

Applikation des DBSCAN Clustering-Verfahrens zur Generierung von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien

Sebastian Abt¹, Christoph Busch², Claudia Nickel¹

¹ Hochschule Darmstadt – Fachbereich Informatik

² Hochschule Darmstadt – CASED

{sebastian.abt, christoph.busch, claudia.nickel}@h-da.de

Abstract: Biometrische Verfahren werden häufig im Rahmen der Authentifizierung zum Schutz wichtiger Daten und Systeme eingesetzt. Hierzu werden biometrische Referenzen gespeichert, die Informationen über biometrische Charakteristika der betroffenen Individuen enthalten. Um diese biometrischen Referenzen in offenen und verteilten biometrischen Systemen nutzen zu können, ist eine Standardisierung der Datenaustauschformate notwendig. Eine gute Erkennungsleistung ist nur erzielbar, wenn ausgetauschte Datensätze auch standardkonform erstellt werden. Das Einhalten dieser Standards muss mittels geeigneter syntaktischer und semantischer Konformitätstests sichergestellt werden. Im Rahmen eines semantischen Konformitätstests wird geprüft, ob die gespeicherten Referenzen ein wahres Abbild der biometrischen Charakteristika darstellen. Zur Durchführung semantischer Konformitätstests ist jedoch die Existenz eines entsprechenden Referenzdatensatzes unbedingte Voraussetzung. Derartige Referenzdatensätze werden zur Zeit jedoch erst erstellt. Diese Arbeit leistet einen Beitrag zur Erzeugung eines solchen Referenzdatensatzes am Beispiel von Fingerabdruck-Minutien. Hierzu wird das DBSCAN Clustering-Verfahren auf Datenpunkte angewendet, die von daktyloskopischen Experten durch manuelle Analyse von Fingerabdruck-Bildern bestimmt wurden. Mit Hilfe des Clustering-Verfahrens werden Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien erzeugt, die als Referenzdatensatz zum Durchführen semantischer Konformitätstests von automatischen Fingerabdruckidentifikationssystemen genutzt werden können.

Keywords: Fingerabdruck-Minutien, Interoperabilität, Ground-Truth, Referenzdaten, Konformitätstest, Clustering, DBSCAN.

1 Einleitung

Der Schutz digitaler und physikalischer Systeme und Daten stellt eine immer bedeutender werdende Aufgabe in unserer heutigen Gesellschaft dar. Zur Autorisierung eines Zugriffsversuchs ist eine erfolgreiche Authentifizierung notwendig. Die Authentifizierung einer Identität kann entweder im Rahmen einer automatischen *Identifikation* einer betroffenen Identität oder im Rahmen einer *Verifikation* erfolgen, bei der während der Authentisierung eine Identitätsbehauptung getroffen wird.

Beispielsweise werden zum Schutz persönlicher, in einem Computer oder Mobiltelefon

gespeicherter Daten heutzutage vornehmlich so genannte *wissensbasierte Verfahren* eingesetzt (z.B. die Eingabe einer persönlichen Identifikationsnummer (PIN) oder die Eingabe einer Benutzername/Passwort-Kombination). In der Grenzkontrolle kommen zur Zeit in der Regel *besitzbasierte Verfahren* (das Vorlegen eines amtlichen Personaldokuments) zur Anwendung. In der Gebäudesicherung wird häufig eine Kombination aus besitzbasierten und wissensbasierten Verfahren im Kontext der Zutrittskontrolle eingesetzt (z.B. eine Kombination aus elektronischem Transponder und PIN). Besitzbasierte und wissensbasierte Verfahren erliegen jedoch der Gefahr des Verlierens bzw. Stehlens oder Vergessens von PIN/Passwort oder Token und eröffnen zusätzlich die Möglichkeit des unerlaubten Weitergebens der eigenen PIN bzw. des persönlichen Tokens. Die Rechtmäßigkeit eines Zugriffs kann daher selbst nach erfolgreicher Identifikation bzw. Verifikation nicht garantiert werden. Zur Minimierung dieser Risiken lässt sich die Authentifizierung durch den Einsatz von Biometrie erweitern. Nach ISO/IEC 24745 [ISO09b] dienen biometrische Systeme zur Erkennung von Individuen auf Basis physiologischer (z.B. Fingerabdrücke, Gesicht, Iris) oder verhaltensbasierter (z.B. Gang, Stimme, Handschrift) Charakteristika. Auf Grund ihrer physikalischen Zugehörigkeit zum betroffenen Individuum lassen sich biometrische Charakteristika nur schwer verteilen und vergessen und können somit wissensbasierte oder besitzbasierte Verfahren im Sinne einer Zwei- oder Dreifaktor-Authentifizierung ergänzen.

Um die *Interoperabilität* verschiedener biometrischer Systeme gewährleisten zu können, ist eine Standardisierung der von den Systemen verwendeten digitalen Repräsentationen biometrischer Charakteristika (biometrische Referenzen) notwendig. Im Bereich der (automatischen) Fingerabdruckidentifikation ist dies im Rahmen des ISO Minuten Interoperabilitätsstandards IS 19794-2 [ISO05] geschehen. Analog hierzu definiert ISO/IEC 29109-2 [ISO09a] drei Level zur *Konformitätsprüfung* der von automatischen Fingerabdruckidentifikationssystemen (AFIS) erzeugten Daten. *Level 1* Konformitätstests befassen sich mit der Existenz und korrekten Kodierung aller notwendiger Datenfelder. *Level 2* Konformitätstests beschäftigen sich mit den korrekten Inhalten der Datenfelder sowie der Konsistenz der Werte in Beziehung stehender Datenfelder. *Level 3* Konformitätstests sollen Aussagen über die semantische Konformität der Daten treffen, d.h. z.B. über die korrekte Detektion von Minuten innerhalb spezifischer Toleranzen [BLT⁺09].

Zur Durchführung *semantischer (Level 3) Konformitätstests* ist die Existenz eines Ground-Truth Referenzdatensatzes notwendig. Erste Arbeiten zur Generierung eines derartigen Referenzdatensatzes wurden von Busch et al. [BLT⁺09] durchgeführt. Hierbei wurden 5000 Fingerabdruck-Bilder aus den National Institute of Standards and Technology (NIST) Spezialdatenbanken SD14 und SD29 zusammengestellt, die von mehreren daktyloskopischen Experten des Bundeskriminalamts (BKA) manuell und ohne Unterstützung von AFIS-Systemen untersucht werden. Die auf diese Weise untersuchten Fingerabdruck-Bilder resultieren, abhängig von der Anzahl untersuchender Experten, in einer Vielzahl subjektiver, sich in ihren Ausprägungen (Detektion, Platzierung und Typisierung von Minuten) unterscheidenden Klassifikationsergebnissen pro Bild (für weitere Details siehe [BLT⁺09]). Zur Generierung eines für semantische Konformitätstests geeigneten Ground-Truth Referenzdatensatzes ist die Fusion dieser unterschiedlichen Einzelergebnisse notwendig. Diese Notwendigkeit stellt die Motivation dieser Arbeit dar, in der die Applikation des DBSCAN Clustering-Verfahrens auf Fingerabdruck-Minuten untersucht wird.

Der Rest dieser Arbeit gliedert sich wie folgt: nachdem Kapitel 1 in das Themenfeld einführt und die Arbeit motiviert, erläutert Kapitel 2 die notwendigen Grundlagen zur Datenbasis und zum DBSCAN Clustering Verfahren. Verwandte Arbeiten werden in Kapitel 3 diskutiert. Kapitel 4 beschreibt die Anwendung des DBSCAN Clustering-Verfahrens zur Erzeugung von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien. Kapitel 5 diskutiert die Ergebnisse der Arbeit und Kapitel 6 schließt die Arbeit ab.

2 Hintergrund

Dieses Kapitel erläutert die zu Grunde liegende Datenbasis (Kapitel 2.1) sowie das DBSCAN Clustering Verfahren (Kapitel 2.2).

2.1 Datenbasis

Bei den im Rahmen dieser Arbeit zur Verfügung stehenden Daten handelt es sich um einen Auszug aus der in [BLT⁺09] beschriebenen Fingerabdruck-Bilder. Der Datensatz umfasst $npic = 17$ Bilder P_j , $j = 1, \dots, npic$, die von $nexp = 9$ daktyloskopischen Experten des Bundeskriminalamts analysiert wurden (Experten-IDs 11 bis 19)¹. Die Ergebnisse der von den Experten durchgeführten manuellen Untersuchungen stehen in einem proprietären GTM-Dateiformat (siehe [BLT⁺09]) zur Verfügung. Da sich diese Arbeit zunächst lediglich mit dem Erstellen eines Ground-Truth Datensatzes für Fingerabdruck-Minutien befasst, werden die in den GTM-Dateien enthaltene Informationen über Deltas und Core eines Fingerabdrucks sowie weitere Metainformationen (Bildqualität, Fingerabdrucktyp, etc.) nicht weiter betrachtet. Es handelt sich bei den während des Clusterings verwendeten Daten folglich um Fingerabdruck-Minutien $m_{j,k} \in P_j$ repräsentierende 6-Tupel $m_{j,k} = (ExpId, Type, XPos, YPos, Angle, Quality)$, wobei

- $ExpId \in \{11, 12, 13, \dots, 19\}$ die eindeutige Identifikationsnummer des die Minutie definierenden Experten bezeichnet,
- $Type \in \{0, 1, 2\}$ den Typ der Minutie bezeichnet; der Wert 0 kodiert hierbei eine Minutie unbestimmbaren Typs, Wert 1 bezeichnet eine Minutie vom Typ *Ridge Ending* und Wert 2 eine Minutie des Typs *Ridge Bifurcation* [ISO05],
- $XPos, YPos \in \mathbb{R}$ die X- bzw. Y-Koordinate der Minutie im Fingerabdruck-Bild beschreiben [ISO05],
- $Angle \in [0, 255]$ den in einem Byte kodierten Richtungswinkel der Minutie beschreibt [ISO05],
- $Quality \in [0, 100]$ die Güte der Minutie bezeichnet; hierbei handelt es sich um einen rein subjektiven Wert, der vom Experten festgelegt wird und als Maß für die Vertrauenswürdigkeit seiner Bewertung dienen kann.

¹Zum Zeitpunkt der Untersuchung stand kein umfangreicheres Datenmaterial zur Verfügung.

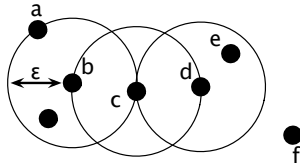


Abbildung 1: Verdeutlichung des DBSCAN Clustering-Verfahrens. Die Punkte b, c, d stellen *Kernpunkte* bzgl. $\varepsilon, MinPts$ dar. Der Punkt a ist *direkt dichte-erreichbar* von Punkt b , Punkt e ist *direkt dichte-erreichbar* von von Punkt d und *dichte-erreichbar* von Punkt b . Die Punkte a, e sind *dichte-verbunden* über b, c, d . Punkt f stellt Rauschen dar.

2.2 DBSCAN Clustering-Verfahren

Beim *Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN)* [EK SX96] Clustering-Verfahren handelt es sich um ein von Ester et al. entwickeltes dichtebasiertes Clustering-Verfahren. Dichtebasierte Clustering Verfahren sind Methoden, die zur Entdeckung von Clustern beliebiger Form geeignet und an die räumlichen Clustering-Fähigkeiten des Menschen angelehnt sind. Derartige Verfahren definieren Cluster in der Regel als punktdichte Regionen in einem gegebenen Raum D , die untereinander durch Regionen geringerer Dichte separiert werden. Diese separierenden Regionen geringerer Dichte – bzw. die darin liegenden Punkte – werden als Rauschen betrachtet.

DBSCAN definiert einen Cluster als eine in Bezug auf *Dichte-Erreichbarkeit* maximale *dichte-verbundene* Punktmenge. Zur Steuerung des DBSCAN Clustering-Verfahrens dienen die Parameter

1. $\varepsilon \in \mathbb{R}$ zur Definition der Größe der ε -Nachbarschaft $N_\varepsilon(p)$ eines Punktes $p \in D$, sowie
2. $MinPts \in \mathbb{N}$ zur Definition der minimalen Größe einer Punktmenge $C \subseteq D$ um sie als Cluster-Kandidaten zu betrachten.

Die ε -Nachbarschaft $N_\varepsilon(p) \subseteq D$ eines Punktes p ist definiert als diejenigen Punkte $q \in D$, für die gilt $\delta(p, q) \leq \varepsilon$, wobei $\delta : D \times D \rightarrow \mathbb{R}$ eine beliebige auf D definierte Distanzfunktion bezeichnet. Außer der Angabe von ε und $MinPts$ verwendet DBSCAN keine weiteren externen Informationen über die zu Grunde liegenden Daten zur Clusterbildung. Insbesondere ist es nicht notwendig die Anzahl der zu erzeugenden Cluster zu spezifizieren.

DBSCAN definiert zwei Punkte $p, q \in D$ als *dichte-verbunden* in Bezug auf $\varepsilon, MinPts$ wenn es einen Punkt $o \in D$ gibt, für den gilt: p und q sind *dichte-erreichbar* von o unter Berücksichtigung von $\varepsilon, MinPts$ (vgl. Abbildung 1).

Ein Punkt $p \in D$ ist *dichte-erreichbar* von einem Punkt $q \in D$ in Bezug auf $\varepsilon, MinPts$, wenn eine Menge von Punkten $p_1, p_2, \dots, p_n \in D$ existiert, mit $p_1 = q$ und $p_n = p$ so dass für alle $i = 2, 3, \dots, n$ gilt: p_i ist *direkt dichte-erreichbar* von p_{i-1} . Wir schreiben hierfür $q \rightsquigarrow_{\varepsilon, MinPts} p$.

Ein Punkt $p \in D$ ist *direkt dichte-erreichbar* von einem Punkt $q \in D$ in Bezug auf $\varepsilon, MinPts$ wenn $p \in N_\varepsilon(q)$ und $|N_\varepsilon(q)| \geq MinPts$ gelten. Ein Punkt q , für den $|N_\varepsilon(q)| \geq MinPts$ gilt bezeichnet man *Kernpunkt*.

Unter Verwendung dieser Definitionen definiert sich ein Cluster $C \subseteq D$ bzgl. $\varepsilon, MinPts$ wie folgt:

1. $\forall p, q \in D : (p \in C \wedge p \rightsquigarrow_{\varepsilon, MinPts} q) \Rightarrow (q \in C)$
2. $\forall p, q \in C : p$ und q sind dichte-verbunden bzgl. $\varepsilon, MinPts$.

Für weitere Details zu DBSCAN und Implementierungsaspekte siehe [EK SX96].

3 Verwandte Arbeiten

Henniger et al. [HS07] unterstreichen die Notwendigkeit semantischer Konformitätstests. In Ermangelung eines Ground-Truth Referenzdatensatzes führen sie semantische Konformitätsprüfungen zwischen Systemen unterschiedlicher Hersteller manuell durch.

In [BLT⁺09] beschreiben Busch et al. die Notwendigkeit semantischer Konformitätstests sowie Ansätze zur Ermittlung von Konformitätsraten. Ferner wird die Kompilation von Fingerabdruck-Bildern aus NIST Spezialdatenbanken beschrieben und mit der daktyloskopischen Untersuchung begonnen.

Darauf aufbauend geben Lodrova et al. [LBT⁺09] einen Überblick über Fehler, die während einer automatischen Minutien-Detektion auftreten können und skizzieren ein Clustering-Verfahren zur Erzeugung von Ground-Truth Minutien auf der in Kapitel 2.1 beschriebenen Datenbasis. Bei dem von Lodrova et al. beschriebenen Clustering-Verfahren handelt es sich um ein hierarchisches Verfahren, das zwei Cluster $C_{j,1}, C_{j,2} \subseteq P_j$ der Größe n , d.h. $n = |C_{j,1}| = |C_{j,2}|$, zusammenführt, genau dann wenn

1. alle Minutien in $C_{j,1}$ und $C_{j,2}$ von unterschiedlichen Experten erzeugt wurden, d.h. wenn gilt: $\forall m_{j,1,k} \in C_{j,1} \nexists m_{j,2,k} \in C_{j,2} : ExpId(m_{j,1,k}) = ExpId(m_{j,2,k})$, wobei $ExpId : D \rightarrow \mathbb{N}$ die Identifikationsnummer des zur Fingerabdruck-Minutie $m_{j,i,k}$ gehörenden Experten bestimmt.
2. alle Minutien in $C_{j,1}$ und $C_{j,2}$ innerhalb eines Kreises mit Radius $\frac{W}{4}$ liegen; W bezeichnet hierbei den durchschnittlichen Abstand zwischen zwei benachbarten Papillarleisten.
3. $C_{j,1}$ und $C_{j,2}$ über $(n - 1)$ identische Minutien $m_{j,i,k}$ verfügen, d.h. wenn gilt: $|C_1 \cap C_2| = n - 1$

Dieser Schritt wiederholt sich für alle $n = 1, \dots, nexp_j$, wobei $nexp_j$ die Anzahl der ein Fingerabdruck-Bild P_j untersuchenden daktyloskopischen Experten bezeichnet. Nachdem auf diese Weise Minutien-Cluster erzeugt wurden, werden Ground-Truth Minutien durch das Bestimmen geeigneter Cluster-Zentren definiert.

4 Erzeugen eines Ground-Truth Referenzdatensatzes

Dieses Kapitel beschreibt das Erzeugen von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien mittels Clustering. Hierzu werden in Kapitel 4.1 zunächst die Herausforderungen beim Erzeugen von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien sowie unsere Vorgehensweise beschrieben. Kapitel 4.2 erläutert anschließend die Applikation des DBSCAN Clustering-Verfahrens auf die in Kapitel 2.1 beschriebenen Daten. Kapitel 4.3 thematisiert das Erstellen von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien unter Verwendung der Clustering Ergebnisse.

4.1 Vorgehensweise und Herausforderung

Das Vorgehen zur Erzeugung von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien ist zweigeteilt. Zunächst werden durch Anwendung des DBSCAN Clustering-Verfahrens Fingerabdruck-Minutien Cluster $C_{j,i} \subseteq P_j$ pro Fingerabdruck-Bild P_j erzeugt. In einem zweiten Schritt wird auf Basis der Clustering Ergebnisse pro Cluster $C_{j,i}$ ein geeigneter Repräsentant $gtm_{j,i}$ erzeugt. Ein Repräsentant $gtm_{j,i}$ stellt eine Ground-Truth Minutie dar.

Die in Kapitel 2.1 beschriebenen von daktyloskopischen Experten generierten Fingerabdruck-Minuten $m_{j,k} = (ExpId, Type, XPos, YPos, Angle, Quality) \in P_j$ stellen die Datenbasis für die Erzeugung von Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien dar. Die Herausforderungen, die sich durch das Verwenden dieser Daten ergeben sind:

- *Die Anzahl vorhandener Fingerabdruck-Minutien ist unbekannt:* Die Fingerabdruck-Minutien werden von daktyloskopischen Experten individuell und ohne Verwendung von AFIS-Systemen detektiert. Dies hat zur Folge, dass die Anzahl der pro Fingerabdruck-Bild detektierten Fingerabdruck-Minutien pro daktyloskopischem Experten variieren können.
- *Die Anzahl der daktyloskopischen Experten ist variabel:* Fingerabdruck-Bilder können von einer unterschiedlichen Anzahl von Experten analysiert worden sein. Je nach Bild können somit pro potenzieller Ground-Truth Fingerabdruck-Minutie unterschiedlich viele Einzelergebnisse vorliegen.
- *Fingerabdruck-Bilder sind von unterschiedlicher Qualität:* Bei den gegebenen Fingerabdruck-Bildern kann es sich um gerollte Bilder (SD29) oder flache Abdrücke handeln (SD14), die wahlweise als Live-Scans oder Ink-Bilder vorliegen. Diese Variation hat Einfluss auf die Güte der Einzelbilder und damit auf die Güte und Zuverlässigkeit der von daktyloskopischen Experten detektierten Fingerabdruck-Minutien.

Auf Grund dieser Rahmenbedingungen stehen zur Clusterbildung nur wenige Zusatzinformationen zur Verfügung. So lässt sich auf Basis der maximalen Anzahl am Minutien-Detektionsprozess beteiligter daktyloskopischer Experten n_{exp} sowie auf Basis der ein einzelnes Fingerabdruck-Bild P_j untersuchenden daktyloskopischer Experten n_{exp_j} auf die maximale Anzahl in einem Cluster $C_{j,i}$ erlaubter Fingerabdruck-Minutien $m_{j,i,k} \in$

$C_{j,i}$ schließen, d.h. $\forall j \in \{1, \dots, npic\} \forall i \in \{1, \dots, ncl_j\} : nclmin_{j,i} = |C_{j,i}| \leq nexp_j \leq nexp$, wobei ncl_j die Anzahl der in einem Fingerabdruck P_j gebildeten Cluster $C_{j,i}$ bezeichnet. Ferner lässt sich fordern, dass einem Cluster $C_{j,i}$ pro daktyloskopischem Experten maximal eine Fingerabdruck-Minutie zugeordnet wird, d.h. $\forall j \in \{1, \dots, npic\} \forall i \in \{1, \dots, ncl_j\} \nexists (m_{j,i,k}, m_{j,i,l}) \in C_{j,i} : ExpId(m_{j,i,k}) = ExpId(m_{j,i,l})$.

4.2 Clusterbildung mittels DBSCAN

Wie in Kapitel 2.2 beschrieben, handelt es sich bei DBSCAN um ein dichtebasiertes Clustering-Verfahren, das nur wenige Eingabeparameter ($\varepsilon, MinPts$) benötigt und auf einer verrauschten Datenbasis arbeiten kann. Zur Anwendung von DBSCAN bedarf es lediglich der Definition einer geeigneten Distanzfunktion $\delta : D \times D \rightarrow \mathbb{R}$. In unserem Kontext bezeichne $D = P_j = \{m_{j,1}, m_{j,2}, \dots\}$ die Menge aller von daktyloskopischen Experten erzeugten Fingerabdruck-Minutien $m_{j,k}$ eines vorgegebenen Fingerabdruck-Bildes P_j . Ferner ist es notwendig die Eingabeparameter $\varepsilon, MinPts$ geeignet zu interpretieren und zu bestimmen.

4.2.1 Definition der Distanzfunktion

Zur Anwendung des DBSCAN Clustering-Verfahrens ist die Definition einer geeigneten Distanzfunktion notwendig. Im Kontext des Fingerabdruck-Minutien Clustering stehen hierfür die in Kapitel 2.1 beschriebenen Attribute eines Minutien 6-Tupels $m_{j,k}$ zur Verfügung. Die unmittelbare Verwendung einer gängigen Distanzfunktion, wie z.B. die euklidische Distanz, Manhattendistanz oder Mahalanobisdistanz, scheint hierfür nicht ausreichend bzw. auf Grund der unterschiedlichen Attributklassen (numerisch, nominal) nicht möglich. Im Rahmen dieser Arbeit wurde stattdessen die folgende Distanzfunktion $d : D \times D \rightarrow \mathbb{R}$ verwendet:

$$d(m_{j,k}, m_{j,l}) = \beta\gamma\sqrt{(XPos(m_{j,k}) - XPos(m_{j,l}))^2 + (YPos(m_{j,k}) - YPos(m_{j,l}))^2},$$

wobei $XPos : D \rightarrow \mathbb{R}$ die zu einer Fingerabdruck-Minutie $m_{j,k}$ gehörende X-Koordinate des Fingerabdruck-Bilds und analog $YPos : D \rightarrow \mathbb{R}$ die Y-Koordinate des Fingerabdruck-Bilds bestimmt. Die Distanz zweier Fingerabdruck-Minutien berechnet sich somit durch Multiplikation der Koeffizienten β und γ mit der euklidischen Distanz der Minutien-Koordinaten im zweidimensionalen Raum. Dabei erzwingt der Koeffizient β die Forderung, dass alle Fingerabdruck-Minutien eines Clusters $C_{j,i}$ von unterschiedlichen daktyloskopischen Experten erzeugt wurden, d.h.

$$\beta = \begin{cases} +\infty, & \text{falls } ExpId(m_{j,k}) = ExpId(m_{j,l}) \\ 1, & \text{falls } ExpId(m_{j,k}) \neq ExpId(m_{j,l}) \end{cases}.$$

Der Koeffizient γ dient zur Bestrafung unterschiedlicher Richtungswinkel zweier Fingerabdruck-Minutien $m_{j,k}, m_{j,l}$ und berechnet sich wie folgt: sei φ der innere Winkel (gemess-

sen in Grad) zwischen zwei Fingerabdruck-Minutien $m_{j,k}, m_{j,l}$ in Bezug auf deren Richtungswinkel, so ist der Koeffizient γ definiert als

$$\gamma = \begin{cases} +\infty, & \text{wenn } \varphi > \theta_2 \\ \varphi/\theta_1, & \text{wenn } \theta_1 < \varphi \leq \theta_2 \\ 1, & \text{wenn } \varphi \leq \theta_1 \end{cases} .$$

Hierbei bezeichnet θ_2 eine obere Grenze für einen akzeptablen Winkel φ und θ_1 eine untere Grenze, bei deren Überschreitung – innerhalb der oberen Grenze – eine lineare Bestrafung anhand des Ausmaßes der Winkeldifferenz φ und der unteren Grenzen θ_1 vorgenommen wird.

4.2.2 Interpretation der Eingabeparameter

Der Eingabeparameter ε dient zur Definition der ε -Nachbarschaft $N_\varepsilon(m_{j,k})$ einer Fingerabdruck-Minutie $m_{j,k}$ und ist eng verbunden mit der Distanzfunktion $\delta(\cdot, \cdot)$. ε dient somit als Grenzwert für die maximale Distanz zweier Fingerabdruck-Minutien $m_{j,k}, m_{j,l}$. Auf Basis der weiter oben vorgestellten Distanzfunktion $d(\cdot, \cdot)$ lässt sich ε in etwa als die Anzahl der Pixel interpretieren, die maximal zwischen zwei Minutien-Punkten $m_{j,k}, m_{j,l}$ liegen dürfen, sodass sie noch als zusammengehörig aufgefasst werden können. Eine Heuristik für die Wahl von ε stellt hierbei analog zu [LBT⁺09] der Wert $\varepsilon = \frac{W}{4}$ dar, wobei W den durchschnittlichen Abstand zweier benachbarter Papillarleisten beschreibt.

Der Parameter *MinPts* dient ebenfalls zur Definition der ε -Nachbarschaft $N_\varepsilon(m_{j,k})$ einer Fingerabdruck-Minutie $m_{j,k}$ und spezifiziert die geforderte Dichte. Die Wahl des Parameters *MinPts* kann zur Steuerung der Zuverlässigkeit bzw. Aussagekraft eines Clusters $C_{j,i}$ bzw. einer daraus abgeleiteten Ground-Truth Fingerabdruck-Minutie $gtm_{j,i}$ verwendet werden und sollte im Intervall $[1, nexp_j]$ liegen. Eine Wahl von *MinPts* nahe bei 1 sorgt für potenziell weniger aussagekräftigere Cluster, da zwei hinreichend nahe beieinanderliegende Minutien $m_{j,k}, m_{j,l}$ zur Generierung eines Clusters ausreichen. Eine Wahl von *MinPts* nahe $nexp_j$ sorgt sicherlich für stabile Cluster $C_{j,i}$ und damit Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien $gtm_{j,i}$, resultiert jedoch in potenziell weniger Cluster und Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien.

4.3 Bestimmung der Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien

Nach erfolgter Clusterbildung unter Verwendung des DBSCAN Clustering-Verfahrens und der weiter oben eingeführten Distanzfunktion $d(\cdot, \cdot)$ sowie passender Parameter $\varepsilon, MinPts$ ist es notwendig, Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien $gtm_{j,i} = (Type, XPos, YPos, Angle, Quality, Support)$ eines Fingerabdruck-Bildes P_j zu ermitteln, die als Repräsentanten der erzeugten Cluster $C_{j,i}$ angesehen werden können. Auf Basis der zu einem Cluster $C_{j,i}$ gehörenden Fingerabdruck-Minutien $m_{j,i,k} \in C_{j,i}$ ($k = 1, \dots, nclmin_{j,i} = |C_{j,i}|$) sowie der Anzahl ein Fingerabdruck-Bild P_j untersuchenden daktyloskopischen Experten $nexp_j$ lassen sich die Attribute der Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien $gtm_{j,i}$ wie folgt bestimmen:

- *Type* wird auf denjenigen Wert gesetzt, der eine 2/3 Mehrheit in der Minutienmenge $C_{j,i}$ konstituiert. Sollte es keine 2/3 Mehrheit geben, gilt $Type = 0$ (Unknown).
- $XPos = \sum_{k=1}^{nclmin_{j,i}} XPos(m_{j,i,k})/nclmin_{j,i}$, d.h. das arithmetische Mittel der X-Koordinaten.
- $YPos = \sum_{k=1}^{nclmin_{j,i}} YPos(m_{j,i,k})/nclmin_{j,i}$, analog zu XPos.
- *Angle* wird als der Median aller in einem Cluster $C_{j,i}$ enthaltenen Richtungswinkel bestimmt.
- $Quality = \sum_{k=1}^{nclmin_{j,i}} Quality(m_{j,i,k})/nclmin_{j,i}$.
- $Support = nclmin_{j,i}$.

Hierbei beschreibt *Support* die Anzahl der einem Cluster $C_{j,i}$ zu Grunde liegenden Fingerabdruck-Minutien und kann in Kombination mit dem Attribut *Quality* als Kennzeichen für Güte und Zuverlässigkeit der Ground-Truth Minutie $gtm_{j,i}$ verwendet werden.

5 Evaluierung

Das automatisierte Evaluieren der erzeugten Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien $gtm_{j,i}$ stellt eine große Herausforderung dar, da per Definition kein Referenzdatensatz zur Verfügung steht, der zur Evaluierung verwendet werden kann. Nichtsdestotrotz soll im Folgenden eine erste Bewertung des Verfahrens vorgenommen werden. Zur Evaluierung der Ergebnisse wurde ein Prototyp entwickelt, der das DBSCAN Clustering-Verfahren unter Verwendung der in Kapitel 4.2.1 beschriebenen Distanzfunktion sowie variierenden Eingabeparametern $\varepsilon \in [0, 5]$ und $MinPts \in [1, 4]$ auf die in Kapitel 2.1 beschriebenen Daten ($npic = 17$ Fingerabdruck-Bilder P_1, \dots, P_{npic}) anwendet. Die übrigen Eingabeparameter wurden in diesem ersten Schritt als $\theta_1 = 20$ Grad und $\theta_2 = 90$ Grad fixiert. Tabelle 1 zeigt die Ergebnisse der Evaluierung. In den Spalten werden folgende Daten abgebildet:

Nr – Fortlaufende Nummerierung der Testläufe mit variierenden Eingabeparametern *Parm*.

Parm – Die Eingabeparameter ε und *MinPts*.

\bar{x}_{dist} – Die mittlere Distanz zwischen den Fingerabdruck-Minutien $m_{j,i,k}$ und Ground-Truth Minutien $gtm_{j,i}$ aller Cluster $C_{j,i}$ aller Fingerabdruck-Bilder P_j . D.h. $\bar{x}_{dist} = \frac{1}{npic} \sum_{j=1}^{npic} AvgDist_j$, mit $AvgDist_j = \frac{1}{ncl_j} \sum_{i=1}^{ncl_j} AvgDist_{j,i}$, wobei $AvgDist_{j,i}$ definiert ist als $AvgDist_{j,i} = \frac{1}{nclmin_{j,i}} \sum_{k=1}^{nclmin_{j,i}} d(m_{j,i,k}, gtm_{j,i})$.

$\bar{\sigma}_{dist}$ – Die zu \bar{x}_{dist} gehörende mittlere Standardabweichung berechnet nach $\bar{\sigma}_{dist} = \frac{1}{npic} \sum_{j=1}^{npic} \sqrt{\frac{1}{ncl_j-1} \sum_{i=1}^{ncl_j} (AvgDist_{j,i} - AvgDist_j)^2}$.

Nr	$Parm$	\bar{x}_{dist}	$\bar{\sigma}_{dist}$	\bar{x}_{supp}	$\bar{\sigma}_{supp}$	\bar{x}_{ncl}	\bar{x}_{pnc}	r_{miss}
1	$\varepsilon = 1, MinPts = 1$	0.000	0.000	2.154	0.393	43.941	0.756	0
2	$\varepsilon = 1, MinPts = 2$	0.000	0.000	3.154	0.281	6.500	0.946	1
3	$\varepsilon = 1, MinPts = 3$	0.000	0.000	4.170	0.097	1.889	0.980	8
4	$\varepsilon = 1, MinPts = 4$	0.000	0.000	5.000	0.000	1.000	0.984	14
5	$\varepsilon = 2, MinPts = 1$	0.970	0.876	3.744	1.803	72.588	0.308	0
6	$\varepsilon = 2, MinPts = 2$	1.114	0.830	4.683	1.731	44.000	0.473	0
7	$\varepsilon = 2, MinPts = 3$	1.111	0.796	5.197	1.455	27.647	0.618	0
8	$\varepsilon = 2, MinPts = 4$	1.108	0.808	5.662	1.070	16.824	0.744	0
9	$\varepsilon = 3, MinPts = 1$	1.613	1.246	5.243	2.310	62.941	0.143	0
10	$\varepsilon = 3, MinPts = 2$	1.693	1.223	6.164	1.867	48.294	0.229	0
11	$\varepsilon = 3, MinPts = 3$	1.648	1.008	6.511	1.559	41.294	0.308	0
12	$\varepsilon = 3, MinPts = 4$	1.642	1.077	6.807	1.267	34.118	0.410	0
13	$\varepsilon = 4, MinPts = 1$	1.971	1.442	6.146	2.259	56.294	0.089	0
14	$\varepsilon = 4, MinPts = 2$	2.029	1.456	6.751	1.841	48.588	0.137	0
15	$\varepsilon = 4, MinPts = 3$	2.009	1.435	7.057	1.487	44.294	0.185	0
16	$\varepsilon = 4, MinPts = 4$	1.976	1.379	7.341	1.152	39.471	0.263	0
17	$\varepsilon = 5, MinPts = 1$	2.195	1.646	6.599	2.165	53.471	0.065	0
18	$\varepsilon = 5, MinPts = 2$	2.237	1.659	7.108	1.724	48.294	0.097	0
19	$\varepsilon = 5, MinPts = 3$	2.228	1.662	7.326	1.519	45.471	0.132	0
20	$\varepsilon = 5, MinPts = 4$	2.182	1.550	7.514	1.298	42.235	0.183	0

Tabelle 1: Ergebnisse der Evaluierung der erzeugten Cluster und Ground-Truth Minutien unter Anwendung des DBSCAN Clustering-Verfahrens mit unterschiedlichen Parametern $\varepsilon, MinPts$ und festen Parametern $\theta_1 = 20, \theta_2 = 90$.

\bar{x}_{supp} – Der mittlere Support pro Cluster $C_{j,i}$ pro Fingerabdruck-Bild P_j berechnet nach:

$$\bar{x}_{supp} = \frac{1}{npic} \sum_{j=1}^{npic} AvgSupp_j, \text{ mit } AvgSupp_j = \frac{1}{ncl_j} \sum_{i=1}^{ncl_j} nclmin_{j,i}.$$

$\bar{\sigma}_{supp}$ – Die zu \bar{x}_{supp} gehörende Standardabweichung $\bar{\sigma}_{supp}$ berechnet nach $\bar{\sigma}_{supp} =$

$$\frac{1}{npic} \sum_{j=1}^{npic} \sqrt{\frac{1}{ncl_j-1} \sum_{i=1}^{ncl_j} (nclmin_{j,i} - AvgSupp_j)^2}.$$

\bar{x}_{ncl} – Die mittlere Anzahl detektierter Cluster $C_{j,i}$ pro Fingerabdruck-Bild P_j . D.h.

$$\bar{x}_{ncl} = \frac{1}{npic} \sum_{j=1}^{npic} ncl_j.$$

\bar{x}_{pnc} – Der mittlere Anteil der keinem Cluster zugeordneten Minutien, d.h. der als Rauschen interpretierten Minutien, $m_{j,k}$ aller Fingerabdruck-Bilder P_j berechnet nach

$$\bar{x}_{pnc} = \frac{1}{npic} \sum_{j=1}^{npic} |N_j|/|P_j|, \text{ wobei } |P_j| \text{ die Anzahl aller von daktyloskopischen Experten detektierten Minutien } m_{j,k} \text{ eines Fingerabdruck-Bildes } P_j \text{ und } |N_j| \text{ die Anzahl der keinem Cluster } C_{j,i} \text{ zugeordneten Minutien } m_{j,k} \text{ eines Fingerabdruck-Bildes } P_j \text{ bezeichnen. D.h. } N_j = \{m_{j,k} \in P_j | \forall_{i=1}^{ncl_j} m_{j,k} \notin C_{j,i}\}.$$

r_{miss} – Die absolute Anzahl der Fingerabdruck-Bilder P_j für die bei gegebenen Parame-

tern $\varepsilon, MinPts$ kein einziger Cluster $C_{j,i}$ gefunden werden konnte, d.h. $r_{miss} = |\{P_j | ncl_j = 0\}|$.

Die Durchführung der vorläufigen Evaluierung zeigt, dass alle generierten Cluster $C_{j,i}$ valide sind, d.h. dass alle Minutien $m_{j,i,k} \in C_{j,i}$ von unterschiedlichen daktyloskopischen Experten generiert wurden. Lediglich bei der Wahl von $\varepsilon = 1$ und $MinPts \in \{2, 3, 4\}$ konnten für einige Bilder P_j keine Cluster gebildet werden, was eine Wahl von $\varepsilon > 1$ nahelegt. Aus Tabelle 1 lässt sich entnehmen, dass ε und \bar{x}_{dist} positiv korreliert sind (was auf Grund der Definition des Clustering-Verfahrens leicht einzusehen ist). Hieraus lässt sich schließen, dass die Wahl von ε zum Erreichen guter Ergebnisse nach oben beschränkt werden sollte. Ferner zeigt die Evaluationsreihe in Tabelle 1, dass bei Fixierung des Eingabeparameters ε der Parameter $MinPts$ mit \bar{x}_{ncl} negativ und \bar{x}_{pnc} positiv korreliert ist. D.h. bei zunehmendem $MinPts$ sinkt die Anzahl der bzgl. $\varepsilon, MinPts$ gefundenen Cluster $C_{j,i}$, gleichzeitig steigt der mittlere Anteil der keinem Cluster zugeordneten Fingerabdruck-Minutien. Diese Beobachtung spricht für die Wahl eines kleinen Parameters $MinPts$. Hierbei muss jedoch sichergestellt werden, dass die Qualität bzw. der Support der gefundenen Cluster $C_{j,i}$ hinreichend hoch ist.

Beschränkt man zur Wahl der geeigneten Parameter $\varepsilon, MinPts$ die zulässige mittlere Distanz $\bar{x}_{dist} < 2.0$ sowie den mittleren Anteil keinem Cluster zugeordneter Fingerabdruck-Minutien $\bar{x}_{pnc} < 0.25$, so ergeben sich die zulässigen $\varepsilon, MinPts$ -Kombinationen: 9, 10 und 13 (siehe Tabelle 1). Auf Grund der großen Anzahl durchschnittlich gefundener Cluster ($\bar{x}_{ncl} = 56.294$) mit durchschnittlich hohem Support ($\bar{x}_{supp} = 6.146, \bar{\sigma}_{supp} = 2.259$) sowie des sehr niedrigen mittleren Anteils keinem Cluster zugeordneter Fingerabdruck-Minutien ($\bar{x}_{pnc} = 0.089$) scheint die Wahl von $\varepsilon = 4, MinPts = 1$ in Kombination mit $\theta_1 = 20, \theta_2 = 90$ das beste Ergebnis zu liefern.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Diese Arbeit skizzierte einen Ansatz zur Erzeugung von für die Durchführung semantischer Konformitätstests benötigter Ground-Truth Minutien unter Verwendung des DBSCAN Clustering-Verfahrens. Die beschriebene Methode verfügt über vier frei konfigurierbare Parameter $\varepsilon, MinPts, \theta_1, \theta_2$. Durch bestimmen geeigneter Eingabeparameter lässt sich das Verfahren je nach Bedarf zur Erzeugung vieler Ground-Truth Minutien mit potenziell geringem Support oder weniger Ground-Truth Minutien mit hohem Support und hoher Qualität optimieren. Das hier beschriebene Verfahren wird auf von daktyloskopischen Experten des Bundeskriminalamts manuell detektierten Fingerabdruck-Minutien angewandt.

Die Verarbeitung dieser Daten teilt sich in zwei Schritte: (1) das Erzeugen von Fingerabdruck-Minutien Clustern unter Verwendung von DBSCAN. Hierzu wurde eine geeignete Distanzfunktion definiert sowie die notwendigen Eingabeparameter auf den Anwendungskontext projiziert. (2) Das Erzeugen geeigneter Repräsentanten der in Schritt (1) gewonnenen Cluster. Diese Repräsentanten dienen als Ground-Truth Fingerabdruck-Minutien.

Erste Tests auf Basis der vorliegenden Daten ergeben vielversprechende Ergebnisse bei

der Wahl der Parameter $\varepsilon = 4$, $MinPts = 1$, $\theta_1 = 20$ Grad und $\theta_2 = 90$ Grad. Nichtsdestotrotz bleibt die Frage der plausiblen und aussagekräftigen Bewertung der gewonnenen Ground-Truth Daten offen, da diese Daten auf Grund Ihrer Definition als Referenzdatensatz nicht automatisiert auf Plausibilität bzw. semantische Konformität geprüft werden können. Aus diesem Grund sollte in einem weiteren Schritt neben der Durchführung weiterer Tests – insbesondere einem Vergleich mit dem in [LBT⁺09] beschriebenen Verfahren, der zum Zeitpunkt des Einreichens dieses Papiers nicht möglich war – auf größeren Datenbeständen der Frage der plausiblen und aussagekräftigen (automatisierten) Bewertung der von unterschiedlichen Verfahren erzeugten Ground-Truth Minutien-Kandidaten nachgegangen werden, um vergleichbare Ergebnisse zu erreichen und einen für die Standardisierung verwertbaren Referenzdatensatz erzeugen zu können. Ferner sollte die Wahl Fingerabdruck-Bild spezifischer Parameter ε , $MinPts$, θ_1 , θ_2 evaluiert und Heuristiken zur automatisierten Bestimmung der Parameter erforscht werden. Eine erste Heuristik für die Wahl von ε wurde in Kapitel 4.2.2 gegeben.

Literatur

- [BLT⁺09] Christoph Busch, Dana Lodrova, Elham Tabassi, Wolfgang Krodel und Martin Drahan-sky. Semantic Conformance Testing for Finger Minutiae Data. In *Proceedings of IEEE IWSCN 2009*, Seiten 17–23, 2009.
- [EK SX96] Martin Ester, Hans-Peter Kriegel, Jörg Sander und Xiaowei Xu. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. In *Proceedings of 2nd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-96)*, Seiten 226–231, 1996.
- [HS07] Olaf Henniger und Dirk Scheuermann. Minutiae Template Conformance and Interopera-bility Issues. In *Proceedings of the Special Interest Group on Biometrics and Electronic Signatures (BIOSIG) 2007*, Seiten 25–32, 2007.
- [ISO05] ISO/IEC JTC1 SC37 Biometrics. ISO/IEC 19794-2 Information technology – Biometric data interchange formats – Part 2: Finger minutiae data. International Organization for Standardization, 2005.
- [ISO09a] ISO/IEC JTC1 SC27 Biometrics. ISO/IEC 29109-2 Information technology – Confor-mance testing methodology for biometric data interchange formats defined in ISO/IEC 19794 – Part 2: Finger minutiae data. International Organization for Standardization, 2009.
- [ISO09b] ISO/IEC JTC1 SC27 Biometrics. ISO/IEC FCD 24745 Information technology – Biome-tric information protection. International Organization for Standardization, 2009.
- [LBT⁺09] Dana Lodrova, Christoph Busch, Elham Tabassi, Wolfgang Krodel und Martin Drahan-sky. Semantic Conformance Testing Methodology for Finger Minutiae Data. In *Procee-dings of the Special Interest Group on Biometrics and Electronic Signatures (BIOSIG) 2009*, Seiten 31–42, 2009.