre de points) de la signature.
- un gène correspond donc logiquement à un point (ou un indice pour la même raison). Une implémentation possible pourrait être de lui

assigner la valeur 1 s'il est dit stable et 0 sinon.

Le but est donc de trouver l'ensemble de points le plus intéressant et capable de minimiser la fonction fitness. Finalement avec l'implémentation précédente, pour trouver le nombre de points, il suffit de compter le nombre de gène ayant pour valeur 1.

Au final, on obtient des résultats assez intéressants :

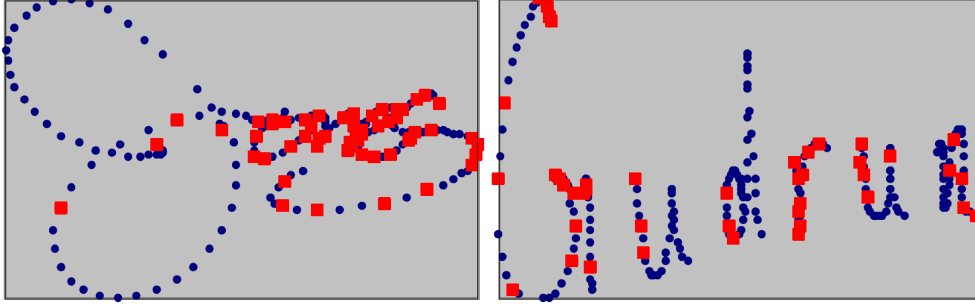


FIGURE 3.4 – Réduction à l'aide de l'algorithme génétique

Il est intéressant de remarquer que la taille ou la durée de la signature n'ont pas forcément été conservés, ni même les points de forte courbure (avec des vitesses verticales ou horizontales très faibles), l'algorithme s'attardant uniquement sur la stabilité de la signature. Il est également remarquable de signaler que, finalement, le nombre de points conservés des signatures des différents signataires est à peu de chose près le même (ce qui permet des comparaisons points à point plus simplement).

3.2.2 Réduction par la méthode de Brault

Dans cette méthode, développée par [BP03], le but est de conserver à tout prix la représentativité de la signature. Pour évaluer simplement la représentativité R d'un point, il faut analyser la courbure locale du tracé de la signature en ce point, c'est à dire l'angle entre le point sélectionné et les points voisins.

Soit un ensemble de points P_{t_i} tel que S , une signature de N points soit définie telle que $S = (P_{t_1}, \dots, P_{t_N})$. Soit n la taille du voisinage (on considère les $i-n$ et $i+n$ èmes points). Soit également $\theta_b(i, n)$ l'angle entre la tangente au point $P_{t_{i-n}}$, la droite passant par le point P_{t_i} , et le milieu du segment $[P_{t_{i-n}}, P_{t_{i+n}}]$. Soit $\theta_f(i, n)$ l'angle entre la tangente au point $P_{t_{i+n}}$, la droite passant par le point P_{t_i} , et le milieu du segment $[P_{t_{i-n}}, P_{t_{i+n}}]$.

Un point de forte courbure se définit à l'aide d'un angle maximal θ_{max} . Les points V_i du voisinage pris en considération pour le calcul de la courbure du point P_{t_i} doivent respectés la condition C :

$$|\theta_b(i, n)| \leq \theta_{max} \text{ et } |\theta_f(i, n)| \leq \theta_{max}$$

Pour chaque point P_{t_i} , on calcule ensuite la contribution de ses voisins considérés V_i :

$$IMP(i, n) = \cos(\theta_b(i, n)) \times \cos(\theta_f(i, n))$$

puis on s'intéresse à la représentativité du point :

$$R(i) = \sum_{n=N_0(i)}^{N_d(i)} IMP(i, n)s$$

avec : $N_0(i) = K * M(i)$ où $K > 2$ et $M(i)$ est le nombre de premières paires ne respectant pas la condition (C) soit toujours vraie.
 $N_d(i)$ correspond au nombre de points maximums tels que la condition (C) soit toujours vraie.

Les points sélectionnés se situent donc là où $R(i)$ est maximale.

Pour que l'algorithme, il faut donc juste assigner les bonnes valeurs aux constantes θ_{max} et n .

Si l'on veut détecter des courbes serrées et larges, il est conseillé d'affecter $\frac{3\pi}{8}$ à θ_{max} et 3 puis 5 à n , les points retenus étant l'union des deux ensembles.

On obtient ainsi :

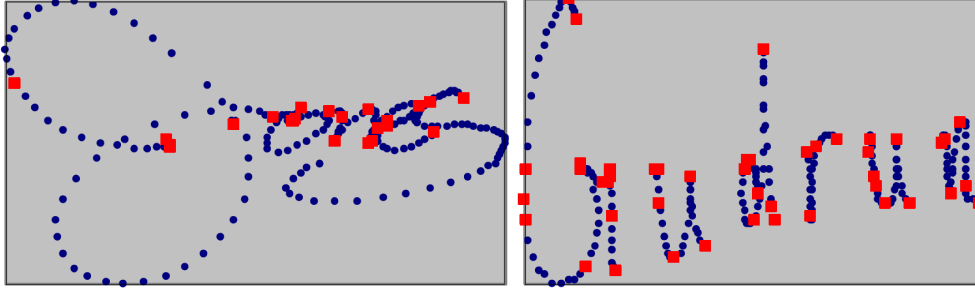


FIGURE 3.5 – Réduction à l'aide de Brault

3.2.3 Sélection des points de vitesse minimum

Ici, pour définir les points les plus représentatifs de la signature, on utilise un principe souvent utilisé durant la segmentation des signatures : le minimum local de la vitesse instantanée. Il peut également être possible de rajouter les extrémités des traits à l'ensemble des points retenus afin de garder le début et la fin de la signature.

Bien entendu, le nombre de voisins considérés pour définir un minimum local influe sur les résultats.

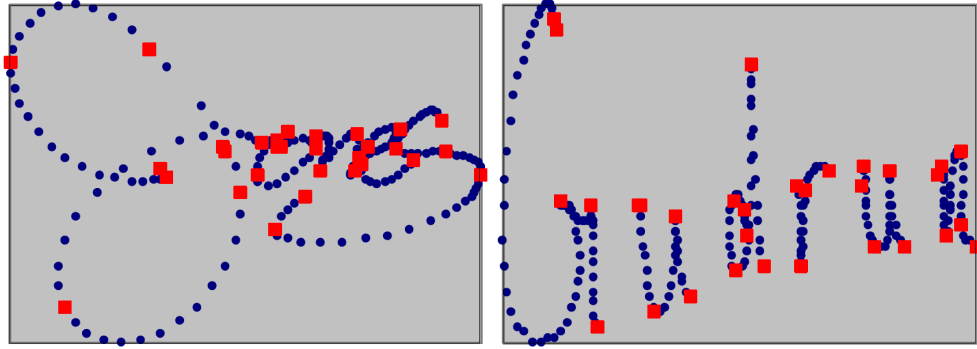


FIGURE 3.6 – Réduction à l'aide de l'algorithme des minimums locaux

3.2.4 Réduction par approximation polygonale

Dans ce cas, on cherche à conserver la représentation spatiale de la signature. On considère les courbes comme un ensemble de tracés rectilignes et on cherche à avoir un nombre suffisant de points pour que l'approximation des courbes en soit maximisée.

Pour déterminer les points essentiels, on utilise une méthode d'approximation polygonale. Proposée par [WD84], celle-ci procède de proche en proche et lorsque l'erreur e , commise en remplaçant un morceau de tracé par une ligne droite, devient trop importante, un nouveau sommet est introduit. Sinon le sommet est détruit.

e est en fait l'aire calculée entre la courbe et le segment approximant à chaque étape du processus.

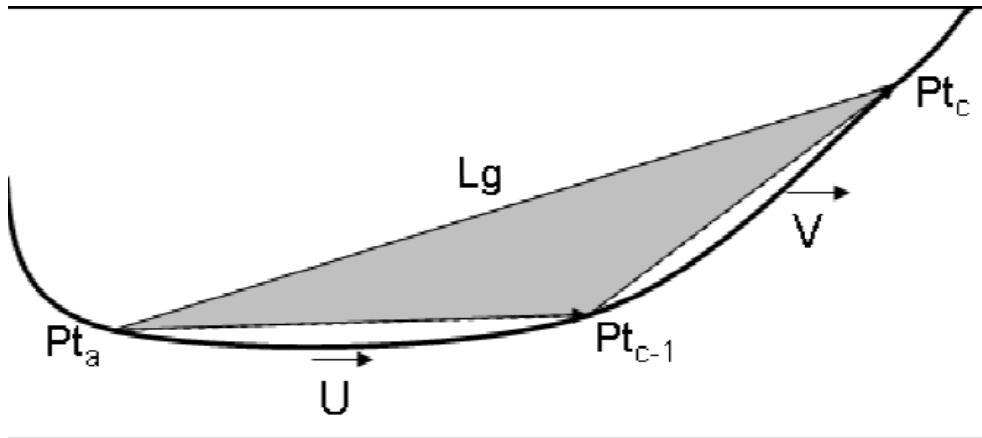


FIGURE 3.7 – Représentation visuelle de l'erreur e

L'erreur est trop importante lorsque $e > L_g * \epsilon$, avec $\frac{L_g}{\epsilon}$, désigne la longueur du segment. ϵ , est une constante définie.

Un des gros avantages de cet algorithme est qu'il ne nécessite pas de stocker tous les points. Tous les points qui n'ont pas été sélectionné jusqu'alors ne le seront pas après et n'influenceront pas les points suivants.

Néanmoins, un problème subiste : il est important de régler correctement la constante ϵ pour avoir des résultats optimaux. Il existe différentes méthodes pour l'ajuster correctement mais voici les deux qui nous intéressent dans notre cas.

Seuil Fixe

Dans ce cas, toutes les signatures, quelles qu'elles soient, et ce quel que soit le signataire, auront le même seuil fixé. Il est tout à fait possible d'avoir un même seuil pour toutes les signatures car on suppose que toutes les signatures ont été correctement normalisées et sont donc comparables. Le seuil ϵ choisi est donc un savant compromis entre la réduction des détails inutiles et la représentativité spatiale des signatures.

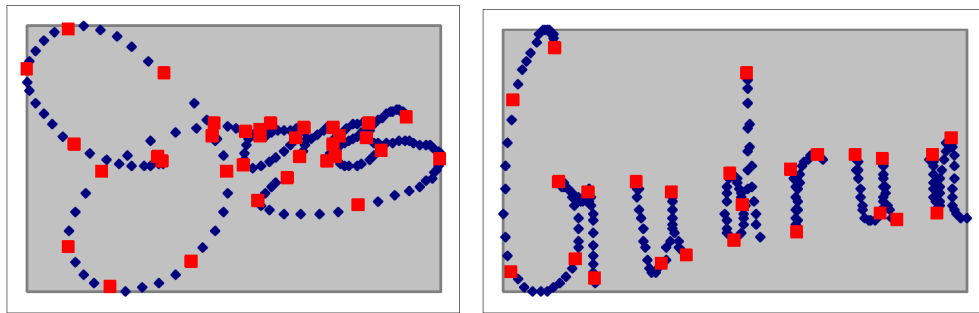


FIGURE 3.8 – Résultats de l'algorithme de Wall avec un seuil fixe

Seuil Variable

En revanche, ici, le seuil est choisi en fonction des signatures des différents signataires.

Le but est de maximiser la stabilité des différentes signatures. On cherche donc à :

- minimiser la variance entre deux signatures d'un même signataire du nombre de segments retenus.
- minimiser la moyenne des distances au sens de DTW (d'autres méthodes peuvent être utilisées) entre les différentes signatures d'un même signataire.

Cependant, il est à noter que le deuxième critère apporte des résultats bien plus probants.

Plus compliquée et plus longue à mettre en place, cette méthode est cependant bien plus intéressante à utiliser.

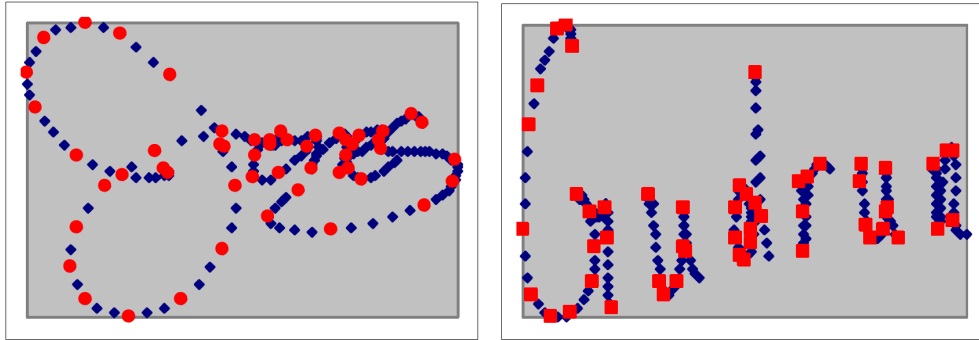


FIGURE 3.9 – Résultats de l'algorithme de Wall avec un seuil variable

3.3 Bilan

Si l'on procède à une comparaison entre les méthodes que nous venons de voir en utilisant la même méthode de comparaison (à savoir DTW), on obtient :

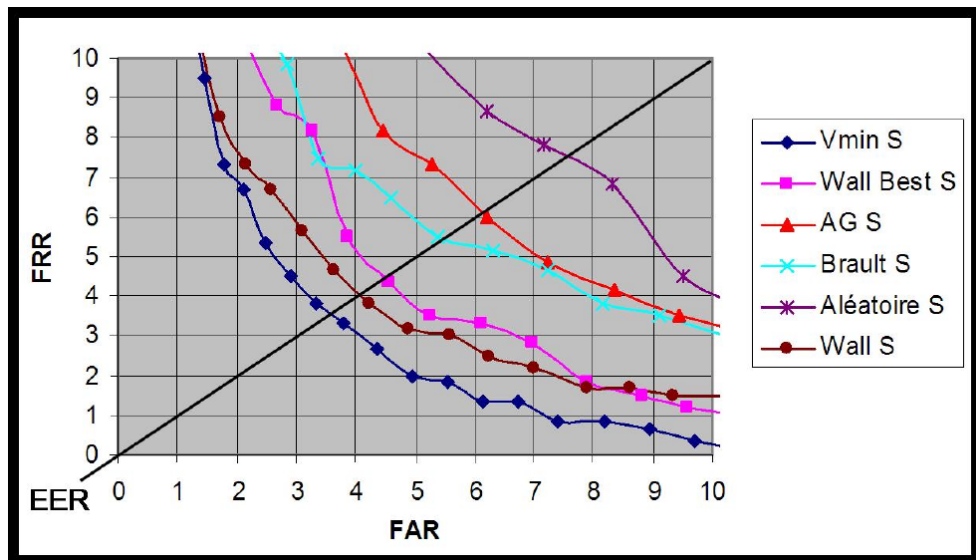


FIGURE 3.10 – Comparaison des différents algorithmes de réduction

Parmi toutes ces méthodes, certaines sont plus efficaces que d'autres dans le cas des signatures.

Dans le cas de l'utilisation d'une méthode de comparaison DTW, la réduction à l'aide des points de vitesse minimum apporte les meilleurs résultats. Elle est suivie par la méthode de réduction polynomiale de Wall. Il n'est peut-être pas innocent que ces méthodes aient les meilleurs représentativité spatiale.

Il faut également insister sur le fait que les différents résultats dépendent aussi beaucoup de la méthode de comparaison utilisée après. Suivant les critères favorisées par la méthode, les méthodes de réduction les plus intéressantes peuvent différer.

Chapitre 4

Extraction des caractéristiques

Cette étape est une des plus importantes car elle va conditionner la suite du traitement. En effet, après cette étape, la signature ne sera plus représentée par une suite de points mais par un vecteur constitué des valeurs de chacune des caractéristiques choisies. Il est à noter que cette étape est souvent celle qui nécessite le plus de temps de calcul.

4.1 Segmentation

Avant d'extraire certaines caractéristiques, différents auteurs font appel à une segmentation.

Le but de la segmentation est d'observer certaines parties de la signature à différents niveaux. Ainsi, au lieu de comparer les signatures dans leur ensemble, on divise les signatures en parties que l'on compare une à une. La somme des différences entre les parties stables observées dans deux signatures comparées nous donne une distance globale entre les signatures.

Pour les signatures européennes, la segmentation est plus complexe que pour les signatures asiatiques ou anglo-saxonnes. En effet, les signatures européennes ne peuvent pas, en général, être segmenté au niveau des levés de stylet. Par contre les signatures anglo-saxonnes ou asiatiques sont généralement composées de nombreux petits traits plus facile à segmenter.

La segmentation doit être stable pour un même individu, elle doit donc se baser sur des points "caractéristiques" de la signature. En général on segmente aux points où la vitesse est nulle ou faible ou aux points de forte courbure. L'avantage de cette approche est qu'elle est stable par rapport à la taille des signatures.

4.2 Explication des caractéristiques

4.2.1 Caractéristiques classiques

Etant donné qu'il est très difficile d'imiter à la fois la forme et la dynamique d'une signature manuscrite, l'étude des caractéristiques s'articule souvent suivant deux axes : forme et dynamique. Dans un premier temps, seront présentées les caractéristiques liées à la forme puis nous aborderons celles liées à la dynamique. Les caractéristiques retenues dans cette présentation sont celles le plus souvent citées dans la littérature.

Caractéristiques liées à la forme

Les avantages de l'utilisation des caractéristiques liées à la forme :

- Mieux faire comprendre à l'utilisateur pourquoi sa signature a été rejetée
- Plus fiables que les caractéristiques liées à la dynamique
- Plus constants que les caractéristiques liées à la dynamique

Les inconvénients de l'utilisation des caractéristiques liées à la forme :

- Peu robuste aux faux expérimentés

Voici les caractéristiques liées à la forme : (le nombre moyen de caractéristiques utilisées est de 2 ou 3)

Les méthodes qu'on va évaluer par la suite : (on donne une abréviation à chaque méthode pour pas rappeler le nom complet à chaque fois)

Longueur totale du trait (caractéristique la plus stable) -> L

$$\sum_{i=1}^{n-1} (dist_{Eucl}(Pt_i, Pt_{i+1}))$$

Distance entre le premier et le dernier point -> DPD

$$dist_{Eucl}(Pt_1, Pt_n)$$

Rapport entre les déplacements vers la gauche et vers la droite -> RGD

$$\frac{-\sum_{i=1}^{n-1} \max(x_i - x_{i+1}, 0)}{\sum_{i=1}^{n-1} \min(x_i - x_{i+1}, 0)}$$

Rapport entre les déplacements vers le haut et vers le bas -> RHB

$$\frac{-\sum_{i=1}^{n-1} \max(y_{i+1} - y_i, 0)}{\sum_{i=1}^{n-1} \min(y_{i+1} - y_i, 0)}$$

Rapport entre les déplacements suivant X et suivant Y -> RXY

$$\frac{\sum_{i=1}^{n-1} (x_i - x_{i+1})}{\sum_{i=1}^{n-1} (y_i - y_{i+1})}$$

Mesure de l'angle formé par la droite horizontale et celle joignant le premier et le dernier point -> APD

$$\text{Arctan}\left(\frac{y_n - y_1}{x_n - x_1}\right)$$

Somme des mesures d'angles formés par la droite horizontale et celle joignant le point considéré et le point suivant -> SA

$$\sum_{i=1}^{n-1} \text{Arctan}\left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}\right)$$

Somme des valeurs absolues des mesures d'angles formés par la droite horizontale et celle joignant le point considéré et le point suivant -> SAA

$$\sum_{i=1}^{n-1} \left| \text{Arctan}\left(\frac{y_{i+1} - y_i}{x_{i+1} - x_i}\right) \right|$$

Les autres :

Déplacement horizontal moyen

$$\frac{x_{\max} - x_{\min}}{nbPts}$$

Histogramme horizontal défini sur N colonnes

Nombre de traits dans la signature (Un trait est une composante connexe de la trace sur le support)

Nombre d'intersections du tracé (peu stable)

Caractéristiques liées à la dynamique

Les avantages de l'utilisation des caractéristiques dynamiques :

- Plus robuste aux faux expérimentés que les caractéristiques liées à la forme

Les inconvénients de l'utilisation des caractéristiques dynamiques :

- Moins fiables et constants que les caractéristiques liées à la forme. En effet, Nalwa affirme que l'utilisation des caractéristiques dynamiques uniquement ne permet pas d'identifier l'auteur d'une signature.
- Plus sensible au système d'acquisition que les caractéristiques liées à la forme car la fréquence d'acquisition varie d'un système à l'autre

Voici les caractéristiques liées à la dynamique : (le nombre moyen de caractéristiques utilisées liées à la dynamique est de 4 ou 5)

Les plus utilisés :

Temps total (caractéristique la plus stable)

$$t_n - t_1$$

Vitesse moyenne verticale

$$\frac{\sum_{i=1}^{n-1} |y_{i+1} - y_i|}{t_n - t_1}$$

Vitesse moyenne horizontale

$$\frac{\sum_{i=1}^{n-1} |x_{i+1} - x_i|}{t_n - t_1}$$

Les autres :

Vitesse moyenne

$$\frac{\sum_{i=1}^{n-1} (dist_{Eucl}(Pt_i, Pt_{i+1}))}{t_n - t_1}$$

Vitesse maximale

$$\max_{i=1, \dots, n-1} \left(\frac{dist_{Eucl}(Pt_i, Pt_{i+1})}{t_{i+1} - t_i} \right)$$

Accélération moyenne

$$\frac{\sum_{i=1}^{n-1} (dist_{Eucl}(Pt_i, Pt_{i+1}))}{(t_n - t_1)^2}$$

Accélération maximale

$$\max_{i=1, \dots, n-2} \left(\frac{dist_{Eucl}(Pt_i, Pt_{i+2})}{(t_{i+1} - t_i)^2} \right)$$

Nous avons présenté des caractéristiques globales. Certains auteurs proposent d'utiliser des caractéristiques plus locales telles que la vitesse instantanée ou l'accélération en chaque point. La vitesse instantanée est très sensible à la qualité de l'acquisition puisque le calcul se fait en utilisant une information très locale. L'accélération est entre autre utilisée pour détecter les faux expérimentés.

4.2.2 Caractéristiques novatrices

Nous présenterons ici 5 méthodes fractales. La première méthode vera les signatures comme un tracé continu, la seconde comme une suite de vecteurs et les trois suivantes comme un ensemble de points. Chacune de ces approches apporte une part d'information, soit spatiale, soit temporelle sur l'aspect global de la signature.

Dans une approche fractale, on cherche à repérer une relation entre l'échelle d'observation et la mesure d'un phénomène. Selon Mandelbrot, la dimension fractale caractérise le degré d'irrégularité ou de fragmentation d'un ensemble. Elle peut donc être utilisée pour quantifier la complexité d'une courbe. L'intérêt principal de la dimension fractale est d'extraire de la signature des éléments propres à l'individu et non discernables à l'œil nu. Un grand nombre de méthodes existent pour estimer la dimension suivant le type de données en entrée.

Fractalité avec une approche hors ligne -> DF

L'entrée de cette méthode est l'image de la signature reconstituée par application de l'algorithme de Bresenham entre les couples de points temporellement consécutifs.

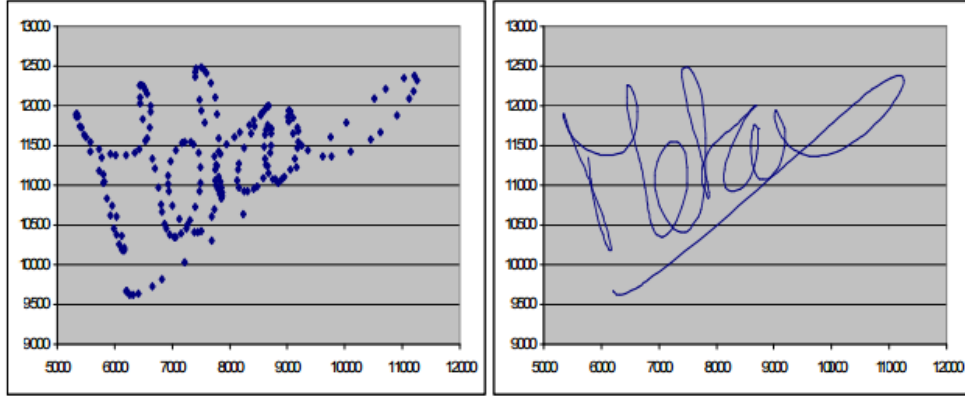


FIGURE 4.1 – Algorithme de Bresenham pour passer d'une image en ligne à une image hors ligne

La valeur de la dimension fractale de X est donnée par l'expression suivante :

$$D(X) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left(n - \frac{\log(A(X_\epsilon)/\epsilon)}{\log \epsilon} \right)$$

ϵ : désigne l'échelle d'observation (ou taille de l'élément structurant), c'est un entier qui varie de 1 à k

n : la dimension de l'espace dans lequel on fait l'étude (ici n=2)

A : la mesure associée dans cet espace (ici l'aire)

X : représente la signature contenue dans un plan

X_ϵ : le dilaté de X dans une dilatation morphologique dont l'élément structurant est paramétré par une longueur ϵ .

On calcule l'aire de différents dilats de la signature :



FIGURE 4.2 – Différents dilatés d'une signature

On considère la courbe suivante :

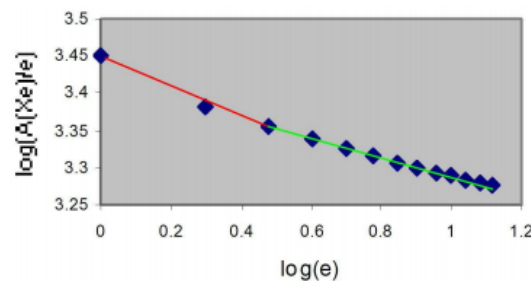


FIGURE 4.3 – $\log(A(X_\epsilon)/\epsilon)$ en fonction de $\log \epsilon$.

La courbe peut être approximée par deux segments de droite. L'évolution de l'aire peut donc être estimée par les pentes de ces deux segments obtenues par régressions linéaires. Le point de changement de modèle est obtenu par recherche du point le plus éloigné du segment joignant le premier et le dernier point de la courbe. On prendra comme caractéristique fractale la pente la plus forte des 2 segments.

La dimension fractale d'un tracé dans un espace de dimension 2, et donc d'une signature, est comprise entre 1 et 2. La dimension fractale d'un trait droit est 1. Plus le tracé de la signature sera complexe, plus la dimension fractale sera proche de 2. La dimension fractale de la signature en exemple est 1,3. Pour cette signature, on peut déterminer la dimension fractale à partir de 5 itérations.

Fractalité avec une approche vectorielle -> DV

Intérêt de cette méthode :

- Prend en compte la temporalité du tracé (plus précisément les intervalles de temps séparant les points successifs du tracé)

On peut calculer cette dimension par une approximation polygonale de la signature en utilisant l'algorithme de Wall. Le paramètre étudié en fonction d'une échelle d'observation est le nombre de vecteurs nécessaires pour décrire l'ensemble de la signature pour un seuil donné. Le changement d'échelle est modélisé par la variation de l'erreur d'approximation considérée dans l'algorithme de Wall. Comme l'erreur d'approximation augmente au fur et à mesure des itérations, progressivement le tracé de la signature deviendra très rectiligne. On perd de plus en plus de détails. Ce principe est donc lié à une représentation multi échelle du tracé de la signature. La formule devient alors :

$$D(X) = \lim_{\epsilon \rightarrow 0} \left(1 - \frac{\log(N(X_\epsilon)/\epsilon)}{\log \epsilon} \right)$$

$N(X_\epsilon)$: représente le nombre de vecteurs nécessaires pour approximer la signature à l'échelle ϵ .

X_ϵ : une approximation de la signature obtenue par une étape de vectorisation caractérisée par un seuil d'erreur ϵ .

Pour calculer cette dimension fractale, on approxime successivement le tracé de la signature par un ensemble de segments en faisant varier la précision, comme nous le montre l'illustration ci-dessous :

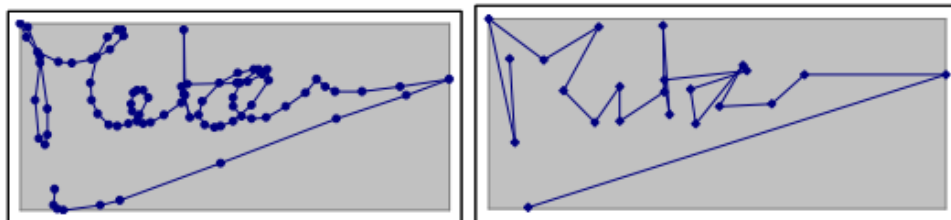


FIGURE 4.4 – Evolution de la signature en fonction de l'erreur d'approximation dans la construction de la ligne polynomiale

Pour chaque échelle d'observation de la signature, on calcule le nombre de vecteurs obtenus pour approximer la signature. Puis, on représente l'évolution du logarithme du nombre de vecteurs en fonction du logarithme du seuil d'approximation. A chaque itération, on diminue la précision de l'approximation de la signature et donc on prend en considération de moins en moins les détails du tracé.

Dans la pratique, on peut remarquer que la courbe représentative de $\log(N(X_\epsilon)/\epsilon)$ en fonction de $\log \epsilon$ peut être approximée par deux segments de droite consécutifs. Cette seconde dimension fractale est ensuite calculée de la même façon que précédemment à partir du graphe d'évolution. On approxime la courbe par deux segments de droite obtenus par régression

linéaire puis on considère la pente la plus forte en valeur absolue comme la dimension fractale.

Fractalité avec une approche locale (étude des points) -> DFL1 et DFL2

Cette méthode ressemble à la méthode qui fait une approche hors ligne (la première présentée) mais, au lieu de considérer la signature reconstituée avec l'algorithme de Bresenham, on utilise la liste des points constituant la signature.

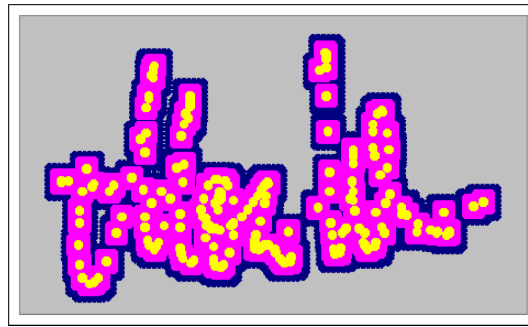


FIGURE 4.5 – Différents dilatés d'une signature

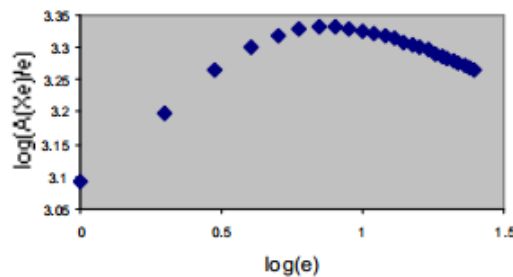


FIGURE 4.6 – Différents dilatés d'une signature

Par contre cette fois-ci il est intéressant considérer les pentes deux segments car elles ont des caractéristiques différentes et complémentaires :

- La pente du segment de gauche correspond aux dilatations effectuées avant le contact entre les différents points dilatés. Elle est donc liée à la vitesse ou plus exactement à la régularité de la vitesse d'exécution de la signature. Plus le tracé sera saccadé, plus cette pente sera importante.
- La pente du segment de droite correspond aux dilatations effectuées après le contact entre les différents éléments dilatés. Elle est donc liée à la forme du tracé de la signature.

Fractalité avec une approche de profondeur -> DP

Cette méthode a pour but de repérer la dimension de profondeur de la signature. Cette dimension caractérise le degré de superposition verticale d'une courbe reconstituée à l'aide de l'algorithme de Bresenham. Pour calculer la dimension de profondeur, on détermine les profils supérieur et inférieur de la signature. A chaque étape, on supprime ces profils s'ils ne provoquent pas l'apparition de colonnes ne contenant aucun pixel noir. On répète cette opération jusqu'à obtenir un tracé invariant.

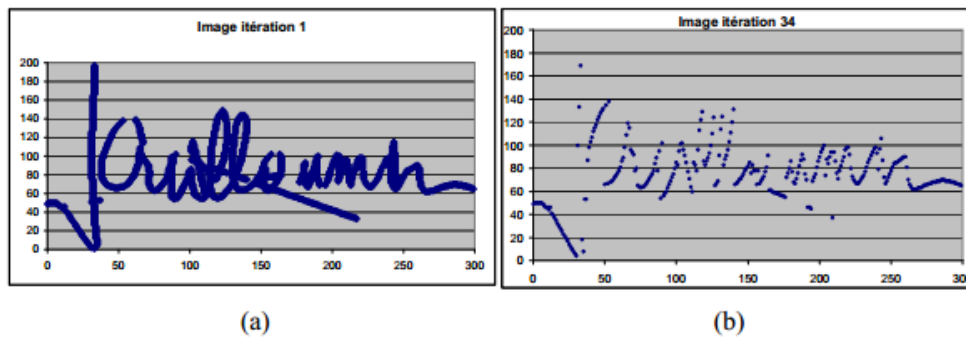


FIGURE 4.7 – Tracé de la signature après une itération appliquée sur la signature (a) et le tracé invariant obtenu au final (b)

Le principe de la méthode est analogue à celles précédemment décrites. On représente ici l'évolution du logarithme du nombre de pixels constituant la signature en fonction du logarithme du nombre d'itérations effectuées. Sur la courbe obtenue, on repère la cassure. La dimension de profondeur est alors estimée à partir de la pente la plus forte d'un des 2 segments (avant ou après la cassure). Elle est invariante par translation et correspond au nombre de superpositions des "tracés".

Fractalité avec une approche de masse ou de densité de la signature -> DM

Cette méthode étudie l'évolution de la densité d'une signature en fonction de la taille d'une zone d'influence autour d'un point de focalisation. A partir du centre du rectangle englobant la signature, on définit un rectangle centré sur ce point. A chaque étape, on compte le nombre de points de la signature contenus dans le rectangle puis on augmente la taille du rectangle, comme le montre le schéma ci-dessous :

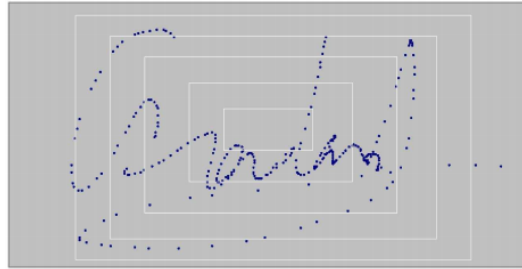


FIGURE 4.8 – Rectangles utilisée pour calculer la dimension de masse

Le principe de la méthode est analogue à celles précédemment décrites. On modélise l'évolution du logarithme du nombre de points contenus dans chacun des rectangles en fonction du logarithme de la taille des rectangles. La dimension de masse est estimée à partir du segment de plus forte pente. Plus la dimension sera élevée, plus la signature sera dense.

4.3 Sélection des caractéristiques

Nous allons essayer de trouver les meilleures combinaisons de caractéristiques. Car, comme on l'a dit précédemment le fait de rajouter des caractéristiques n'améliore par forcément la discrimination finale.

Le principal intérêt de diminuer le nombre de caractéristiques utilisées sans pour autant réduire les performances en terme d'authentification est de réduire les temps de calcul pour les prochaines étapes d'identification. Cette étape de sélection ne peut se faire que pendant la phase de conception et pas de façon personnalisée.

Rappels des méthodes vues précédemment :

Classiques

- RHB : Rapport entre les déplacements vers le haut et vers le bas ;
- APD : Angle entre l'horizontale et la droite passant par le premier et par le dernier point ;
- SA : Somme des angles entre les points de la signature ;
- SAA : Somme des valeurs absolues des angles entre les points de la signature ;
- L : Longueur de la signature ;
- DPD : Distance entre le premier et le dernier point ;
- RGD : Rapport entre les déplacements vers la gauche et vers la droite ;
- RXY : Rapport entre les déplacements suivant x et suivant y ;

Fractales

- DF : Dimension Fractale ;
- DV : Dimension Vecteur ;
- DFL1 : Dimension Fractale Locale 1 ;

- DFL2 : Dimension Fractale Locale 2 ;
- DP : Dimension de Profondeur ;
- DM : Dimension de Masse.

4.3.1 Comparaison des méthodes classiques et fractales

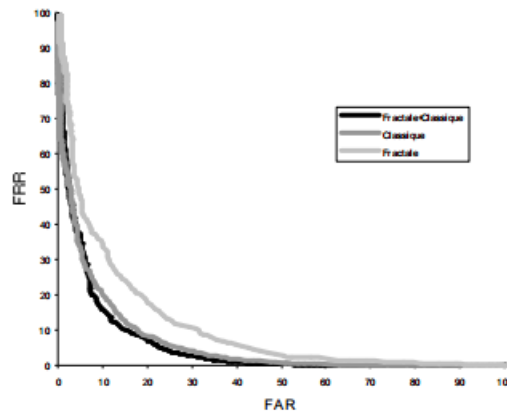


FIGURE 4.9 – FAR et FRR pour les méthodes classiques et fractales

Le meilleur résultat est obtenu en mélangeant les méthodes fractales et les méthodes classiques. Nous allons voir par la suite si on peut encore améliorer en ne prenant pas toutes les méthodes classiques et/ou toutes les méthodes fractales.

4.3.2 Importance comparée des différentes méthodes

On a récupéré les résultats suivants à partir de [Wir05].

Pour sélectionner les variables les plus pertinentes, plusieurs méthodes ont été envisagées :

- une ACP
- un calcul de la variance intra classe et interclasses après avoir normalisé les valeurs des caractéristiques en divisant chaque valeur par le maximum pour chaque caractéristique
- le test de Fisher
- un algorithme génétique pour trouver la meilleure combinaison des caractéristiques

Voici le tableau des méthodes les plus pertinentes mis en évidence par chacun des trois premiers algorithmes :

ACP	calc. variance	test de Fisher
L	DPD	L
RXY	DF	DF
RHB	L	DV
RGD	RHB	DPD
DF	RGD	DP
DP	DFL1	RHB
DV	DP	RGD
SA	DFL2	RXY
SAA	DM	DFL1
APD	DXY	DM
DPD	DV	DFL2
DFL1	SAA	SAA
DFL2	APD	APD
DM	SA	SA

Par l'algorithme génétique la meilleure combinaison obtenue est :
DF, DV, SA, DPD, DM

Les performances sont alors :

FAR=9,5% FRR=7%

4.3.3 Bilan

Avantages des méthodes fractales :

- Bonne résistance aux faux expérimentés
- Met en évidence des caractéristiques discriminantes

Inconvénients des méthodes fractales :

- Requiert un temps de calcul plus long que la majorité des caractéristiques traditionnelles. Cela est dû à l'aspect itératif de la méthode fractale. Cependant le nombre d'itérations peut être réduit car les droites de régression peuvent être obtenues à partir de 4 itérations.

Pour augmenter encore la résistance aux faux expérimentés il est aussi intéressant de rajouter des caractéristiques dynamiques parmi celles qu'on a précédemment décrites.

Chapitre 5

Création des modèles

Le/Les modèle(s) représentant un individu doit répondre à deux contraintes contradictoires. Il faut à la fois limiter le nombre de représentants et optimiser leur représentativité.

5.1 Modèle basé sur la moyenne

Le modèle est une moyenne de l'ensemble des signatures acquises lors de l'enregistrement de l'utilisateur. Les informations stockées correspondent la plupart du temps à la moyenne M et à l'écart type V de chacune des caractéristiques des signatures $A1, A2, \dots, A5$ de l'ensemble d'apprentissage.

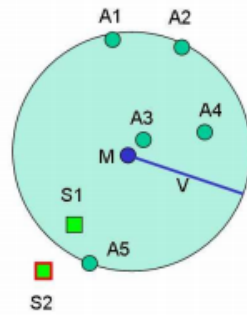


FIGURE 5.1 – Modèle basé sur la moyenne (● : signatures d'apprentissage, □ : signatures à tester)

Ce choix présente des inconvénients. En effet, la signature $S1$ est considérée comme authentique alors que la signature $S2$ ne l'est pas même si elles sont à la même distance de la signature d'apprentissage $A5$. Le nombre de signatures d'apprentissage est trop limité pour considérer l'ensemble comme représentatif de la distribution globale des signatures. Pour palier à ce problème il est intéressant de considérer un modèle à plusieurs références comme nous le verrons par la suite.

5.2 Modèle à plusieurs références

Un autre type de modèle consiste à garder une information sur toutes les signatures d'apprentissage. Concrètement cela consiste simplement à garder le vecteur des caractéristiques de chacune des signatures de l'ensemble d'apprentissage. Cette solution permet d'être moins sensible à la variabilité des signatures même lorsque l'on choisit un seuil de distance plus strict que pour la première solution. Il permet donc d'avoir un modèle plus représentatif de la variabilité de la signature d'un individu notamment lorsqu'il signe de façons différentes selon le contexte.

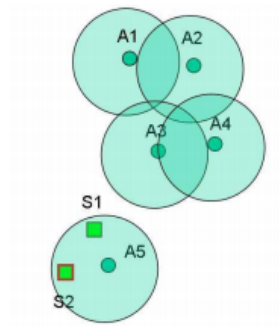


FIGURE 5.2 – Modèle constitué de chacune des signatures d'apprentissage (● : signatures d'apprentissage, □ : signatures à tester)

Si l'on veut garder la continuité, une alternative à cette approche serait de considérer l'enveloppe convexe de l'ensemble d'apprentissage. C'est-à-dire du domaine constitué par la réunion des sphères.

Chapitre 6

Modèles et méthodes de comparaison de signatures

Une fois que les caractéristiques des signatures sont extraites et qu'éventuellement leurs modèles créés, il faut pouvoir les comparer. Il existe 2 approches : l'une par modèle (réseaux de neurones et modèles de markov caché (HMM)) et l'autre par mesure de distance entre la signature modèle et la signature testée.

6.1 Réseaux de neurones

6.1.1 Principe Général

Le principe général des réseaux de neurone est inspiré des neurones naturels du cerveau : ils acquièrent de l'expérience afin d'être capable de répondre à de nouveaux problèmes. Ils fonctionnent en plusieurs couches où chaque couche communique avec la précédente :

- 1 couche d'entrée
- 1 ou plusieurs couches cachées
- 1 couche de sortie

L'avantage des réseaux de neurones est leur capacité d'apprentissage automatique qui leur permet de résoudre des problèmes complexes et d'être tolérant aux erreurs. Le principal défaut est qu'ils fonctionnent sous forme de boîte noire c'est-à-dire que l'on n'est pas capable de savoir pourquoi le système a fourni tel réponse au lieu d'une autre.

6.1.2 Intérêts

Les réseaux de neurones sont plus adaptés à l'authentification de signatures manuscrites hors-ligne, mais il est tout à fait possible de les utiliser dans le mode en-ligne.

Les réseaux de neurones sont aussi bien maîtrisés et leurs implémentations

assez communes. (C'est pourquoi nous ne détailleront pas plus leurs algorithmes)

6.1.3 Application

Pour utiliser cette technique, il faut :

- Choisir les variables d'entrée : la position, l'angle du stylo, etc.
- Choisir le nombre de neurone sur la ou les couches cachées. Généralement 1 couche cachée est suffisante.
- Choisir l'algorithme d'apprentissage.

6.1.4 Performances

Voici un résumé des performances des différentes implémentations trouvées ainsi que leurs spécificités.

[NMP99] utilisent comme données d'entrée la position du stylo et le temps total de la signature.

L'apprentissage s'effectue sur une base de 1600 signature pour 16 individus. Les tests sont effectués sur 800 autres signatures, 1600 faux inexpérimentés et 1920 faux expérimentés. Cette base est impressionnante, mais on peut remettre en cause sa fiabilité car demander 100 signatures à une personne est sans perte de qualité est impossible.

Le taux de FRR est de 0.78% et celui de FAR est de 1.6% ce qui est un excellent résultat.

[eSEG01] utilisent comme données d'entrée la pression, la vitesse, l'angle et la vitesse angulaire du stylo.

L'apprentissage s'effectue sur une base de 820 signatures pour 82 personnes et les tests sont sur une base de 820 faux.

Le taux de FRR est de 0% et celui de FAR est de 0/1% ce qui est un résultat presque parfait. On peut toutefois reprocher qu'il n'y a pas de signature dédiée à la phase de test ce qui peut fausser le résultat.

6.2 HMM : Modèle de Markov caché

6.2.1 Principe Général

Un modèle de Markov caché (Hidden Markov Modele) est un modèle statistique où le système modélisé est un processus markovien possédant des paramètres inconnus. Les modèles de Markov cachés sont particulièrement utilisés dans la reconnaissance de formes comme celle du discours, du locuteur et de l'écriture manuscrite.

6.2.2 Intérêts

L'apprentissage est une phase assez longue mais en contrepartie l'utilisation du système est rapide ce qui est un atout non négligeable comparé aux méthodes qui ne se base pas sur des modèles. L'inconvénient est que ce genre de méthode peut difficilement prendre en compte l'évolution d'une signature au cours du temps. Utiliser un modèle de Markov caché est plus intéressant pour un système d'identification que pour un système d'authentification.

6.2.3 Définition et algorithme

Pour définir ce qu'est un modèle de Markov caché, on a besoin des éléments suivants :

- Les états cachés du modèle : $S = s_1, s_2, \dots, s_N$ de taille N . La probabilité d'être sur un état dépend uniquement de l'état précédent :

$$P(q_t = s_t | q_{t-1} = s_{t-1} | \dots | q_{t-n} = s_{t-n}) = P(q_t = s_t | q_{t-1} = s_{t-1})$$

où q_t est l'état courant à l'instant t

- La matrice de probabilités des transitions entre les états : $A = a_{ij}$:

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = s_j | q_t = s_i], 1 \leq i, j \leq N$$

- La distribution initiale des états : $\Pi = \{\pi_i\}$:

$$\pi_i = P[q_1 = s_i], 1 \leq i \leq N$$

- Une loi de probabilité d'émission des observations dans chaque état :

$$b_j(O_t) = P[O_t | q_t = s_j], 1 \leq j \leq N$$

- Si on considère un modèle de Markov caché discret, les observations appartiennent à un ensemble fini de M symboles : $V = (v_1, \dots, v_M)$, la loi d'émission d'observation est une matrice de probabilité B .
- Si on considère un modèle de Markov caché continu, les observations appartiennent à un espace continu et la loi d'émission d'observation est une loi paramétrique quelconque.

Le modèle de Markov est noté : $\lambda = (\Pi, A, B)$

Classiquement l'apprentissage se fait avec l'algorithme de Baum-Welch. Il permet d'estimer itérativement les paramètres du modèle qui maximisent la probabilité d'une séquence d'observables. Le maximum trouvé est local ce qui est gênant (il n'existe pas de méthode analytique ou de techniques optimales pour en trouver un global.)

Une variant consiste à utiliser l'algorithme de Viterbi qui une approximation plus rapide.

6.2.4 Application

Lorsqu'on se trouve en mode en-ligne, les paramètres extraits sont très souvent continus : vitesse, accélération, angle d'inclinaison du stylo, ... Il est possible d'utiliser un modèle de Markov caché discret pour les modéliser mais sa qualité n'est pas garantie.

Il est préférable d'utiliser la version continu où on utilise le plus souvent une combinaison de M gaussiennes. La probabilité d'émission de l'observation O_t dans l'état S_j est :

$$b_j(O_t) = P[O_t|q_t = S_j] = \sum_{m=1}^M c_{jm} X(O_t, \mu_{jm}, U_{jm})$$

où :

- c_{jm} est le gain tel que :

$$\sum_{m=1}^M c_{jm} = 1, 1 \leq j \leq N$$

$$c_{jm} \geq 0, 1 \leq j \leq N, 1 \leq m \leq M$$

- μ_{jm} est le vecteur de moyennes
- U_{jm} est la matrice de covariances de la gaussienne m dans l'état j .

La modélisation de la signature consiste alors à une estimation de ces paramètres en maximisant la vraisemblance des signatures d'apprentissage. On peut utiliser toutes sortes d'informations relatives aux signatures pour l'apprentissage. Toutefois, utiliser directement les données brutes est assez déconseillé. Mieux chercher de manière empirique quelles sont les informations extractibles les plus pertinentes (vitesse, accélération, coordonnées, ...)

6.2.5 Performances

Voici un résumé des performances des différentes implémentations trouvées ainsi que leurs spécificités.

[JGAD98] utilisent un HMM continu avec toutes les informations utilisables : la position, la pression et l'inclinaison du stylo.

L'apprentissage s'effectue sur une base de 1530 signatures authentiques pour 51 individus et les tests s'effectuent sur 510 signatures, 3000 faux expérimentés et 240 professionnels. Cette base est l'une des plus grosses utilisées.

Le nombre de signatures demandées à chaque personne peut être considéré comme étant trop important car il est assez difficile d'en demander autant sans perdre en qualité

Le taux de FRR et de FAR sont de 1,9% ce qui est un très bon résultat.

[RSK97] utilisent un HMM discret et 23 paramètres globaux. L'apprentissage s'effectue sur une base de 542 signatures authentiques pour 59 individus et les tests s'effectuent sur 325 fausses signatures. L'entraînement s'est effectué avec l'algorithme de Viterbi. Le taux de FRR et de FAR sont de 2.5%

[eCWO00] utilisent uniquement 4 informations brutes : la position, la pression et l'inclinaison du stylo. La base d'apprentissage contient 750 signatures authentiques pour 50 personnes. Les tests sont réalisés sur 750 autres signatures et 80 faux. Le taux de FRR est de 0% ce qui semble être trop parfait et celui de FAR est de 15% ce qui semble trop élevé. Ces résultats sont assez étranges ce qui peut s'expliquer par le très faible nombre de faux.

[DYY04] utilisent un HMM discret et la position et les vitesses en chaque point comme caractéristiques. L'apprentissage s'effectue sur une base de 248 signatures pour 32 individus. Les tests se font sur 248 autres signatures et sur 480 fausses signatures. Le taux de FRR est de 1.75% et celui de FAR est de 4.44%.

6.3 DTW

6.3.1 Principe Général

Le DTW (Dynamic time warping) est un algorithme qui permet de mesurer la similarité entre deux suites temporelles sous certaines conditions. Il peut être appliqué sur n'importe quel type de données (images, sons, vidéos) du moment qu'il est possible de les représenter linéairement. Cet algorithme est particulièrement utilisé dans le domaine de la reconnaissance de la parole.

6.3.2 Intérêts

Calculer des distances entre signatures avec cette méthode permet de mettre en place un système de vérification plus flexible, plus efficace et plus adaptatif que les systèmes basés sur les réseaux de neurones ou les chaînes de Markov cachées car l'apprentissage peut être incrémental. Cet aspect est très important si l'on souhaite prendre en compte l'évolution de la signature au cours du temps dans notre méthode d'authentification.

6.3.3 Définition et algorithme

L'objectif du DTW est de comparer 2 suites temporelles :

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_N) \text{ de taille } N$$

$Y = (y_1, y_2, \dots, y_M)$ de taille M

On fixe F un espace des caractéristiques tel que :

$$\forall n \in [1, N], x_n \in F$$

$$\forall m \in [1, M], y_m \in F$$

Soit c une fonction permettant de mesurer la coût (ou la distance) entre 2 éléments de F :

$$c : F \times F \rightarrow \mathbb{R}^+$$

(Par exemple, on peut utiliser la distance euclidienne comme fonction de coût si les éléments de la suite sont des points)

Si on calcule la distance entre chaque pair d'éléments des suites X et Y , on obtient une matrice de coût $C^{N \times M}$ définit par :

$$C(n, m) = c(x_n, y_m)$$

Le but est de trouver un alignement entre X et Y ayant le coût global le plus faible. Pour ce faire, on a besoin des définitions suivantes :

Un chemin de déformation est une suite $p = (p_1, \dots, p_L)$ avec $p_l = (n_l, m_l) \in [1 : N] \times [1 : M]$ pour $l \in [1 : L]$ qui respecte les conditions suivantes :

1. Conditions aux limites : $p_1 = (1, 1)$ et $p_2 = (N, M)$
2. Conditions de monotonie : $n_1 \leq n_2 \leq \dots \leq n_L$ et $m_1 \leq m_2 \leq \dots \leq m_L$
3. Conditions au pas : $\forall l \in [1, L - 1], p_{l+1} - p_l \in \{(1, 0), (0, 1), (1, 1)\}$

Le coût total $c_p(X, Y)$ d'un chemin de déformation p entre X et Y est défini tel que

$$c_p(X, Y) = \sum_{l=1}^L c(x_{n_l}, y_{m_l})$$

Un chemin de déformation optimal est un chemin de déformation dont le coût total est le plus faible de tous les chemins de déformations possibles.

La distance DTW est défini comme étant le coût total du chemin de déformation optimal :

$$DTW(X, Y) = \min\{c_p(X, Y) \text{ où } p \text{ est un chemin de déformation}\}$$

Pour trouver ce chemin optimal, on pourrait tester tous les chemins possibles mais la complexité de cette méthode est exponentielle aux longueurs N et M ce que la rend inapplicable.

Il est toutefois possible de trouver ce chemin avec une complexité polynomiale $O(NM)$ en utilisant la programmation dynamique.

Pour ce faire, on définit deux suites préfixe et une nouvelle matrice :

$$X(1 : n) = (x_1, \dots, x_n) \text{ pour } n \in [1, N]$$

$$Y(1 : m) = (y_1, \dots, y_m) \text{ pour } m \in [1, M]$$

$$D(n, m) = DTW(X(1 : n), Y(1 : m))$$

On remarque que $D(N, M) = DTW(X, Y)$

La matrice D possède les propriétés suivantes :

1. $D(n, 1) = \sum_{k=1}^n c(x_k, y_1)$ pour $n \in [1, N]$
2. $D(1, m) = \sum_{k=1}^m c(x_1, y_k)$ pour $m \in [1, M]$
3. $D(n, m) = c(x_n, y_m) + \min\{D(n-1, m-1), D(n-1, m), D(n, m-1)\}$
pour $n \in [2, N]$ et $m \in [2, M]$

Il est maintenant possible de calculer la matrice $D(N, M)$ récursivement.

Grâce à cette matrice, on peut désormais calculer le chemin de déformation optimal $p = (p_1, \dots, p_l)$ en suivant l'algorithme suivant :

1. On démarre avec $p_L = (N, M)$
2. Si $n = m = 1$ alors $p_l = (1, 1)$, $l = 1$ et l'algorithme est fini
3. Si $n = 1$ alors $p_{l-1} = (1, m-1)$
4. Si $m = 1$ alors $p_{l-1} = (n-1, 1)$
5. Sinon $p_{l-1} = \operatorname{argmin}\{D(n-1, m-1), D(n-1, m), D(n, m-1)\}$

6.3.4 Application

L'algorithme DTW a besoin de 2 suites et d'un calcul de distances entre les éléments de ces suites.

Choix des suites

Comme suites on peut prendre :

- Les coordonnées des points retenus comme étant représentatifs de la signature. C'est une approche assez basique et qui n'exploite pas toutes les données disponibles avec une signature en ligne.
- Les segments caractérisés par leur angle, longueur et durée. En pratique, cela ne donne pas de bon résultat

Choix du calcul de distances

Les principales distances utilisés sont :

- La distance spatiale ($distS$)
- La distance temporelle ($distT$)
- Le distances curviligne ($distC$)

Expérimentalement, la distance spatiale est la mieux adaptée. Toutefois, il est possible d'améliorer le résultat global en faisant une somme pondérée des 3 distances :

$$d = \alpha \times distS + \beta \times distT + \delta \times distC$$

Les valeurs de α , β et δ sont généralement établis de manière empirique

6.3.5 Améliorations et variantes

- On peut réaliser l'appareillement de 2 manière différentes :
 - asymétriquement : on compare la signature au modèle
 - symétriquement : on compare la signature au modèle et le modèle à la signature. C'est cette solution qui semble être la plus performante.
- Il est possible par exemple de modifier la contrainte de pas en lui permettant d'être supérieur à 1. On peut gagner ainsi en temps de calculs mais le système biométrique perdra en performances.
- On peut aussi pondérer le coût en fonction de la distance minimal dans la formule :

$$D(n, m) = c(x_n, y_m) + \min\{D(n-1, m-1), D(n-1, m), D(n, m-1)\}$$

pour $n \in [2, N]$ et $m \in [2, M]$

Ce qui donne :

$$D(n, m) = \min\left\{ \begin{array}{l} \omega_1 \times c(x_n, y_m) + D(n-1, m-1), \\ \omega_2 \times c(x_n, y_m) + D(n-1, m), \\ \omega_3 \times c(x_n, y_m) + D(n, m-1) \end{array} \right\}$$

pour $n \in [2, N]$ et $m \in [2, M]$

Il faut ensuite ajuster les poids ω_1 , ω_2 et ω_3 afin de pénaliser ou favoriser un type de chemin.

6.3.6 Performances

Voici un résumé des performances des différentes implémentations trouvées ainsi que leurs spécificités.

[AKJ02] utilisent l'écart et l'angle entre 2 points consécutifs, vitesse relative entre 2 points localement et le nombre de traits globalement.

Les tests ont été effectués sur une base de 1232 signatures authentiques pour 102 individus et sur 60 fausses signatures.

Le meilleur résultat obtenu est de 2.8% de FFR et 1.6% de FAR

[eBY03] utilisent uniquement la position des points de la signatures au cours du temps.

Les tests ont été effectués sur une base de 752 signatures authentiques pour 94 individus et sur 182 autres signatures et 313 faux expérimentés.

Le résultat est de 1.4% de FFR et 1.4% de FAR

[YK99] ont effectué la moyenne pondéré de 3 DTW en utilisant à chaque comparaison un paramètre différent. La pondération était faite de manière empirique afin de maximiser la performance du système.

Les tests ont été effectués sur une base de 362 signatures pour 8 individus et 540 faux.

Le taux d'erreur ERR obtenu avec un tel système est de 1.9%

Chapitre 7

Décision

La dernière étape d'un système biométrique consiste à prendre une décision : doit-t-on accepter ou refuser l'authentification.

Le système de comparaison ne donne jamais une réponse binaire. Par exemple, avec DTW, la réponse est une distance. Il faut donc décider la distance seuil à laquelle une signature est soit acceptée soit refusée.

Pour déterminer ce seuil on a besoin du FRR et du FAR dont nous rappellerons ici la définition.

Il existe 2 types d'erreurs dans un système d'authentification :

- Le faux rejet. Il a lieu lorsqu'une authentification échoue alors qu'elle aurait dû réussir. On y associe le taux de faux rejets appelée FRR (False Rejection Rate) :

$$FRR = 100 \times \frac{\text{nombre de faux rejets}}{\text{nombre de tests authentiques}}$$

- La fausse acceptation. Elle a lieu lorsqu'une authentification réussie alors qu'elle aurait dû échouer. On y associe le taux de fausses acceptation appelé FAR (False Acceptance Rate) :

$$FAR = 100 \times \frac{\text{nombre d'imitation acceptés}}{\text{nombre total d'imitations}}$$

On a besoin aussi du taux total d'erreur du système appelé TER (Total Error Rate) :

$$TER = 100 \times \frac{\text{nombre de faux rejets} + \text{nombre d'imitation acceptés}}{\text{nombre de tests authentiques} + \text{nombre d'imitation acceptés}}$$

En pratique, FAR et FRR sont très corrélés lorsqu'on modifie le seuil : FRR croît lorsque FAR décroît et inversement :

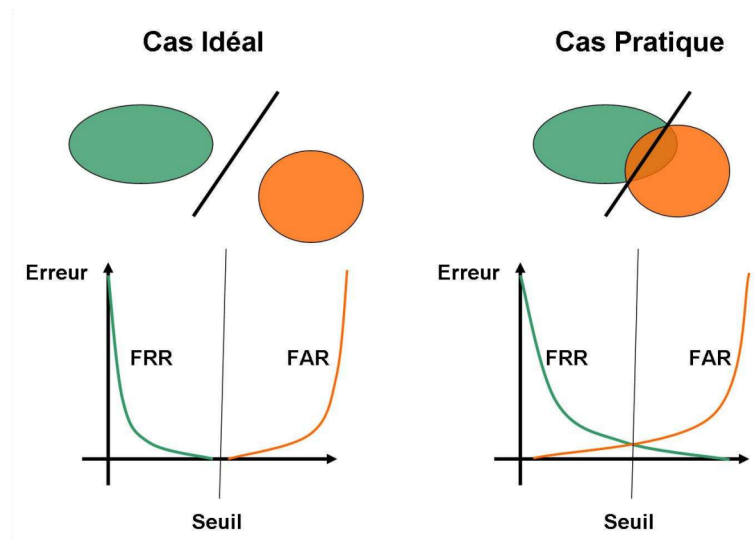


FIGURE 7.1 – Différence entre le cas idéal et le cas pratique lors d’une prise de décision

Naïvement, on prendrait le seuil tel que les 2 taux soit les plus faibles possibles en même temps. En pratique, on préfère pénaliser un des types d’erreurs selon le but du système biométrique. Pour l’authentification avec des signatures, on préfère pénaliser les fausses acceptations. Il suffit par la suite d’adapter le seuil en conséquence.

Chapitre 8

Conclusion

Comme nous l'avons vu tout au long de ce document, la vérification et l'identification de signature manuscrite n'est pas simple à effectuer. Toutefois la très grande acceptabilité par la population de ce moyen d'authentification compense cet inconvénient.

Si nous devons faire un système de reconnaissance de signature manuscrite, nous utiliserons :

- Pour la réduction, on utilisera la méthode de sélection des points de vitesse minimum ou la méthode de réduction par approximation polynomiale s'il s'avère qu'elle est mieux pour la méthode de comparaison choisie.
- Les caractéristiques suivantes : DF (Dimension Fractale), DV (Dimension Vecteur), SA (Somme des angles entre les points de la signature), DPD (Distance entre le premier et le dernier point), DM (Dimension de Masse), car ils semblent procurer de bon résultats lorsqu'ils sont associées ensemble. (Résultats trouvé par un algorithme génétique)
- DTW comme méthode de comparaison car elle nous semble être la méthode la plus fiable et la simple à mettre en place.
- une méthode empirique pour déterminer le seuil de décision afin de satisfaire le cahier des charges.

Bibliographie

- [AKJ02] F. D. Griess et S. D. Cornell A. K. Jain. On-line signature verification. *Pattern Recognition*, 35(12) :2963–2972, 2002.
- [AMAA10] Bassam Al-Mahadeen, Mokhled S. AlTarawneh, and Islam H. AlTarawneh. Signature region of interest using auto cropping. *IJCSI International Journal of Computer Science Issues*, 7(4), Mars 2010.
- [BP03] J. Brault and R. Plamondon. Segmenting handwritten signatures at their perceptually important points. *IEEE Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(9) :953–957, 2003.
- [DYY04] Y. Xiong S. George R. Kashi T. Matsumoto et G. Rigoll D.-Y. Yeung, H. Chang. Svc2004 : First international verification competition. *International Conference in Biometric Authentication*, pages 16–22, 2004.
- [eBY03] A. Kholmatov et B. Yanikoglu. An improved decision criterion for genuine/forgery classification in on-line signature verification. *Proceedings of ICANN/ICONIP*, 2003.
- [eCWO00] T. Wessels et C. W. Omlin. A hybrid system for signature verification. *International Joint Conference on Neural Networks*, 5(5) :5509, 2000.
- [eSEG01] D. Z. Lejtman et S. E. George. On-line handwritten signature verification using wavelets and back-propagation neural networks. *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition*, pages 992–996, 2001.
- [JGAD98] E. H. L. Aarts et J. J. G. M. Van Oosterhout J. G. A. Dolfin. On line signature verification with hidden markov models. *Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition*, 2 :1309–1312, 1998.
- [NMP99] W. Lee N. Mohankrishnan and M. Paulik. A performance evaluation of a new signature verification algorithm using realistic forgeries. *Proceedings of the International Conference on Image Processing*, pages 575–579, 1999.

- [RSK97] W. L. Nelson et W. Turin R. S. Kashi, J. Hu. On-line handwritten signature verification using hidden markov model features. *Proceedings of the International Conference on Document Analysis and Recognition*, pages 253–257, 1997.
- [WD84] K. Wall and P. Danielsson. A fast sequential method for polygonal approximation of digitized curves. *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, 28 :220–227, Février 1984.
- [Wir05] Matthieu Wirotius. Authentification par signature manuscrite sur support nomade. Master’s thesis, Université de Tours, 2005.
- [YK99] T. Matsumoto Y. Komiya. On-line pen input signature verification ppi (pen-position / pen-pressure / pen-inclination). *IEEE*, 1999.

Table des figures

3.1	Détection de l'axe d'inertie à l'aide de la technique des moindres carrés	9
3.2	Signature après rotation	9
3.3	Signature dans son nouveau repère	10
3.4	Réduction à l'aide de l'algorithme génétique	13
3.5	Réduction à l'aide de Brault	14
3.6	Réduction à l'aide de l'algorithme des minimums locaux . . .	15
3.7	Représentation visuelle de l'erreur e	15
3.8	Résultats de l'algorithme de Wall avec un seuil fixe	16
3.9	Résultats de l'algorithme de Wall avec un seuil variable . . .	17
3.10	Comparaison des différents algorithmes de réduction	17
4.1	Algorithme de Bresenham pour passer d'une image en ligne à une image hors ligne	24
4.2	Différents dilatés d'une signature	25
4.3	$\log(A(X_\epsilon)/\epsilon)$ en fonction de $\log \epsilon$	25
4.4	Evolution de la signature en fonction de l'erreur d'approximation dans la construction de la ligne polynomiale	26
4.5	Différents dilatés d'une signature	27
4.6	Différents dilatés d'une signature	27
4.7	Tracé de la signature après une itération appliquée sur la signature (a) et le tracé invariant obtenu au final (b)	28
4.8	Rectangles utilisée pour calculer la dimension de masse	29
4.9	FAR et FRR pour les méthodes classiques et fractales	30
5.1	Modèle basé sur la moyenne (\bullet : signatures d'apprentissage, \square : signatures à tester)	32
5.2	Modèle constitué de chacune des signatures d'apprentissage (\bullet : signatures d'apprentissage, \square : signatures à tester)	33
7.1	Différence entre le cas idéal et le cas pratique lors d'une prise de décision	44