



HAL
open science

Analyse d'empreintes digitales a partir de paramètres structurels calculés sur une référence réduite de l'image

B Vibert, Jean-Marie Le Bars, Christophe Charrier, Christophe Rosenberger

► To cite this version:

B Vibert, Jean-Marie Le Bars, Christophe Charrier, Christophe Rosenberger. Analyse d'empreintes digitales a partir de paramètres structurels calculés sur une référence réduite de l'image. COMpression et REprésentation des Signaux Audiovisuels (CORESA), May 2016, Nancy, France. hal-01338182

HAL Id: hal-01338182

<https://hal.science/hal-01338182>

Submitted on 28 Jun 2016

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Analyse d’empreintes digitales à partir de paramètres structurels calculés sur une référence réduite de l’image.

B. Vibert

J.M. Le Bars

C. Charrier

C. Rosenberger

Normandie Univ, ENSICAEN, UNICAEN, CNRS, GREYC, 14000 Caen, France

{benoit.vibert, christophe.rosenberger}@ensicaen.fr

{jean-marie.lebars, christophe.charrier}@unicaen.fr

Résumé

L’analyse d’empreintes digitales est un domaine important en biométrie. Généralement, cette analyse est basée sur une étude des minuties associées. Ces dernières servent également lorsque l’on compare plusieurs empreintes entre elles. Dans ce papier, nous proposons plusieurs paramètres basés sur la triangulation de Delaunay appliquée aux minuties pour l’analyse des empreintes digitales. Nous montrons l’utilité de ces paramètres pour l’analyse de bases de données d’empreintes digitales existantes en particulier pour reconnaître le type d’empreinte digitale sans avoir accès à l’image associée. Les résultats obtenus montrent la pertinence de l’approche proposée.

Mots clefs

Triangulation de Delaunay, Template de minuties, Empreinte digitale.

1 Introduction

Depuis plusieurs années, l’utilisation de données biométriques est devenue incontournable, que se soit avec les passeports lors des contrôles aux frontières, le contrôle d’accès sur un smartphone, etc. En 2013, le premier smartphone avec lecteur d’empreinte digitale a été déployé sur le marché par Apple™ avec l’iPhone®5S. Bien que cela facilite l’usage des utilisateurs, les données biométriques sont des données très sensibles car non révocables. C’est la raison pour laquelle les templates biométriques (qui sont une représentation réduite d’une empreinte digitale) sont sauvegardés dans des éléments sécurisés (SE). Étant donné que la capacité de stockage est limitée sur un SE, ce template ne pourra contenir qu’un nombre restreint d’informations. Une image ne peut donc pas être contenue dans ce template, c’est pourquoi des points caractéristiques sont extraits de l’image, ce sont les minuties. Ces minuties sont stockées dans le SE au format ISO Compact Card II [1]. Ce format est alors utilisé pour la comparaison entre la référence (enregistrée dans le SE) et le template extrait d’une nouvelle empreinte acquise par un capteur biométrique.

Une empreinte digitale peut être catégorisée en cinq classes

en fonction de son type, à savoir 1) Arche, 2) Boucle à gauche, 3) Boucle à droite, 4) Tente et 5) Spirale. La figure 1 donne un exemple de chacune des cinq classes. Même si de nombreux travaux portant sur la reconnaissance du type d’une empreinte digitale existent, ces derniers utilisent systématiquement l’image de l’empreinte [2, 3] et pas seulement le template de minuties. A notre connaissance, il n’existe pas de travaux utilisant exclusivement ce template.

Ce papier est organisé de la façon suivante : tout d’abord, nous présentons les paramètres utilisés pour caractériser la structure d’une empreinte. Ensuite, nous proposons deux contributions. La première permet de comparer une empreinte synthétique avec une empreinte réelle, la seconde permet de reconnaître le type des empreintes digitales exclusivement basée sur l’extraction de caractéristiques à partir du seul template de minuties. En conclusion, nous discutons de la pertinence de notre approche et des perspectives à cette étude.

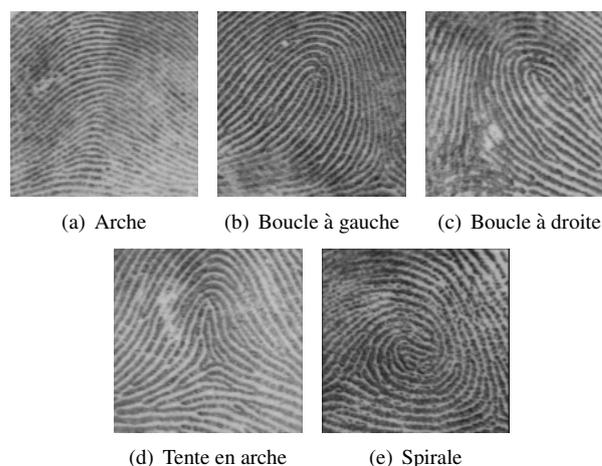


Figure 1 – Les 5 grands types d’empreintes définis par Henry

2 Extraction des paramètres de l’empreinte

Dans cette étude, nous allons utiliser des bases de données d’empreintes digitales, qui sont composées initialement d’images. Nous générons le template de minuties à partir de l’image grâce à un extracteur de minuties. La figure 2 montre comment les minuties sont extraites à partir de l’image et comment elles se composent.

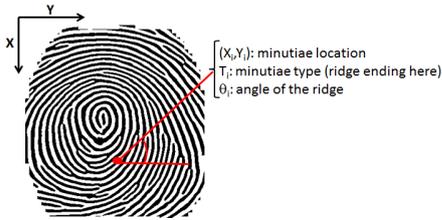


Figure 2 – Schéma montrant comment sont extraites les minuties à partir d’une image

Ces minuties sont enregistrées dans un template binaire (ce qui signifie qu’aucun accès à l’image originale n’est possible). Chaque minutie est codée sur 3 octets et contient un ensemble de quatre valeurs $(x_i, y_i, T_i, \theta_i)$, $i = 1 : N_j$ où les coordonnées (x_i, y_i) correspondent à la localisation des minuties dans l’image, T_i correspond au type de minutie (bifurcation, fin de crête, . . .), θ_i représente l’orientation de la minutie (relative à la crête) et N_j le nombre de minuties pour l’échantillon j de l’utilisateur.

Comme décrit précédemment, lorsque l’on utilise un template de minuties, nous avons au final seulement quatre types de paramètre caractérisant une minutie, ce qui peut s’avérer trop peu pour modéliser une empreinte digitale dans son ensemble. Afin d’ étoffer le nombre d’attributs par minutie, nous avons utilisé la triangulation de Delaunay [4, 5] dans laquelle les minuties de l’empreinte correspondent aux sommets des triangles obtenus. Ceci nous permet d’extraire six nouveaux paramètres par minutie, tel que décrit dans la section 2.1 et synthétisé par la Figure 3.

2.1 Triangulation de Delaunay

La triangulation de Delaunay est souvent utilisée dans différents domaines comme par exemple en géométrie algorithmique [6], ou la reconstruction de surface [7, 8]. Dans notre cas, l’hypothèse formulée est la suivante : à l’instar des minuties qui sont spécifiques à une empreinte, la triangulation de Delaunay, dont les sommets des triangles sont les minuties extraites, doit également pouvoir être spécifique à une empreinte. Ainsi, une caractérisation de cette triangulation doit pouvoir être réalisée par des statistiques. De plus, la triangulation de Delaunay présente l’avantage de s’affranchir des problèmes de translation et de rotation du template de minuties mais aussi de faire une abstraction du template de minuties. En effet, à partir de la triangulation obtenue, il est possible d’extraire plusieurs

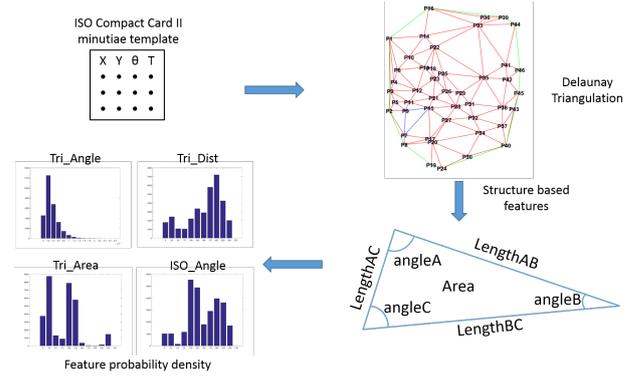


Figure 3 – Schéma général utilisé pour le calcul des paramètres à partir d’une représentation par triangulation de Delaunay du template de minuties d’une empreinte digitale.

paramètres de forme tels que la longueur de l’enveloppe convexe, la valeur des angles d’un triangle, l’aire des triangles, le périmètre d’un triangle, etc.

Pour chaque template, nous calculons la triangulation de Delaunay basée sur les minuties (la Figure 4 montre un exemple de triangulation obtenue). Pour chacun des triangles, sept paramètres sont calculés et sont sauvegardés dans un vecteur nommé **TriInf**, tel que :

- **angleA** : sa mesure associée en degré
- **angleB** : sa mesure associée en degré
- **angleC** : sa mesure associée en degré
- **LengthAB** : La longueur entre le point A et B du triangle
- **LengthAC** : La longueur entre le point A et C du triangle
- **LengthBC** : La longueur entre le point B et C du triangle
- **Area** : L’aire du triangle

Un 8ème paramètre est ajouté à la structure de données **TriInf**. Ce dernier correspond à l’orientation contenu initialement dans le template de minuties. Pour résumer, le vecteur d’attribut TriInf_{jk} est généré pour le template j de l’individu k et se compose de quatre groupes principaux de caractéristiques :

$$\begin{aligned} \text{TriInf}_{j,k} = & \{ \{ \text{AngleA}_{jkl}, \text{AngleB}_{jkl}, \text{AngleC}_{jkl} \}, \\ & \{ \text{LengthAB}_{jkl}, \text{LengthAC}_{jkl}, \text{LengthBC}_{jkl} \}, \\ & \{ \text{Area}_{jkl} \}, \{ \text{Orientation}_{jki} \} \}, \\ & \forall l \in [1; M_j]; i \in [1; N_j] \end{aligned} \quad (1)$$

où $\{ \text{AngleA}_{ijk}, \text{AngleB}_{ijk}, \text{AngleC}_{ijk} \}$ est le vecteur des données relatives à la valeur des angles du triangle M_j du template j , $\{ \text{LengthAB}_{jkl}, \text{LengthAC}_{jkl}, \text{LengthBC}_{jkl} \}$ représente le vecteur de données relatives aux longueurs calculées du triangle M_j du template j , $\{ \text{Area}_{jkl} \}$ correspond au vecteur de données relatif au triangle M_j du template j et $\{ \text{Orientation}_{jki} \}$ correspond au vecteur de

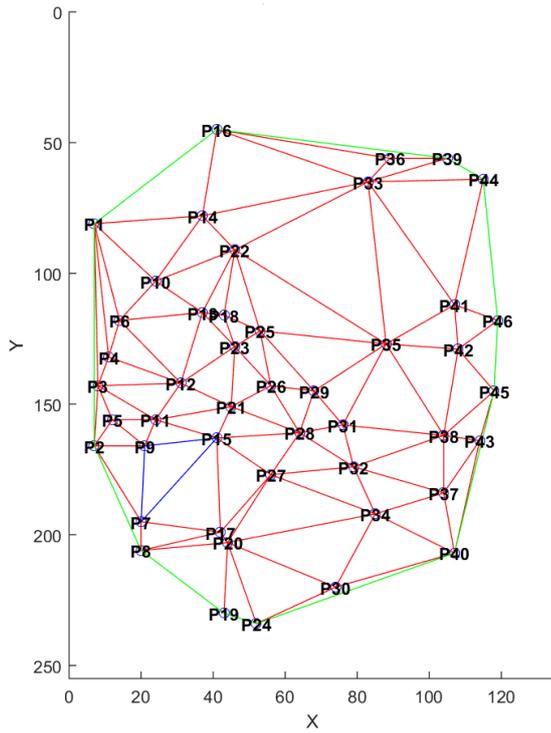


Figure 4 – Triangulation de Delaunay pour un template de minuties

données contenant l'angle ISO du template N_i de la minutie j .

À partir de ce vecteur de caractéristiques, et pour chacun des ensembles associés, un histogramme normalisé est calculé afin de prendre en compte la densité de chaque ensemble de paramètres. Finalement, le vecteur d'attributs $\text{TemplateStruct}_{jk}$ associé au template j de l'individu k est défini comme suit :

$$\text{TemplateStruct}_{jk} = \{ \text{Type}_{jk}, \text{HistoAngle}_{jk}, \text{HistoDistance}_{jk}, \text{HistoArea}_{jk}, \text{HistoISOAngle}_{jk}, \text{NbrMinutiae}_{jk} \} \quad (2)$$

où HistoAngle_{jk} , $\text{HistoDistance}_{jk}$, HistoArea_{jk} et $\text{HistoISOAngle}_{jk}$ sont les histogrammes calculés à partir de leurs sous-vecteurs associés TriInf_{jk} . Ces histogrammes sont générés avec un nombre N de niveaux, de manière à pouvoir affiner la précision de la distribution des paramètres.

3 Empreinte synthétique vs. empreinte réelle

Dans cette première contribution, nous nous intéressons à savoir si une empreinte digitale synthétique présente ou non des différences structurelles majeures avec une em-

preinte réelle. Nous avons donc utilisé une base générée avec SFinge (FVC2004DB4) et des bases d'empreintes réelles (FVC2002DB2, FVC2004DB1, FVC2004DB2, FVC2004DB3) pour valider ou non l'utilisation de SFinge pour notre seconde contribution.

3.1 Protocole

Bases de données. Dans cette expérimentation, nous avons utilisé un jeu de données de la base FVC2002 [9] et quatre sous-bases de la base FVC2004 [10]. Chacune de ces bases de données est composée de 100 individus et 8 templates par individu, soit un total de 800 images par base. Le détail de chaque base est donné dans le tableau 1.

DB	Sensor	Dim.	Resolution
02DB2A	Optical	296×560	569dpi
04DB1A	Optical	640×480	500dpi
04DB2A	Optical	328×364	500dpi
04DB3A	Thermal	300×480	512dpi
04DB4A	SFinGe	288×284	about 500dpi

Tableau 1 – Spécifications de chaque base FVC.

Comme reporté dans le tableau 1, on observe que la taille des images pour chaque base est différente et que la résolution est approximativement de 500dpi pour chacune des bases considérées dans cette étude.

Comme ces bases sont constituées d'images, nous devons extraire les minuties, nous avons utilisé un extracteur du NIST nommé MINDTCT [11] pour créer des bases de template de minuties. Pour chaque élément présent dans les bases de données testées, nous avons calculé les caractéristiques normalisées de chaque template en utilisant des histogrammes à 64 niveaux ($N = 64$). Nous avons utilisé 64 niveaux car la valeur les angles présents dans le template de minuties.

Pour les bases de données FVC, étant donné que nous n'avons aucune information sur le type du template, le premier paramètre de la structure est fixé à zéro.

Pour chaque template, on obtient au final une structure contenant 258 paramètres ($4 \times 64 + 2$).

3.2 Résultats

L'évolution de chaque paramètre est montré dans la Figure 5. Nous pouvons observer une même évolution concernant la distribution du paramètre HistoAngle qui représente les angles des Triangles (Figure 5(a)) et la distribution du paramètre HistoArea concernant l'aire des Triangles (Figure 5(c)).

En revanche, lorsque l'on considère le paramètre HistoDistance qui est associé à la longueur des arêtes des triangles (Figure 5(b)), nous pouvons observer que distribution associée à la base de donnée FVC2002DB2 diffère des distributions associées aux quatre autres bases. Cette constatation peut également être formulée pour le paramètre HistoISOAngle qui correspond à la distribution de l'orientation des minuties (Figure 5(d)). En effet, on

observe qu'il y a seulement un peu moins de 220 valeurs différentes pour les orientations des minuties lorsque l'on considère les empreintes de la base FVC2002DB2. Cela peut être partiellement expliqué par le fait que la résolution des images pour cette base est plus petite que dans les autres bases de données.

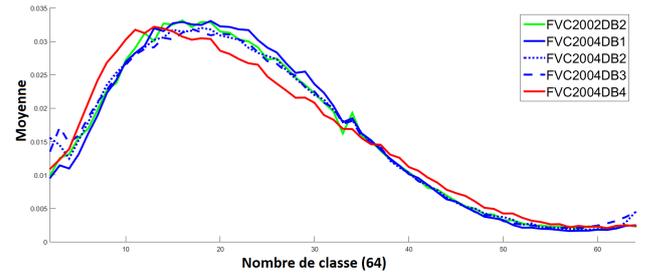
Pour toutes les autres bases de données, nous remarquons la même évolution et ce quel que soit le paramètre retenu. Il est néanmoins intéressant de noter que parmi toutes les bases tests, seule la base FVC2004DB4 contient des données synthétiques. Nous pouvons effectivement observer sur toutes les sous-figures de la Figure 5 que la courbe rouge correspondant aux données extraites de la base FVC2004DB4 a une évolution très similaire à l'évolution des courbes associées aux autres bases de données contenant des images d'empreintes réelles.

Cette observation confirme les résultats présentés précédemment lors la compétition FVC2004 [12] à savoir que SFinge [13] permet de générer des empreintes digitales synthétiques réalistes pour lesquelles il est possible d'atteindre des niveaux de performances, en terme de taux de reconnaissance, identiques à ceux obtenus à partir de données réelles. Ainsi, en calculant les paramètres du vecteur $TemplateStruct_{jk}$ sur une base de données d'images d'empreintes synthétiques, la distribution des paramètres ne sera pas affectée par le fait que les données sont synthétiques, ce qui nous permettra d'étendre nos conclusions sur les bases d'images d'empreintes réelles. Nous avons pour ces raisons choisi d'utiliser SFinge pour créer des bases de données d'empreintes digitales pour lesquelles le type sera connu. Ces bases serviront pour notre seconde contribution sur la reconnaissance du type d'empreinte à partir d'un template de minutie sans avoir d'accès à l'image.

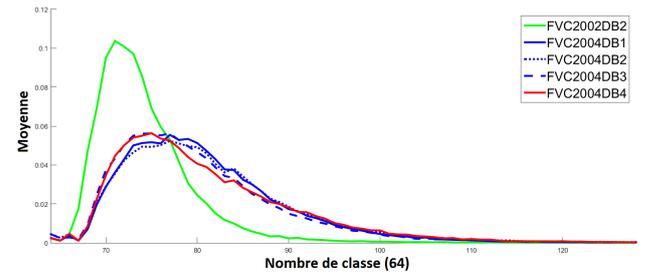
4 Reconnaissance du type d'empreinte

La contribution précédente nous à permis grâce à la triangulation de Delaunay de démontrer que des bases de données synthétiques se comportent comme des bases réelles. Cela nous permet, pour cette seconde contribution, de pouvoir utiliser SFinge pour générer des bases de données avec connaissance du type de l'empreinte. La plupart des méthodes de classification d'images d'empreintes digitales se basent sur la classification de Henry qui les catégorisent en cinq grandes familles : Arches, Boucle à gauche, Boucle à droite, Tente et Spire.

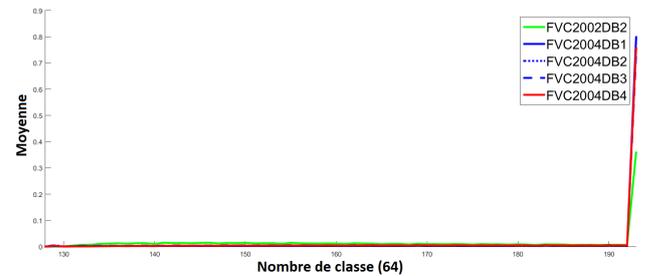
Dans cette contribution, nous voulons prédire le type du template d'empreinte lorsque nous n'avons aucun accès à l'image originale. Pour ce faire, nous avons utilisé un SVM (Support Vector Machine) pour créer un modèle afin de déterminer le type du template de minuties. Dans un premier temps, nous expliquons les paramètres de l'expérimentation, ensuite nous présentons la corrélation entre les attributs et le type d'empreinte. Pour finir, nous étudions l'influence du nombre de niveaux utilisés lors la



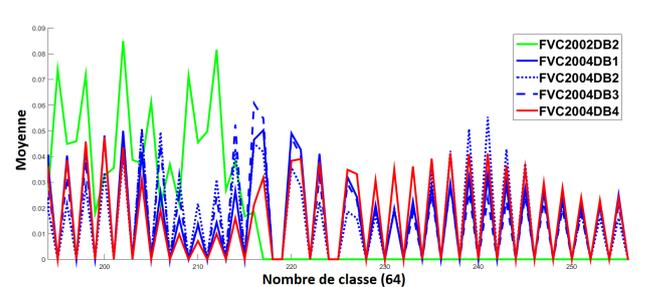
(a) Angles du triangle



(b) Longueur des arêtes du triangle



(c) Aire du triangle



(d) Angle des minuties

Figure 5 – Evolution des bases FVC pour tous les attributs

construction du vecteur $TemplateStruct_{jk}$ sur le taux de reconnaissance du type de l'empreinte.

4.1 Base de données SFinge

Les bases des données FVC ne possède aucune information explicite portant sur le type d'empreinte associée aux images. Comme nous l'avons rappelé précédemment, les bases de données générées avec SFinge ont des caractéristiques très similaires aux bases d'empreintes digitales réelles et possède l'avantage de conserver cette in-

formation du type de l’empreinte. En se basant sur ce constat, nous avons alors généré cinq bases de données avec SFinge, une pour chaque type d’empreinte (voir tableau 2). Chaque base de données ainsi générée contient 800 templates et nous avons calculé pour chaque template d’empreinte le vecteur d’attributs $\text{TemplateStruct}_{j,k}$.

Type d’empreinte	Valeur
1	Arche
2	Boucle à gauche
3	Boucle à droite
4	Tente
5	Spirale

Tableau 2 – Table du type d’empreinte

4.2 Corrélation entre tous les attributs

Après le calcul de tous les attributs des bases de données SFinge, nous calculons la corrélation entre les différents critères et le type de template d’empreinte. La Figure 6 montre que la corrélation entre les attributs ne sont pas très importante. Nous pouvons néanmoins noter que le paramètre HistoDistance lié à la longueur des arêtes permet d’améliorer le niveau de corrélation avec le type d’empreinte. Il convient également de noter que le paramètre d’orientation HistoISOAngle présente le plus haut niveau de corrélation avec le type d’empreinte.

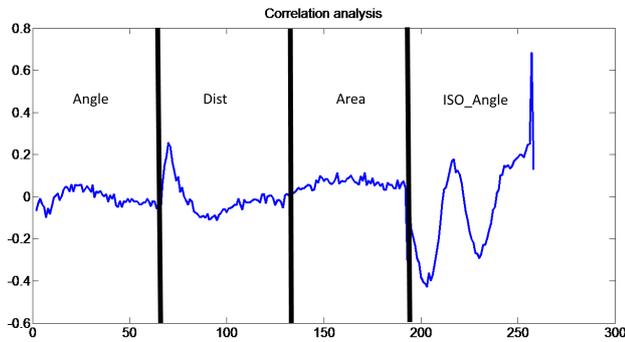


Figure 6 – Corrélation entre tous les attributs

4.3 Classification - SVM

Dans ce papier, nous avons utilisé les techniques de classification basées sur les SVM (Support Vector Machine) principalement en raison de leurs fortes capacités en généralisation. Cette méthode a été développée par Vapnik [14]. Le but est alors de classer un objet x à l’aide d’une marge maximale associée à un sous-ensemble de la base d’apprentissage dont les éléments sont les vecteurs de support et d’une fonction noyau. Cette dernière permet d’opérer un changement de repère dans un espace de plus grande dimension afin d’arriver à un problème de

séparation linéaire des données, lorsque initialement les données ne sont pas linéairement séparables.

Soit un ensemble d’apprentissage $A = \{(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_m, y_m)\}$ composé de m couples (vecteur d’attributs, classe) avec $x_i \in \mathcal{R}^n$ et $y_i \in \{-1, +1\}$. L’algorithme des SVM projette les vecteurs x_i dans un espace de travail \mathbf{H} à partir d’une fonction non linéaire $\phi : \mathcal{R}^n \rightarrow \mathbf{H}$. L’hyperplan optimal de séparation des deux classes dans l’espace \mathbf{H} est ensuite recherché. Cet hyperplan (\mathbf{w}, b) matérialise la frontière de séparation entre les deux classes. La classe y d’un nouvel exemple \mathbf{x} est définie par :

$$y = \langle \mathbf{w}, \phi(\mathbf{x}) \rangle + b = \sum_{i \in SV} \alpha_i^* y_i K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b \quad (3)$$

avec $\alpha_i^* \in \mathbb{R}$ et $K(.,.)$ est la fonction noyau.

L’hyperplan de séparation est optimal s’il maximise la distance qui le sépare des exemples lui étant le plus proche. Cette distance est appelée marge du classifieur. Les valeurs α_i^* maximisant le critère d’optimalité sont calculés en maximisant

$$-\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^m \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^m \alpha_i$$

sous les contraintes $\forall_{i=1}^m : \sum_{i=1}^m y_i \alpha_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C$ avec C le coefficient de pénalisation.

L’algorithme SVM est initialement conçu pour des problèmes de classification à 2 classes. Dans cet article, étant donné que nous avons 5 classes, nous avons utilisé l’approche 1–contre–1 avec le critère de vote majoritaire pour la sélection de la classe finale.

4.4 Reconnaissance du type d’empreinte par SVM

Pour application la classification par SVM, nous avons besoin de créer une base de données dédiée à l’apprentissage et une autre au test. Concernant l’apprentissage, nous avons testé quatre taux (1%, 30%, 50%, 90%). Ces taux définissent le pourcentage de la base de données utilisé pour l’apprentissage du type d’empreintes ; le reste étant utilisé pour le test de reconnaissance. Pour chaque taux d’apprentissage, nous obtenons un taux de reconnaissance du Type et nous pouvons ainsi observer son évolution. Pour tous les taux d’apprentissage, nous avons calculé 10 fois le taux de reconnaissance et fait la moyenne pour faire de la validation croisée.

4.5 Résultats

Pour la reconnaissance de type, nous avons testé différentes valeurs du niveau de quantification lors de la construction des histogrammes (8, 16, 32 and 64) afin de comparer les taux de reconnaissance avec différentes précisions. Pour la première étape, nous regardons seulement la reconnaissance aux quatre taux avec 50% d’apprentissage sur la base de données. Les résultats sont présentés dans le tableau 3.

Nbr de classe par attribut	Taux de reconnaissance (%)
8	79.54
16	79.79
32	78.91
64	76.67

Tableau 3 – Tableau sur la reconnaissance du type d’empreinte avec un taux d’apprentissage de 50%

Nous pouvons observer que le meilleur taux de reconnaissance correspond à l’utilisation de 16 niveaux de quantification pour les histogrammes. Nous expliquons ce résultats par le fait que l’utilisation de 64 niveaux engendre une résolution trop haute ce qui induit de nombreuses valeurs à zéro. Avec seulement 66 informations ($4 \times 16 + 2$), nous obtenons un taux de reconnaissance du type d’empreinte de 79% avec des paramètres standards pour le SVM .

Le Tableau 4 montre l’évolution du taux de reconnaissance du Type d’empreinte pour les quatre valeurs d’apprentissage sur la base de données. Nous pouvons observer que le taux de reconnaissance est vraiment très proche entre 30% et 90% d’apprentissage (moins de 3%) et atteint un taux de 82% de reconnaissance sur la base de test.

Ce taux est d’autant très bon qu’il a été obtenu en calculant les paramètres sur le seul template de minuties de l’empreinte digitales sans aucun accès à l’image d’origine associée. A titre de comparaison, Jain *et al.* ont développé une méthode de reconnaissance du type de l’empreinte en s’appuyant sur l’image d’origine et obtiennent un taux de reconnaissance de 89% [15]. Cela montre que l’approche retenue est prometteuse.

Taux d’apprentissage(%)	Taux de reconnaissance(%)
1	43.13
30	78.70
50	79.79
90	81.45

Tableau 4 – Tableau contenant le taux de reconnaissance du type d’empreinte pour différents ratios d’apprentissage.

5 Conclusion et perspectives

Dans ce papier, nous avons présenté un vecteur d’attributs nous permettant de décrire un template de minuties. Ces attributs sont extraits de la triangulation de Delaunay. Nous avons montré que les bases de données FVC et SFinge sont uniformes sur tous les attributs. Nous avons étudié la corrélation entre tous les critères et nous avons défini que seuls quelques-uns sont très corrélés avec le Type d’empreintes digitales. Nous avons étudié avec succès la reconnaissance du Type d’empreintes digitales. Nous avons obtenu environ 80% de taux de reconnaissance quand le tiers de la base de donnée est utilisé pour l’apprentissage. Ces

premiers résultats sont très prometteurs pour poursuivre notre recherche sur l’utilisation de la triangulation de Delaunay pour aider à la caractérisation des minuties d’empreintes digitales.

Références

- [1] ISO/IEC 19794-2. information technology - biometric data interchange format format - part 2 : Finger minutiae data, 2011.
- [2] Anil K Jain, Salil Prabhakar, and Lin Hong. A multichannel approach to fingerprint classification. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 21(4) :348–359, 1999.
- [3] Qinzhi Zhang and Hong Yan. Fingerprint classification based on extraction and analysis of singularities and pseudo ridges. *Pattern Recognition*, 37(11) :2233–2243, 2004.
- [4] Franz Aurenhammer. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 23(3) :345–405, 1991.
- [5] Peter Su and Robert L Scot Drysdale. A comparison of sequential delaunay triangulation algorithms. In *Proceedings of the eleventh annual symposium on Computational geometry*, pages 61–70. ACM, 1995.
- [6] Jonathan Richard Shewchuk. Delaunay refinement algorithms for triangular mesh generation. *Computational geometry*, 22(1) :21–74, 2002.
- [7] M Gopi, Shankar Krishnan, and Cláudio T Silva. Surface reconstruction based on lower dimensional localized delaunay triangulation. In *Computer Graphics Forum*, volume 19, pages 467–478, 2000.
- [8] Patrick Labatut, Jean-Philippe Pons, and Renaud Keriven. Efficient multi-view reconstruction of large-scale scenes using interest points, delaunay triangulation and graph cuts. In *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, pages 1–8. IEEE, 2007.
- [9] Fvc2002. <http://bias.csr.unibo.it/fvc2002/download.asp>.
- [10] Fvc2004. <http://bias.csr.unibo.it/fvc2004/databases.asp>.
- [11] C. I. Watson, M. D. Garris, E. Tabassi, C. L. Wilson, R. M. McCabe, S. Janet, and K. Ko. Technical report, NIST, 2007.
- [12] Dario Maio, Davide Maltoni, Raffaele Cappelli, Jim L Wayman, and Anil K Jain. Fvc2004 : Third fingerprint verification competition. In *Biometric Authentication*, pages 1–7. Springer, 2004.
- [13] Sfinge software. <http://biolab.csr.unibo.it/sfinge.html>.
- [14] V. N. Vapnik. *Statistical Learning Theory*. New York, wiley edition, 1998.
- [15] Anil K Jain, Salil Prabhakar, , and Lin Hong. A multichannel approach to fingerprint classification. In *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, volume 24, pages 248–359, 1999.