

Fusion de minuties pour une reconnaissance efficiente des empreintes digitales

Mohamed Hédi Ghaddab¹, Khaled Jouini², and Ouajdi Korbaa³

¹ ghaddab.mohamedhedi@gmail.com

² j.khaled@gmail.com

³ Ouajdi.Korbaa@centraliens-lille.org

Laboratoire MARS* LR17ES05

Institut Supérieur d'Informatique et des Techniques de Communication (ISITCom)
Université de Sousse, Tunisie

Résumé La reconnaissance efficiente des empreintes digitales est tributaire de la qualité des empreintes de référence (pré-stockées), auxquelles sont comparées les empreintes requêtes. Une des techniques classiques pour améliorer la qualité des empreintes de référence est de fusionner plusieurs impressions d'une même empreinte en une seule.

Une empreinte se caractérise par un ensemble de points, dits *minuties* correspondant à la terminaison ou à la bifurcation de ses crêtes. Du fait de leur haut pouvoir discriminant, les minuties sont à la base de la majorité des algorithmes de comparaison d'empreintes.

Cet article propose une nouvelle approche de fusion, intitulée FZC. FZC se distingue de la majorité des approches existantes par (i) l'application d'alignements différents sur différentes régions de l'empreinte; et (ii) une estimation de la crédibilité d'une minutie qui ne se base pas sur sa fréquence dans les différentes impressions, mais sur la qualité de la capture de la région dans laquelle la minutie se trouve. Les résultats expérimentaux obtenus confirment le bien-fondé de l'approche proposée.

Keywords: Comparaison d'empreintes ; Super-modèle ; Fusion de minuties.

1 Introduction

Le traitement automatisé d'empreintes digitales est au cœur de nombre d'applications sensibles, des plus classiques telles que celles ayant trait à la lutte contre la criminalité, aux plus récentes comme la sécurité d'accès aux données dans le contexte des réseaux ouverts. Le traitement automatisé des empreintes digitales suit sommairement les étapes suivantes : acquisition, extraction de caractéristiques et de descripteurs, stockage et comparaison (*i.e.* vérification) ou recherche (*i.e.* identification). Dans la suite nous nous intéressons à la comparaison automatisée d'empreintes digitales.

Une empreinte digitale se caractérise par un ensemble de crêtes et de points singuliers, dits *minuties* correspondant à la terminaison ou à la bifurcation des crêtes. Une minutie m est communément décrite par un quadruplet $m =$

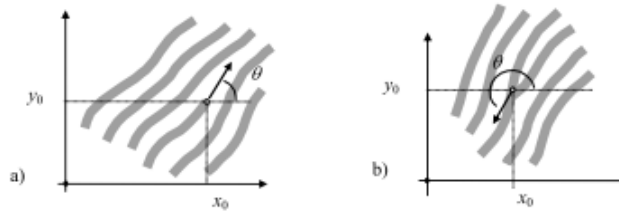


FIGURE 1. Grands types de minuties : (a) terminaison ; (b) Bifurcation. [11].

(x, y, θ, t) , où (x, y) correspondent à sa localisation spatiale, θ à l'angle formé par l'axe horizontal et la tangente à la ligne de crête au point de minutie (figure 1) et t à son type (bifurcation ou terminaison). Bien qu'il existe différentes approches pour la comparaison d'empreintes digitales, celle basée sur les points de minuties demeure largement la plus répandue [13]. La comparaison de deux empreintes basée sur leurs minuties revient sommairement à superposer les minuties (*i.e.* alignement) et à calculer un score en fonction des minuties concordantes.

Pour une même empreinte, il est extrêmement difficile que deux captures différentes aboutissent à une même représentation. Cette variabilité intra-classe s'explique par des propriétés intrinsèques et extrinsèques de l'empreinte. Les différentes techniques de capture d'empreintes ont pour propriété commune de transformer l'objet tridimensionnel qu'est l'empreinte en une image bidimensionnelle. Cette perte de dimension, conjuguée à des propriétés intrinsèques de l'empreinte comme l'élasticité de la peau et la différence entre les forces appliquées lors de l'apposition du doigt, fait qu'il soit extrêmement difficile que des captures différentes d'une même empreinte aboutissent à une localisation spatiale identique des minuties. Les propriétés extrinsèques ont trait aux erreurs introduites lors de l'extraction de minuties. Dans le cas d'images d'empreintes de mauvaise qualité ou d'empreintes obtenues par encrage du doigt, les algorithmes de détection de minuties peuvent introduire un grand nombre de fausses minuties (*i.e.* *spurious minutiae*) et ne pas être en mesure de détecter toutes les vraies minuties (*i.e.* *missing minutiae*). Les minuties déplacées, manquantes ou fausses sont la principale source de faux rejets et d'erreurs de vérification.

La qualité des empreintes de référence pré-stockées, auxquelles sont comparées les empreintes requêtes, a une incidence importante sur l'efficacité de tout système de reconnaissance d'empreintes. Une des techniques classiques pour améliorer la qualité des empreintes de référence est de fusionner plusieurs impressions d'une même empreinte en une seule. Sans perte de généralité, nous utilisons dans la suite le terme modèle (*template*) pour désigner l'ensemble de minuties extraites d'une impression d'empreinte. La fusion de plusieurs modèles d'une même empreinte en un seul modèle, dit *super-modèle* (*super template*), a deux grands objectifs : la consolidation du modèle de référence (*template consolidation*) et l'adaptation du modèle de référence aux variations que peut subir une empreinte au fil du temps suite par exemple à des coupures ou des cicatrices causées par des blessures (*template learning* ou *template adaptation*) [17].

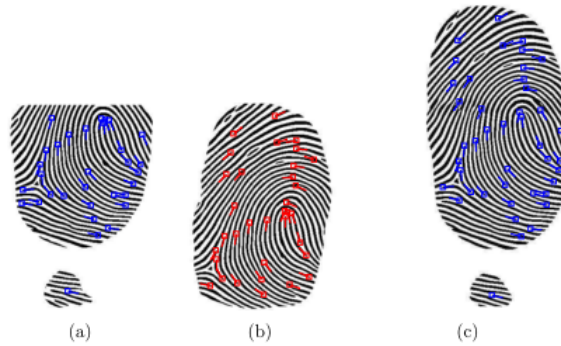


FIGURE 2. Fusion au niveau capteur : (a) Impression 1. (b) Impression 2. (c) Image composite [15]

Cet article propose une nouvelle approche pour la construction de super-modèles, intitulée FZC. Les difficultés majeures rencontrées lors de la construction d'un super-modèle sont l'estimation de la "crédibilité" d'une minutie et l'alignement des impressions à fusionner lorsque ceux-ci sont fortement affectés par les distorsions. L'approche que nous proposons part du constat que les distorsions et les déformations n'affectent pas d'une manière uniforme les différentes régions d'une empreinte. Elle se distingue de la majorité des approches existantes par l'application d'alignements différents sur différentes régions de l'empreinte. L'approche proposée se distingue également par une estimation de la crédibilité d'une minutie qui ne se base pas sur sa fréquence dans les différentes impressions, mais sur la qualité de la capture de la région dans laquelle la minutie se trouve. Les résultats expérimentaux obtenus sur les bancs de test standards, confirment le bien-fondé de l'approche proposée.

Dans la suite de l'article, la section 2 donne une brève revue des principales approches de fusion d'empreintes. La section 3 présente l'approche FZC. La section 4 étudie expérimentalement les performances de FZC. Suit la conclusion.

2 Principales approches de fusion d'empreintes d'une empreinte

En biométrie le terme "fusion au niveau capteur" (*Sensor-Level*) est utilisé pour désigner la combinaison de données biométriques brutes pour former une caractéristique biométrique composite. Le terme "fusion au niveau caractéristiques" (*Feature-Level*) est communément utilisé pour désigner la combinaison des vecteurs de caractéristiques obtenus de différentes sources (différents capteurs, échantillons ou modalités biométriques). La fusion à ce niveau pré-traite les données brutes pour en extraire des descripteurs, puis combine les descripteurs extraits en un seul.

Dans le cas précis des empreintes digitales, la fusion au niveau du capteur se matérialise le plus souvent par la fusion d'images correspondant à différentes

captures d'une même empreinte. La fusion des caractéristiques se matérialise le plus souvent par la combinaison de minuties extraites de différentes impressions. Dans la suite de cette section nous présentons les principales approches de fusion d'images et de minuties d'une même empreinte⁴.

2.1 Fusion d'images

Jain et Ross [7] ont proposé une approche de "mosaïquage" (*mosaicking*) fusionnant les différentes images d'une empreinte en une seule (voir figure 2). L'approche proposée utilise un algorithme de comparaison basé sur les minuties pour trouver le bon alignement entre les images à fusionner. Les images sont ensuite rendues compatibles en normalisant les contrastes et les intensités des pixels. L'image finale est obtenue par la superposition de toutes les (sous-)images alignées, lissées et normalisées.

Plusieurs variantes de la technique de mosaïquage ont été proposées [12,3,19,4]. La plupart de ces approches diffèrent soit dans la manière d'aligner et d'harmoniser les images soit dans le domaine d'application du mosaïquage. À titre d'exemple, dans [3] les auteurs s'intéressent aux capteurs à petites surfaces et ont pour objectif d'augmenter la surface de l'empreinte couverte par l'image de référence. Les auteurs recommandent la capture de différentes parties de l'empreinte et d'utiliser le mosaïquage ensuite pour recomposer une image complète de l'empreinte. Zhang et al. [19] appliquent la technique de mosaïquage aux capteurs à balayage d'empreintes. L'approche consiste à fusionner les images obtenues par des balayages différents d'une empreinte pour améliorer la qualité de l'image de référence destinée à être stockée.

Pour des raisons de confidentialité et de maîtrise du coût du stockage, plusieurs systèmes de reconnaissance ne stockent pas les images d'empreintes et se contentent d'enregistrer les descripteurs qu'ils en extraient. Ceci constitue une limitation importante de la technique de fusion d'images. Par ailleurs, les différentes études menées pour comparer la fusion d'images et la fusion de caractéristiques, telles que celle de [15] et de [5], ont montré que bien que les deux approches améliorent la précision de la reconnaissance d'empreintes, la fusion de caractéristiques surclasse la fusion d'images.

2.2 Fusion de minuties

La fusion de minuties extraites d'impressions différentes d'une même empreinte a pour objectif la construction d'un super-modèle (*template synthesis*), plus distinctif et plus facile à comparer que les impressions prises individuellement. Yau et al. [18] partent de l'hypothèse que le module d'extraction de minuties n'introduit que peu de fausses minuties, mais qu'il est le plus souvent incapable de détecter toutes les vraies minuties. L'approche proposée aligne les

4. Il existe une troisième alternative, dite "fusion des scores", consistant à appliquer différents algorithmes de comparaison, puis à normaliser et combiner les différents scores en un seul. La fusion de scores sort du cadre de cet article.

différentes impressions d’une empreinte, puis fait l’union des minuties extraites de chaque impression. Au fur et à mesure de l’union, les attributs (localisation spatiale, angle d’orientation et type) des minuties communes à différentes impressions sont corrigés. L’approche proposée par [18] améliore donc la tolérance aux minuties déplacées et manquantes, mais reste vulnérable aux minuties parasites. L’approche ne permet pas non plus l’adaptation de la représentation de référence aux variations que peut subir une empreinte au fil du temps.

Ramoser et al. [14] proposent une approche similaire à celle de Yau et al. [18]. Elle se distingue cependant par une méthode originale d’alignement des impressions basée sur l’algorithme RANSAC⁵. Tout comme l’approche proposée dans [18], celle proposée dans [14] ne permet pas la suppression de fausses minuties et l’adaptation continue de la représentation de référence d’une empreinte.

Jiang et Ser [8] ont proposé une extension à l’approche de Yau et al. [18] permettant la prise en compte de la fiabilité d’une minutie et l’adaptation continue du modèle de référence d’une empreinte. Dans [8] les impressions sont collectées au fur et à mesure que des empreintes requêtes sont soumises au système (adaptation en ligne). Plus une minutie se répète dans les impressions collectées d’une empreinte, plus elle est jugée fiable. Chaque fois qu’une impression de référence est comparée avec une impression requête de la même source, la fiabilité associée aux minuties communes est incrémentée de un dans le modèle de référence. Au fil de la collecte des impressions, les vraies minuties finissent par obtenir les plus hauts scores de fiabilité. Lors de la comparaison d’empreintes, les minuties aux plus bas scores sont considérées comme parasites et sont ignorées.

Jiang et Ser [8] proposent également de corriger les attributs d’une minutie, au fur et à mesure de la collecte des impressions. La valeur donnée à un attribut est ainsi la moyenne pondérée des valeurs observées de cet attribut dans les différents échantillons. Comme le reporte les auteurs, ces différentes améliorations conduisent à : (i) l’élimination progressive des minuties parasites ; (ii) la correction des valeurs d’attribut des minuties ; et (iii) à une plus grande précision dans la comparaison d’empreintes. Cette approche n’est cependant probante que lorsque le nombre d’échantillons collectés par empreinte est significatif : 2 ou 3 impressions ne sont pas suffisantes pour aboutir à des corrections ou à des scores de fiabilité significatifs.

L’idée d’associer un score de fiabilité aux minuties en fonction de leurs nombres d’occurrences dans différents échantillons, a été reprise par Uz et al. [17] dans leur approche intitulée comparaison hiérarchique (*i.e. Hierarchical Matching*). Contrairement à Jiang et al. [8] qui ignorent les minuties à faibles scores de fiabilité lors de la comparaison d’empreintes, Uz et al. [17] considèrent toutes les minuties détectées et se servent des scores de fiabilité comme coefficients de pondération.

5. RANSAC (*RANdom Sample Consensus*) est un algorithme itératif qui s’utilise lorsque l’ensemble de données observées est susceptible de contenir des valeurs aberrantes. RANSAC permet de générer un alignement qui ne tient compte que des valeurs pertinentes.

Hierarchical Matching examine les minuties de manière hiérarchique selon leurs scores de fiabilité. Une triangulation de Delaunay différente est construite pour chaque sous ensemble de minuties de même fiabilité. L’objectif de cette représentation hiérarchique est de trouver la meilleure transformation permettant d’aligner une impression donnée à la représentation de référence de l’empreinte. L’alignement de l’échantillon se fait tout d’abord par rapport aux (triangles de) minuties avec le plus haut score de fiabilité (ensemble supposé ne pas contenir de minuties parasites). Cet alignement est raffiné progressivement en considérant tour à tour les (triangles de) minuties de score plus faible.

La comparaison hiérarchique souffre de la même limitation que celle de proposée dans [8] : elle n’est probante que lorsque le nombre d’échantillons collectés par empreinte est significatif. Par ailleurs, elle se base sur la triangulation de Delaunay, connue pour être vulnérable aux minuties manquantes et parasites [11].

3 Alignement de régions compatibles pour la construction de super-modèles

3.1 Vue d’ensemble

Dans cette section nous présentons notre nouvelle approche de construction de super-modèle par fusion de minuties, intitulée FZC (pour Fusion de Zones Compatibles). L’objectif de FZC est d’améliorer la qualité de l’impression de référence d’une empreinte par : (i) la restauration des minuties manquantes ; (ii) l’élimination des minuties parasites ; et (iii) l’augmentation de la surface de l’empreinte couverte par l’impression de référence.

L’approche FZC se distingue de celles existantes en deux points clés : l’estimation de l’authenticité d’une minutie et l’alignement des impressions de l’empreinte. La majorité des approches existantes se basent sur la fréquence (*i.e.* nombre d’occurrences) d’une minutie dans les différentes impressions pour juger de son authenticité. La fréquence d’une minutie peut se révéler insuffisante lorsqu’il n’est pas possible de collecter un nombre significatif d’impressions ou bien lorsque les impressions collectées sont de mauvaise qualité ou partielles. Dans notre approche, l’authenticité d’une minutie est estimée essentiellement par la qualité de la capture de la région dans laquelle se trouve la minutie. Si une minutie se trouve dans une région affectée par une forte distorsion (*e.g.* orientations ou courbures aberrantes des lignes de crêtes) ou bien dans une région obscurcie de l’image, la minutie est jugée peu fiable. Autrement, elle est jugée fiable.

Plusieurs algorithmes et outils permettent d’associer une mesure de qualité aux minuties extraites d’une empreinte [6,2,16]. Cette mesure de qualité est considérée comme donnée dans notre approche. Nous représentons donc une minutie m par un quadruplet $m = (x, y, \theta, t, Q)$, où Q correspond à la mesure de qualité normalisée fournie par l’algorithme d’extraction de minuties.

La première impression d’une empreinte est dite impression ou modèle de référence. Chaque fois qu’une nouvelle impression de la même empreinte est disponible (lors de l’enregistrement ou ultérieurement), les minuties de l’impression

en entrée sont fusionnées avec les minuties de l'impression de référence. Le résultat de cette fusion est un nouveau modèle de référence, dit super-modèle, synthétisant l'ancien modèle de référence et le modèle en entrée. Le modèle de référence et le modèle en entrée sont désignés dans la suite respectivement par *Ref* et *I*. La fusion des minuties de *Ref* et *I* se passe en deux étapes : (i) appariement des minuties et détermination des régions locales compatibles ; et (ii) alignement des minuties de chaque paire de régions compatibles et consolidation.

3.2 Régions locales compatibles

L'appariement de *Ref* et *I* donne lieu à trois groupes de minuties : (i) les minuties de *Ref* qui n'ont pas de correspondant dans *I* ; (ii) les minuties de *I* qui n'ont pas de correspondant dans *Ref* ; et (iii) l'ensemble noté $M = \{(p_i^R, q_j^I) \mid p_i^R \in Ref, q_j^I \in I\}$ de paires de minuties de *Ref* et *I* qui concordent.

Sommairement, l'idée générale derrière FZC est de trouver les paires de régions locales de *I* et *Ref* qui correspondent selon les paires de M . Ces régions sont dites *régions compatibles*. Ensuite, pour chaque paire de régions compatibles, nous cherchons l'alignement local permettant d'inclure dans le modèle final, les minuties de *I* qui n'ont pas de correspondant dans *Ref*.

Une région locale se définit par une minutie centrale et un certain nombre de minuties qui se trouvent aux-alentours. Nous considérons que deux régions de *Ref* et *I* sont compatibles (correspondent), si elles contiennent un nombre Th_n de minuties appariées dans un rayon inférieur à Th_c . Une paire Z_i de régions compatibles se définit par

$$Z_i = (center_i^R, center_i^I, M_i) \quad (1)$$

où $center_i^R$ est la minutie centrale de la région dans l'impression *Ref*, $center_i^I$ la minutie centrale de la région correspondante dans *I* et M_i l'ensemble de paires de minuties des deux régions qui concordent.

Nous utilisons l'algorithme 1 (présenté ci-après) pour déterminer les régions compatibles de *Ref* et *I*. Cet algorithme est inspiré de l'algorithme de partitionnement en K-moyennes (*i.e.* K-means). Il construit progressivement des groupes (*clusters*) de Th_n minuties se trouvant à une distance de moins de Th_c d'une minutie centrale, qui s'ajuste chaque fois qu'une minutie est ajoutée au groupe. Une minutie n'est ajoutée à un groupe donné, que si elle apparaît à la fois dans *I* et *Ref*. Les groupes construits ainsi, sont nos régions compatibles.

Les figures 3.a, 3.b et 3.c donnent une illustration de l'application de l'algorithme 1 sur deux impressions réelles d'une même empreinte. Les ellipses de la figure 3.c correspondent aux régions compatibles obtenues à partir des impressions 3.a et 3.b. Les régions compatibles contiennent des minuties de 3.a et 3.b qui se superposent.

3.3 Alignement et fusion des régions compatibles

Comme indiqué précédemment, FZC part des constats que : (i) les distorsions n'affectent pas de manière uniforme les différentes régions d'une empreinte ; (ii)

Entrées : Ensemble M de paires de minuties de Ref et I qui se superposent

Sorties : Ensemble de régions compatibles Z

```

foreach Paire  $(p_i, q_j)$  in  $M$  do
  if  $(p_i, q_j)$  n'a pas été traitée then
    créer une nouvelle région  $Z_k$ ;
     $center_k^R = p_i$ ;  $center_k^I = q_j$ ;
    Ajouter  $(p_i, q_j)$  à  $M_k$ ;
     $(p_i, q_j)$  est marquée traitée;
    repeat
       $(p'_i, q'_j)$  un autre paire de  $M$  non traitée;
      if  $distance(center_k^R, p'_i) < Th_c$  ET  $distance(center_k^I, q'_j) < Th_c$ 
        then
          Ajuster les centres;
          Ajouter  $(p'_i, q'_j)$  à  $M_k$ ;
          Marquer  $(p'_i, q'_j)$  comme traitée;
        end
    until Nombre de paires dans  $M_k < Th_n$ ;
    Ajouter  $z_k$  à  $Z$ ;
  end
end

```

Algorithm 1: Algorithme de partitionnement des impressions en régions locales compatibles.

les distorsions affectent moins les régions locales d'une empreinte que l'empreinte elle-même prise à un niveau globale.

La majorité des algorithmes de comparaison basés sur les minuties finissent à l'étape de consolidation par appliquer un alignement global pour apparier les minuties [13]. Cet alignement global, aussi bon soit-il, n'est pas en mesure d'aligner toutes les minuties qui devraient l'être, compte tenu du fait que des régions différentes ont des distorsions différentes et nécessitent donc des alignements différents. Contrairement à la majorité des approches existantes, FZC procède à des alignements différents pour les régions compatibles.

Le but de l'alignement d'une paire de régions compatibles $Z_i = (z_{Ref}, z_I)$ est de trouver une transformation locale plus fine que celle globale appliquée par l'algorithme de comparaison. Les paramètres de la transformation locale (rotation et translation) sont déduits de la différence entre les localisations spatiales de la minutie $p \in z_{Ref}$ ayant la plus haute fiabilité Q et la minutie correspondante $q \in z_I$. Une fois z_{Ref} et z_I finement alignées et que les localisations spatiales des minuties de z_I sont corrigées en fonction de la transformation locale qui en résulte, les opérations suivantes ont lieu :

1. Si une minutie q_i de z_I est apparée à une minutie p_i de z_{Ref} (*i.e.* $(p_i, q_i) \in M_i$) et que q_i est de meilleure qualité que p_i , alors les attributs de q_i remplacent ceux de p_i dans le modèle de référence. Si p_i et q_i ont des qualités proches à un certain degré, la valeur de chaque attribut de p_i est remplacée par la moyenne pondérée par la qualité, des valeurs de l'attribut dans p_i et q_i .

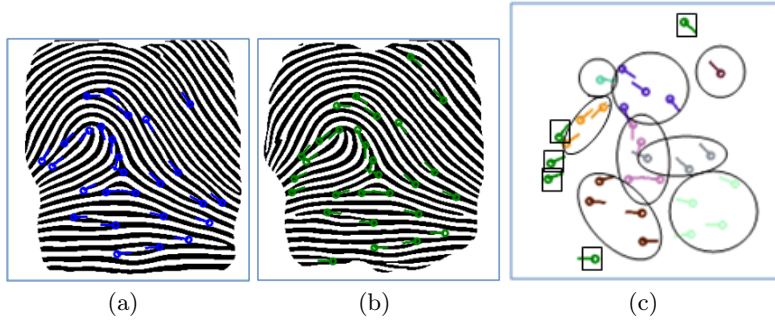


FIGURE 3. (a) Minuties extraites de l'impression 12_6 de la base *FVC2000 DB1_A*. (b) Minuties extraites de l'impression 12_3 de la même empreinte. (c) Régions compatibles et minuties sans correspondances.

2. Si une minutie q de z_I n'est appariée à aucune minutie de z_{Ref} et que la mesure de qualité qui lui est associée dépasse un certain seuil Th_Q , q est ajoutée au modèle de référence de l'empreinte, contribuant ainsi à la restauration des minuties manquantes.
3. Si une minutie p de z_{Ref} n'est appariée à aucune minutie de z_I et que la mesure de qualité qui lui est associée est en deçà de Th_Q , p est supprimée du modèle de référence.

4 Étude expérimentale

Les bancs de tests FVC sont communément utilisés pour l'évaluation des algorithmes de comparaison d'empreintes [11]. Pour valider notre approche, nous avons conduit des tests sur les quatre bases du FVC2000 [10]. Notre choix pour ces bases s'explique par le fait que les images qu'elles contiennent ont été acquises avec des scanners d'empreintes à petites surfaces de capture, sans contrôle de qualité et sans que la surface du capteur soit systématiquement nettoyée [11]. La qualité des images de la base DB1_A du FVC 2000 est particulièrement mauvaise [11].

Le banc FVC 2000 est composé de 4 bases contenant chacune 8×100 images, où 100 est le nombre d'empreintes différentes représentées dans la base et 8 le nombre d'impressions différentes par empreinte. Le protocole des bancs FVC comprend deux types de tests permettant d'estimer le FMR (*i.e. False Match Rate*) et le FNMR (*i.e. False Non-Match Rate*). La première série de tests appelée *Genuine tests* a pour objectif d'estimer le FNMR et consiste à comparer chaque impression d'une empreinte à toutes les autres impressions de la même empreinte. Le FNMR se calcule par la fraction d'impressions authentiques qui ont obtenu un score de similarité en dessous du seuil de décision. La deuxième série de tests appelée *Impostor tests* a pour objectif d'estimer le FMR et consiste à comparer la première impression d'une empreinte à la première impression de

| | | Nombre d'échantillons fusionnés | | | |
|-------|----------|---------------------------------|-------|-------|-------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| DB1_A | EER | 1,572 | 0,649 | 0,622 | 0,707 |
| | FMR100% | 1,893 | 0,833 | 0,800 | 1,000 |
| | FMR1000% | 2,893 | 1,333 | 1,200 | 1,500 |
| | ZeroFMR% | 3,357 | 2,167 | 1,400 | 4,250 |
| DB2_A | EER | 1,122 | 0,283 | 0,346 | 0,347 |
| | FMR100% | 1,250 | 0,333 | 0,400 | 0,250 |
| | FMR1000% | 1,964 | 0,833 | 0,600 | 0,750 |
| | ZeroFMR% | 2,500 | 1,000 | 0,600 | 0,750 |
| DB3_A | EER | 4,228 | 1,831 | 1,985 | 2,020 |
| | FMR100% | 6,036 | 2,333 | 3,000 | 3,000 |
| | FMR1000% | 7,750 | 3,667 | 5,000 | 4,750 |
| | ZeroFMR% | 13,464 | 8,333 | 7,800 | 8,000 |
| DB4_A | EER | 2,074 | 0,990 | 1,084 | 1,609 |
| | FMR100% | 2,714 | 1,333 | 1,400 | 1,750 |
| | FMR1000% | 4,893 | 2,500 | 2,200 | 2,000 |
| | ZeroFMR% | 9,250 | 3,667 | 6,000 | 3,750 |

TABLE 1. Précision (en %) dans les quatres bases de données utilisées dans la compétitions FVC2000

| | | Nombre d'échantillons fusionnés | | | |
|----------------------------|----------|---------------------------------|-------|-------|-------|
| | | 1 | 2 | 3 | 4 |
| Hierarchical Matching [17] | EER | – | – | – | – |
| | FMR100% | – | 2,810 | 1,750 | 1,230 |
| | FMR1000% | – | 4,680 | 3,100 | 2,030 |
| | ZeroFMR% | – | 8,710 | 5,230 | 3,900 |
| FZC | EER | 1,572 | 0,649 | 0,622 | 0,707 |
| | FMR100% | 1,893 | 0,833 | 0,800 | 1,000 |
| | FMR1000% | 2,893 | 1,333 | 1,200 | 1,500 |
| | ZeroFMR% | 3,357 | 2,167 | 1,400 | 4,250 |

TABLE 2. Étude comparative. Précision (en %) dans la base de données DB1_A utilisée dans la compétitions FVC2000

chacune des empreintes restantes. Le FMR se calcule par la fraction d'impressions imposteurs qui ont obtenu un score de similarité au-dessus du seuil de décision.

Nous avons comparé la précision de FZC à l'approche *Hierarchical Matching* proposée dans [17] (voir section 2.2). La bibliothèque libre VeriFinger [1] a été utilisée pour extraire les minuties et leur associer une mesure de qualité. Nous avons testé l'effet de la fusion de k échantillons sur la précision de la comparaison d'empreintes. Nous avons utilisé l'algorithme GMMS [9] pour le choix des k échantillons qui représentent le mieux les variations dans les impressions d'une

empreinte. Pour ne pas biaiser le calcul du FNMR, les k impressions fusionnées de chaque empreinte, sont exclues des tests *genuine*. Le nombre de tests *genuine* est donc égal à $(8 - k) \times 100$ tests.

Le tableau 1 reporte les résultats obtenus par notre approche dans les quatre bases du FVC 2000. Le tableau 2 donne les résultats obtenus par notre approche et celle de [17] sur la base DB1_A du FVC 2000. Les résultats de l'approche *Hierarchical Matching* sont ceux reportés dans [17]. Tel que le montre le tableau 2, notre approche présente une nette supériorité par rapport à [17].

Conclusion

Dans ce article nous avons proposé FZC, une nouvelle approche pour la construction d'un super-modèle à partir de différentes impressions d'une empreinte. L'objectif de FZC est d'améliorer la qualité de l'impression de référence d'une empreinte par : (i) la restauration des minuties manquantes ; (ii) l'élimination des minuties parasites ; et (iii) l'augmentation de la surface de l'empreinte que l'impression de référence couvre. FZC se distingue de la majorité des approches existantes par un alignement différent pour chaque région de l'empreinte. FZC se distingue également par une estimation de la fiabilité d'une minutie qui se base sur la qualité de la capture de la région dans laquelle elle se trouve. Ceci permet une meilleure détection des minuties parasites dans les cas où peu d'impressions sont collectées. Les résultats expérimentaux obtenus valident les idées développées dans notre approche.

Comme perspectives, nous entendons améliorer notre approche de différentes manières. Nous projetons ainsi de tester différents algorithmes de classification pour la détermination des zones compatibles. Nous projetons également d'utiliser des algorithmes d'alignement d'empreintes qui se basent sur d'autres caractéristiques que les minuties pour bénéficier à la fois des informations qu'apportent les minuties et des informations qu'apportent les autres caractéristiques. Finalement, nous entendons tester notre approche sur d'autres bancs de tests.

Remerciements Ces travaux de recherche sont effectués dans le cadre d'une thèse MOBIDOC financée par l'U.E. dans le cadre du programme PASRI.

Références

1. <http://www.neurotechnology.com/verifinger.html/>.
2. Tai Pang Chen, Xudong Jiang, and Wei-Yun Yau. Fingerprint image quality analysis. In *Image Processing, 2004. ICIP'04. 2004 International Conference on*, volume 2, pages 1253–1256. IEEE, 2004.
3. Kyoungtaek Choi, Hee-seung Choi, and Jaihie Kim. Fingerprint mosaicking by rolling and sliding. In *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, pages 260–269. Springer, 2005.
4. Kyoungtaek Choi, Heeseung Choi, Sangyoun Lee, and Jaihie Kim. Fingerprint image mosaicking by recursive ridge mapping. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)*, 37(5) :1191–1203, 2007.

5. Marcos Faundez-Zanuy. Data fusion in biometrics. *IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine*, 20(1) :34–38, 2005.
6. Hartwig Fronthaler, Klaus Kollreider, and Joseph Bigun. Automatic image quality assessment with application in biometrics. In *2006 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshop (CVPRW'06)*, pages 30–30. IEEE, 2006.
7. Anil Jain and Arun Ross. Fingerprint mosaicking. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP), 2002 IEEE International Conference on*, volume 4, pages IV–4064. IEEE, 2002.
8. Xudong Jiang and Wee Ser. Online fingerprint template improvement. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(8) :1121–1126, 2002.
9. Yong Li, Jianping Yin, En Zhu, Chunfeng Hu, and Hui Chen. Score based biometric template selection and update. In *2008 Second International Conference on Future Generation Communication and Networking*, volume 3, pages 35–40. IEEE, 2008.
10. Dario Maio, Davide Maltoni, Raffaele Cappelli, James L. Wayman, and Anil K. Jain. Fvc2000 : Fingerprint verification competition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 24(3) :402–412, 2002.
11. Davide Maltoni, Dario Maio, Anil Jain, and Salil Prabhakar. *Handbook of fingerprint recognition*. Springer Science & Business Media, 2009.
12. Yiu Sang Moon, Hoi-Wo Yeung, KC Chan, and SO Chan. Template synthesis and image mosaicking for fingerprint registration : an experimental study. In *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2004. Proceedings.(ICASSP'04). IEEE International Conference on*, volume 5, pages V–409. IEEE, 2004.
13. Daniel Peralta, Mikel Galar, Isaac Triguero, Daniel Paternain, Salvador García, Edurne Barrenechea, José M Benítez, Humberto Bustince, and Francisco Herrera. A survey on fingerprint minutiae-based local matching for verification and identification : Taxonomy and experimental evaluation. *Information Sciences*, 315 :67–87, 2015.
14. Herbert Ramoser, B Wachmann, and Horst Bischof. Efficient alignment of fingerprint images. In *Pattern Recognition, 2002. Proceedings. 16th International Conference on*, volume 3, pages 748–751. IEEE, 2002.
15. Arun Ross, Samir Shah, and Jidnya Shah. Image versus feature mosaicing : A case study in fingerprints. In *Defense and Security Symposium*, pages 620208–620208. International Society for Optics and Photonics, 2006.
16. LinLin Shen, Alex Kot, and WaiMun Koo. Quality measures of fingerprint images. In *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, pages 266–271. Springer, 2001.
17. Tamer Uz, George Bebis, Ali Erol, and Salil Prabhakar. Minutiae-based template synthesis and matching for fingerprint authentication. *Computer Vision and Image Understanding*, 113(9) :979–992, 2009.
18. Wei-Yun Yau, Kar-Ann Toh, Xudong Jiang, Tai-Pang Chen, and Juwei Lu. On fingerprint template synthesis. In *Proceedings of Sixth International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision (ICARCV 2000). Singapore*, pages 5–8, 2000.
19. Yong-liang Zhang, Jie Yang, and Hong-tao Wu. A hybrid swipe fingerprint mosaicing scheme. In *International Conference on Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication*, pages 131–140. Springer, 2005.