

Digitalisierte Forensik: Sensorbildfusion und Benchmarking

Christian Krätzer · Mario Hildebrandt
Andreas Dobbert · Jana Dittmann

Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg
kraetzer@iti.cs.uni-magdeburg.de

Zusammenfassung

In diesem Beitrag wird ein Fusionsframework für die Anwendung in der digitalisierten Forensik vorgestellt und in insgesamt fünf unterschiedlichen statischen Fusionsstrategien für forensische Untersuchungen an latenten Fingerprints praktisch umgesetzt. Dabei werden ausgewählte Sensor- und Feature-Level Fusionen unter Nutzung von drei verschiedenen Sensoren (zwei chromatischen Weißlicht-Sensoren und einem Sensor zur reflektometrischen Dünnschichtmessung) auf verschiedenen Oberflächen (gebürsteter Edelstahl, Buchenfurnier und einer Fliesenkachel) realisiert. Das Ziel der Fusionsstrategien auf Sensor-Level ist die Verbesserung der Sichtbarkeit des latenten Fingerabdruckes als Grundlage für eine spätere Merkmalsextraktion (z.B. Minutienerkennung). Das Ziel der Fusionsstrategien auf Feature-Level ist die Verbesserung der automatisierten Trennung zwischen Fingerprints und Hintergrund auf den Sensordaten. Die Evaluierung der Sensor-Level Fusion erfolgt über subjektive und objektive Bewertungskriterien. Im Gegensatz dazu wird die Evaluierung der Feature-Level Fusion über einen eigenen Merkmalsextraktor und insgesamt 16 eigens trainierte Klassifikatoren realisiert. Als Resultat ist bei zwei der drei exemplarisch realisierten Ansätze der Sensor-Level Fusion eine Rauschreduktion und Stabilisierung der Bilddaten nach der Fusion erkennbar. Dabei werden neben der Signalverbesserung auch Ausreißer und ungültige Messwerte (Nebeneffekte der Erfassung mit chromatischen Weißlicht-Sensoren) beseitigt. Bei der Evaluierung der Feature-Level Fusion kann beim Output der Sensor-Level Fusion bei einer deutlichen Mehrheit der Fälle (über 80%) eine klare Steigerung der Separationsleistung im Vergleich zu Originalbildern verzeichnet werden.

1 Einleitung

Mit zunehmender Digitalisierung werden immer häufiger Computersysteme zur Lösung von Problemen in Bereichen der Kriminalistik und Forensik eingesetzt. Im forensischen Kontext geht es dabei sowohl um die Sicherstellung und Auswertung digitaler Daten als auch um die Erfassung und Analyse von digitalisierten Tatortspuren. Speziell das noch junge Forschungsgebiet der **digitalisierten Forensik** (also der Durchführung klassischer Untersuchungen der Tatortforensik unter Einsatz von Methoden digitaler Signalverarbeitung) birgt eine Vielzahl von neuen Möglichkeiten und Herausforderungen.

Im Bereich der Forensik liegt der Fokus nicht ausschließlich auf dem Endresultat, sondern ebenfalls auf der juristisch sauberen Sicherstellung und Analyse von Spuren. Dies bedeutet, dass die Erfassung der Spuren und die Analyseergebnisse deterministisch, korrekt, nachvollziehbar und reproduzierbar sein müssen, damit überhaupt eine Chance besteht, dass sie vor Gericht zugelassen werden. Zusätzlich müssen die zu einer forensischen Untersuchungsmethodik gehörenden

Fehlerraten genau bekannt sein (Benchmarking von forensischen Methoden). Dies ist beim Einsatz verschiedener Techniken nicht immer gegeben und muss somit im Vorfeld der Anwendung von solchen Techniken genauer betrachtet und erforscht werden. Die kontaktfreie Erfassung von Tatortspuren, die der Arbeit in diesem Beitrag zugrunde liegt, verfolgt das Ziel Spuren digital zu erfassen ohne diese zu verändern, zu beschädigen, oder sogar zu zerstören (z.B. durch den Einsatz von chemischen und physikalischen Behandlungsverfahren). Die kontaktfreie Erfassung ermöglicht zum einen die Anwendung verschiedener digitaler Analysemethoden (z.B. Mustererkennung nach entsprechenden Vorverarbeitungs- und Merkmalsextraktionsschritten) und zum anderen auch die Möglichkeit, weitere Untersuchungen auf der originalen Spur durchzuführen (z.B. eine DNA-Analyse nach Erfassung eines Fingerabdrucks). Die in diesem Bereich eingesetzten Techniken beruhen teilweise auf sehr unterschiedlichen Messverfahren und generieren somit Signale mit stark verschiedenen Eigenschaften. Eine Kombination von verschiedenen Expertensystemen bzw. Verfahren (**Informationsfusion**, im Folgenden einfach als **Fusion** bezeichnet) zur Verbesserung der Qualität der erfassten Daten kann aus diesem Grund zu einer Verbesserung der erfassten Spurenabbilder und der darauf aufbauenden Analyseergebnisse einer forensischen Untersuchung führen.

Das Ziel dieses Beitrags ist es, anhand fünf exemplarisch ausgewählter Fusionsstrategien zu untersuchen, inwieweit durch eine Fusion von drei unterschiedlichen Sensoren im Bereich der Untersuchung latenter Fingerspuren eine Verbesserung der Spurenabbilder bzw. der Untersuchungsergebnisse im Bereich der Separation von Fingerabdruck und Hintergrund erreicht werden kann.

Dazu wird in Abschnitt 2 ein Fusionsframework auf Basis der Arbeiten von Ross et al. [RoNJ06] vorgestellt. Kapitel 3 betrachtet die in dieser Publikation verwendete Sensorik, während in Abschnitt 4 das Fusionsframework exemplarisch für die Erfassung und Untersuchung latenter Fingerabdruckspuren auf unterschiedlichen Oberflächen als forensische Spur angewendet wird. Die Ergebnisse der exemplarisch durchgeführten praktischen Untersuchungen werden in Abschnitt 5 dargestellt. Abschnitt 6 präsentiert eine Zusammenfassung und einen Ausblick auf weitere potentielle Forschungsarbeiten.

2 Das vorgestellte Fusionsframework

Das hier vorgestellte **Fusionsframework** für die Fusion von Daten (siehe Abbildung 1) basiert grundlegend auf den Modell für Informationsfusion von Ross et al. [RoNJ06] aus dem Bereich der biometrischen Nutzerauthentifizierung. Im Bereich der Biometrie ist z.B. nach Ross et al. [RoNJ06] die Unterscheidung in die **Fusionsarten** der Multi-Algorithm-, Multi-Instance-, Multi-Modal-, Multi-Sample- und Multi-Sensor-Fusion üblich. Im Rahmen dieser Publikation werden Multi-Sample-, Multi-Sensor- und Multi-Algorithm-Fusion als grundlegende Arten verwendet. Dabei können die Daten nach Ross et al. [RoNJ06] an entsprechenden **Fusionsleveln** (Kombination aus den Ansätzen von [RoNJ06], [SaPa02] und [OSVD06] – siehe Abbildung 2) miteinander fusioniert werden. Von den fünf in Abbildung 2 identifizierten Fusionsleveln werden in dieser Publikation nur Sensor- und Feature-Level Fusionen betrachtet. Eine **Fusionsstrategie** kann dabei als eine Folge von seriellen oder parallelen **Fusionsoperationen** betrachtet werden. Die hier vorgenommene Erweiterung des Modells von Ross et al. [RoNJ06] ist die Präzisierung der Fusionsoperation sowie die Definition der Fusionsstrategie. Eine Fusionsoperation besteht dabei aus einem optionalen Preprocessing, welches die Eingabedaten vor der Fusion verändert (dies können z.B. Filter sein), gefolgt von der Anwen-

dung des **Fusionsoperators** auf die entsprechenden Daten. Falls notwendig oder sinnvoll, kann ein optionales Postprocessing die fusionierten Daten für die folgenden Operationen nachbearbeiten. Die **Fusionsreihenfolge** spielt für das Resultat eine wichtige Rolle, da je nach Anordnung der einzelnen Fusionsoperationen unterschiedliche Ergebnisse berechnet werden können. Fusionsoperation beziehen sich dabei nur auf ein Fusionslevel, während Fusionsstrategien für mehrere unterschiedliche Fusionslevel ausgelegt sein können. Die Fusionsstrategie kann dabei entweder dynamisch oder statisch aufgebaut werden. Die dynamischen Fusionsstrategien zeichnen sich durch Veränderungen der Fusionsreihenfolge zur Laufzeit aus, z.B. durch vorzeitiges Erreichen der Zielsetzung. Dies bedingt qualifizierende Metriken und Evaluationskriterien die zur Laufzeit die Veränderungen im Ablauf der Fusionsstrategie umsetzen. Die statischen Fusionsstrategien im Gegensatz zeichnen sich durch eine starre Abfolge (unabhängig von den Zwischenergebnissen) der Fusionsoperationen aus.

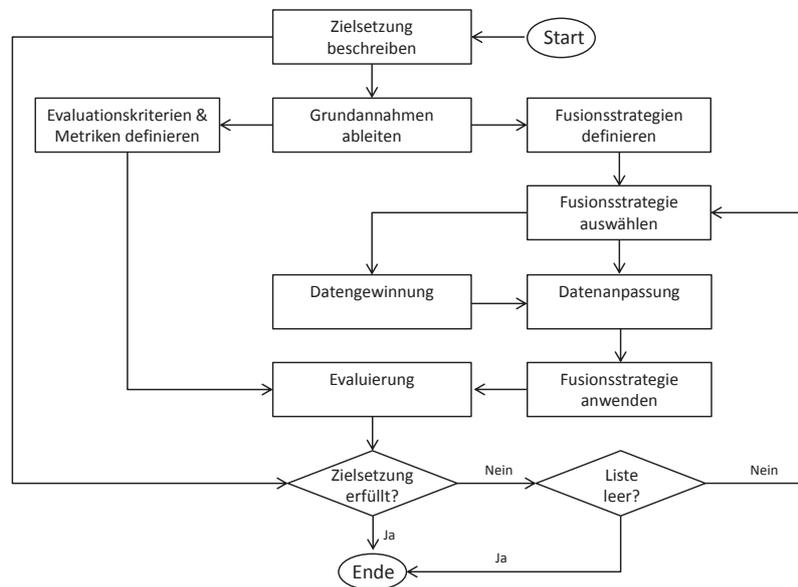


Abb. 1: Das vorgestellte Fusionsframework für die Fusion von Daten

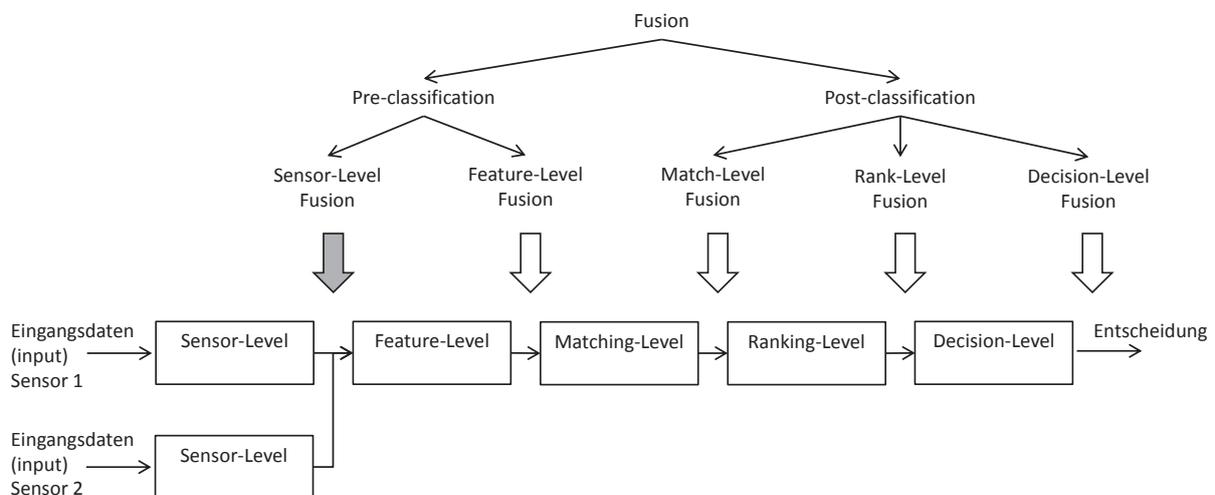


Abb. 2: Fusionslevel und -pipeline – Beispiel einer Sensor-Level Fusion der Daten von zwei Sensoren

Das hier vorgestellte Fusionsframework (Abbildung 1) ist als Vorgehensweise für die Fusion von Daten zu verstehen. In diesem abstrakten Modell ist die **Zielsetzung** der Grundstein jeder Fusionsoperation, da diese die präzise Aufgabenstellung und gegebenenfalls zu beachtende Einschränkungen festlegt. Aus dieser Zielsetzung lassen sich **Grundannahmen** ableiten, welche sehr vielfältig bzw. vielschichtig sein können. Diese spiegeln natürlich neben dem eigentlichen Anwendungsszenario auch den Stand der Technik bzw. das vorhandene Know-How und systembedingte Eigenheiten wider. Die **Evaluationskriterien und Metriken** leiten sich aus der Zielsetzung und den Grundannahmen ab und dienen der Bewertung der Fusionsresultate. Die Metriken werden dabei in subjektiv und objektiv unterteilt (vgl. [SHDV13]). Die **Liste der Fusionsstrategien** besteht aus mindestens einer Fusionsreihenfolge bzw. Fusionsstrategie. Die Strategie kann komplex ausfallen, da hier keinerlei Grenzen für die Anzahl oder Anordnung der Verarbeitungsschritte und Fusionsoperationen festgelegt ist. Die **Datengewinnung** und die anschließende **Datenanpassung** haben das Ziel die Daten für die Anwendung der Fusionsstrategien zu erfassen bzw. vorzubereiten. Nach der Anwendung der Fusionsstrategie erfolgt ihre **Evaluation**. Ist die Zielsetzung nicht erfüllt, können weitere Strategien aus der Liste von Fusionsstrategien auf die Daten angewandt werden.

Bezüglich des Frameworks gibt es folgende festen Annahmen in dieser Publikation: a) Das Framework dient in erster Linie dazu aus einer festen, vorher festgelegten Anzahl an Strategien eine geeignete (d.h. die jeweilige Fragestellung erfüllende) auszuwählen. Dazu erfolgt eine Fokussierung auf statische Fusionsstrategien. Die Ausweitung der Betrachtungen auf dynamische Strategien (siehe oben) wird hier für weiterführende Arbeiten reserviert. b) Es wird davon ausgegangen, dass im Vorfeld die Verfügbarkeit geeigneter Sensorik für das Anwendungsszenario sicher gestellt wurde. Die im Rahmen des Frameworks durchgeführte Datenanpassung dient also ausschließlich der Datenselektion bzw. Formattransformation und nicht dem (kontext-sensitiven) Benchmarking der Sensorik. c) Die Existenz einer geeigneten deterministischen Metrik für die Evaluierung wird vorausgesetzt. Diese Metrik entstammt in derzeitig realisierten forensischen Prozessen oftmals der Kategorie der subjektiven Metriken. Diese Punkte a) bis c) stellen sicher, dass das vorgestellte Framework einen deterministischen Ablauf aufweist.

Als weiterer Punkt d) ist zu erwähnen, dass für das Benchmarking von Fusionsansätzen die komplette Liste der Fusionsstrategien komplett durchlaufen werden müsste, wobei alle möglichen Parameterisierungen dieser statischen Fusionsstrategien zu berücksichtigen wären. Als Grundvoraussetzung hierfür ist allerdings ein repräsentativer, statistisch signifikanter Datensatz notwendig, der das jeweilige forensische Anwendungsszenario geeignet abbildet. Dies kann im Rahmen dieser Publikation nicht gewährleistet werden.

3 Die verwendete Sensorik

Im Rahmen dieser Publikation werden zwei chromatische Weißlichtsensoren (FRT **CWL600** und **CWL1mm** [CWL14]), sowie ein Reflexionsspektrometer (FRT **FTR** [FTR14]) verwendet. Die chromatischen Weißlichtsensoren sind durch die Ausnutzung des chromatischen Abbildungsfehlers von Linsen in der Lage den Abstand zur gemessenen Oberfläche zu bestimmen. Hierzu wird das von der zu vermessenden Oberfläche reflektierte Licht einer weißen LED-Lichtquelle in einem Spektrometer untersucht. Anhand einer Kalibrierungstabelle kann dabei der sich deutlich im Spektrum abzeichnende Peak in einen Abstandswert (Topografie) konvertiert werden. Zusätzlich wird die Amplitude dieses Peaks als Intensitätswert aufgenommen.

Jedes der 2048 erfassten Einzelbilder des FTR stellt das Reflexionsverhalten des Oberflächenmaterials für genau eine Wellenlänge dar. Dabei wird ein Spektrum von etwa 163 bis 844 nm, entsprechend UV-Strahlung, über den Bereich des sichtbaren Lichts, bis hin zu Nahinfrarotstrahlung, abgedeckt. Für die Beleuchtung der zu vermessenden Probe werden eine Deuterium-Lampe für die Erzeugung von UV-Strahlung, sowie eine Halogenlampe als Quelle sichtbaren Lichts und Nahinfrarotstrahlung eingesetzt. Bei den Messungen des FTR ist ersichtlich, dass unterschiedliche Oberflächen die verschiedenen Wellenlängen unterschiedlich stark reflektieren, was dazu führt, dass die Bilder untereinander unterschiedliche Intensitäten und Kontraste aufweisen. Hier sind geeignete Selektionsstrategien nötig, um für den jeweiligen Anwendungsfall eine geeignete Auswahl an Bildern für die weitere Verarbeitung auszuwählen.

Die verwendeten Sensoren erzeugen heterogene Daten, die jeweils als eine Menge von Graustufenbildern ausgelesen werden können. Der Wertebereich der einzelnen Sensoren und Datentypen fällt dabei jedoch unterschiedlich aus. Um eine Vergleich- und Fusionierbarkeit der Daten zu gewährleisten, werden bei den CWL Sensoren lediglich die Intensitätsdaten, nicht aber die Topografiedaten betrachtet. Beide CWL Sensoren erzeugen ein 12 Bit Intensitätsbild, außerdem können die Werte 1 und 4095 als ungültige Messwerte angesehen werden, da der Wert 1 eine nicht messbare Position repräsentiert und alle Werte über der maximalen erfassbaren Intensität auf den Wert 4095 abgebildet (geclippt) werden. Somit existiert keine eindeutige Relation zwischen dem Sensorsignal und dem digitalen Wert. Der FTR erzeugt hingegen Graustufenbilder mit einer Farbtiefe von 16 Bit, wobei auch hier ein Übersteuern des Spektrometers auf den Maximalwert von 65535 abgebildet wird.

Die für die Evaluierungen in dieser Publikation verwendeten Testsets (inkl. Beschreibungen der verwendeten Sensorparameter, Substrate und Scanreihen) werden im Rahmen der Anwendung des Fusionsframeworks in den Tabellen 1 und 2 in Abschnitt 4.4 zusammengefasst.

Neben der Syntax und Semantik der erfassten Daten spielt auch deren Reproduzierbarkeit eine große Rolle. In [Piel13] wird dazu ein Benchmarking-Framework für unterschiedliche optische Sensoren vorgestellt. Der Fokus der dabei durchgeführten praktischen Evaluation anhand zweier vorgegebener Repräsentanten, unter anderem auch dem hier ebenfalls verwendeten CWL600. Für den CWL600 wird dabei neben diversen kontext-sensitiven Rauschkomponenten, welche durch das vermessene Substrat, sowie externe Einflüsse wie Erschütterungen oder Temperatur- und Luftfeuchtigkeitsveränderungen hervorgerufen werden, auch ein systembedingter Fehlereinfluss attestiert, der durch den verwendeten Vorschubmechanismus des Meßtisches zustande kommt. Die dafür in [Piel13] präsentierten Benchmarking-Ergebnisse legen nahe, dass hier eine Sensor-Level Fusion auf mehrfachen, konsekutiven Erfassungen neben diversen kontext-sensitiven Rauschkomponenten auch diese systembedingte Fehlerkomponente minimieren kann.

Eine weitere Arbeit im Kontext des Benchmarkings von Sensoren für den potentiellen Einsatz zur Sicherung von Tatortspuren auf verschiedenen Oberflächen ([Dobb13]) hebt für die beiden hier ebenfalls verwendeten Sensoren CWL600 und CWL1mm hervor, dass es vermutlich unmöglich ist, für Sensoren mit ähnlicher Leistungsfähigkeit eine generalisierte Empfehlung für deren Nutzung in forensischen Einsatzfeldern zu geben. Ein Benchmarking muss hier immer im direkten Kontext einer speziellen forensischen Fragestellung erfolgen und sollte hier als iterativer Prozess verstanden werden, der Neuerungen im Bereich der Sensortechnologien, in der Kriminalistik, in forensischen Methoden, etc. zu berücksichtigen hat.

Für die Intra-Sensor Fusion sowie für Reproduzierbarkeitsuntersuchungen können konsekutiv mehrere **Messungen** ein und desselben Objekts durchgeführt werden. Im Folgenden werden derartige konsekutive **Scans** als **Scanreihe** bzw. **Messreihe** bezeichnet. Jeder Scan bzw. jede Messung erzeugt dabei, je nach verwendetem Sensor, eine bestimmte Anzahl an **Bildern** (bei den hier verwendeten Sensoren entweder zwei für die CWL-Sensoren oder 2048 für das FTR - siehe Abschnitte 3 und 4.4). Die **Gesamtanzahl der Bilder einer Scanreihe** entspricht der Anzahl der Messungen multipliziert mit der Anzahl der Bilder pro Messung.

4 Die Anwendung des Fusionsframeworks

Hier wird das Fusionsframework aus Abschnitt 2 für forensische Untersuchungen an latenten Fingerprints instantiiert. Dabei werden insgesamt fünf unterschiedliche statische Fusionsstrategien für ausgewählte Sensor- und Feature-Level Fusionen realisiert. Die Beschreibungen folgen dabei in der Struktur den Schritten des in Abbildung 1 dargestellten Frameworks.

4.1 Zielsetzung und Ableitung der Grundannahmen

Das **Ziel der Fusionsstrategien auf Sensor-Level** ist die Verbesserung der Sichtbarkeit des latenten Fingerabdruckes als Grundlage für eine spätere Merkmalsextraktion (z.B. Minutien-erkennung). Die entsprechenden **Grundannahmen** leiten sich direkt aus dem Einsatzzweck digitalisierter Forensik ab: Die sachverständigen Experten, die mit der Analyse von forensischem Spurenmaterial betraut sind, sollen in ihrer Arbeit unterstützt werden. Für die Verbesserung der Sichtbarkeit des latenten Fingerabdruckes heißt dies vor allem eine Erhöhung des Kontrastes bei gleichzeitiger Minimierung von durch den Sensor eingebrachten Störeinflüssen.

Das **Ziel der Fusionsstrategien auf Feature-Level** ist die Verbesserung der automatisierten Trennung zwischen Fingerspur und Hintergrund auf den Sensordaten. Hier ist die **Grundannahme**, dass die Arbeit des Forensikers durch eine solche automatische Vorsegmentierung beschleunigt werden kann. Allerdings muss ihm immer die Möglichkeit gelassen werden eine solche automatisch vorgenommene Segmentierung manuell anzupassen.

Für den experimentellen Teil dieser Arbeit wird als exemplarisches Spurenmaterial der digitalisierten Forensik ein latenter Fingerabdruck auf einem Oberflächenmaterial (bzw. Substrat) herangezogen. Aus dem Anwendungsszenario und der Evaluationsumgebung ergeben sich die folgenden weiteren **Grundannahmen**:

Die hier verwendeten Sensoren (siehe Abschnitt 3) erzeugen pro Spurenabbild mindestens einen gemessenen Intensitätswert pro Messpunkt. Diese lassen sich nach Beendigung des Messvorgangs als Graustufenbild darstellen und werden im Rahmen dieser Arbeit ebenfalls als Intensitätsbild oder nur Bild bezeichnet. Die chromatischen Weißlichtsensoren erstellen zu diesem Intensitätsbild zusätzlich noch ein Topografiebild, welches die gemessenen Höhenunterschiede ebenfalls als Graustufenbild darstellt. Die Topografiebilder finden im Rahmen dieser Publikation keine Berücksichtigung, da der FTR zum einen keine Höheninformationen erfasst und somit eine Fusion von Topografie Daten beider Sensortypen nicht möglich ist, zum anderen kann von einem Teil der verwendeten Oberflächenmaterialien keinerlei sinnvolle Daten erfasst werden [Dobb13], [LKDV11]. Als Grundannahme wird hier angenommen, dass die Intensitätsdaten einen signifikanten Unterschied zwischen dem latenten Fingerabdruck und der Oberfläche aufweisen [HMLK⁺11], [Dobb13]. Die Kontrastdifferenz zwischen Substrat und dem latenten Fingerabdruck wird dabei durch das Rauschen gestört, dies kann zu einer erschwerten Weiterverarbeitung und letztendlich zu einem schlechteren Matchingverhalten

führen. Der hier verwendete Begriff Rauschen beinhaltet dabei Einflüsse aus der Umwelt, der Sensorik [Dobb13] und Alterungsprozessen des latenten Fingerabdrucks [MeDV11]. Wie oben erwähnt ist es ein Ziel der Fusion die Störeinflüsse, die durch dieses Rauschen eingebracht werden zu minimieren.

Eine weitere Grundannahme ist, dass sich Reflexionsverhalten des Oberflächenmaterials bei unterschiedlichen Wellenlängen verändert. Diese Grundannahme ist begründet durch unterschiedliche Reflexions- und Absorptionseigenschaften des Substrats bezüglich verschiedener Wellenlängen, welche z.B. im Bereich des sichtbaren Lichts für die Farbwahrnehmung ursächlich ist. Weitere Einflussfaktoren sind zudem Inhomogenitäten der Lichtquelle, sowie unterschiedliche Sensitivitäten des Spektrometers bezüglich der einzelnen Wellenlängen. Die unterschiedlichen Reflexionseigenschaften sind für die Sichtbarmachung einer Spur essenziell wichtig, was z.B. für Metallic-Lacke in [HMQD13] deutlich wird. Sollten sich derartige Effekte für verschiedene Wellenlängen zeigen, liegt eine Fusion der Daten nahe.

Für die Sensor-Level Fusion und auch für die spätere Merkmalsextraktion ist es teilweise notwendig, dass die zu fusionierenden Bilder bildpunktgenau übereinander passen, d.h. das ein perfektes Alignment zwischen allen Bildern vorliegt. Das Alignment-Problem [RoNJ06] ist immer noch ein offenes Problem in der Informatik und es wird versucht, unter Verwendung von immer ausgefeilteren Stitching und Mosaicing Algorithmen [RoNJ06] Bilder annähernd perfekt automatisiert übereinander zu legen oder aneinander zufügen. Diese Problematik wird im Rahmen dieser Publikationen nicht weiter behandelt, da hier aufgrund der verwendeten Sensoraufbaus ein perfektes Alignment zwischen allen für die Datenerfassung verwendeten Sensoren gegeben ist. Hier ist nur sicherzustellen, dass alle Messungen konsekutiv und ohne Unterbrechung (d.h. ohne Veränderung der Position des Oberflächenmaterials oder Rekalibrierung der Hardware) erfolgen.

4.2 Definition von Evaluationskriterien und Metriken

Aufbauend auf den in Abschnitt 4.1 beschriebenen Zielsetzungen und Grundannahmen erfolgt die **Evaluierung der Sensor-Level Fusion** primär über subjektive Bewertungskriterien. Dies soll die subjektiv vorgenommen Einschätzung einer Fingerspur durch einen forensischen Experten (hier eines Daktyloskopen) nachempfinden. Im Rahmen weiterführender Forschung ist es allerdings angedacht hier zusätzlich objektive Qualitätskriterien für Fingerspurbilder (wie z.B. der Minutienanzahl und Qualität wie sie durch biometrische Werkzeuge wie NIST NBIS [NIST14] ermittelt werden kann, oder mittels Verfahren wie dem Streakiness-Score [MKHD⁺13] zur Detektion von Papillarlinienstrukturen) mit aufzunehmen.

Im Gegensatz dazu wird die **Evaluierung der Feature-Level Fusion** objektiv über einen eigenen Merkmalsextraktor und insgesamt 16 eigens trainierte Klassifikatoren realisiert. Der Merkmalsextraktor ist aus [HiDV13] entnommen und realisiert eine blockbasierte Erkennung von Ablagerungen einer Fingerspur mittels statistischen und strukturellen Merkmalen. Die verwendete Metrik zur Bewertung des Einflusses der Feature-Level Fusion ist die Veränderung der Segmentierungsleistung im Vergleich zum Segmentierung ohne Fusion. Zur besseren Vergleichbarkeit wird die Segmentierungsleistung als Kappa-Wert über gleich dimensionierten Klassen angegeben (siehe [Krae13]).

4.3 Definition und Selektion von Fusionsstrategien

Für die Evaluation im Rahmen dieser Publikation werden insgesamt fünf unterschiedliche exemplarische Fusionsstrategien (drei auf Sensor- und zwei auf Feature-Level) vorgestellt. Alle Fünf sind statische Strategien, d.h. es wird in einer Fusionsstrategie bezüglich der Abfolge der Fusionsoperationen keine kontext-adaptive Entscheidung abhängig von den Zwischenergebnissen getroffen. Im Folgenden werden die fünf Fusionsstrategien vorgestellt und im Detail erläutert. Diese Beschreibungen stellen Zusammenfassungen der Ausführungen in [Dobb14] dar, für Details zu den Fusionsoperationen sei auf diese Arbeit verwiesen.

Bei der Fusionsstrategie **SLFTR** wird in drei unterschiedlichen Setups die serielle Intra-Klassenfusion auf Sensor-Level mit dem FTR Sensor umgesetzt. Dieser Versuch basiert auf den Daten von Testset 1 (siehe Tabelle 1) mit insgesamt 50 Messungen mit jeweils 2048 Einzelbildern. Hier werden die 2048 Bilder einer Messung vom FTR auf einige wenige Exemplare reduziert, da die Bilder innerhalb einer Messung teilweise eine enorme Ähnlichkeit besitzen oder der latente Fingerabdruck bei einigen verwendeten Wellenlängen schwer bis gar nicht erkennbar ist. Dieser Umstand liegt vermutlich an den Reflexionseigenschaften des entsprechenden Oberflächenmaterials. Die Anwendung der Selektions- bzw. Fusionsverfahren führt ebenfalls zu einer Datenreduzierung, die in Anbetracht der 2048 Bilder pro Messung eine Weiterverarbeitung einfacher und damit insgesamt ressourcensparender gestaltet. Im Rahmen dieser Publikation werden mehrere kontext-insensitive Selektionsstrategien ausgewählt und getestet. Kontext-sensitive Selektionsstrategien würden auf der Auswahl eines Bildes anhand seiner kontext-basierten Merkmale, Strukturen oder allgemein gehalten den Inhalt (z.B. Anzahl der erkannten Verzweigungen von Papillarleisten bei einem latenten Fingerabdruck) basieren. Im Gegenzug dazu arbeiten die hier verwendeten kontext-insensitive Selektionsstrategien anhand von allgemeinen Informationen zu einem Bild, z.B. Anzahl der ungültigen Messwerte. Im Rahmen dieser Fusionsstrategie werden kontext-insensitive Selektionsstrategien eingesetzt, da der Fokus dieser Arbeit auf den Fusionsoperationen liegt und kontext-insensitive Selektionsstrategien eine geringere Komplexität aufweisen. Die hier verwendeten Verfahren basieren primär auf den Kontrastunterschied zwischen dem latentem Fingerabdruck und dem Substrat.

Da die im Rahmen der hier beschriebenen Evaluierungen getesteten objektiven Selektionsstrategien (Entropie sowie Standardabweichung des Signals als Kenngrößen für das Bildrauschen und Betrachtungen zum Anteil von detektierten Kanten im Bild mittels Gradientenfiltern und anschließender Binarisierung) keine brauchbaren Ergebnisse geliefert haben, wird hier eine subjektive Auswahl getroffen. Diese erfolgt zum Ersten manuell über die Auswahl eines Bildes mit dem subjektiv größten Kontrastunterschied, zum Zweiten durch die Auswahl eines Bildes mit fester Wellenlänge (hier immer $487,804333 \text{ nm}$ - das 1025. Bild aus dem Feld von 2048 Bildern einer Messung) und zum Dritten durch die Substrat-abhängige Filterung auf einen bestimmten Bereich an Bildern (siehe [Dobb14]).

Die jeweils 50 Bilder umfassenden Messreihen werden pixelweise unter Verwendung jeweils eines Mean-, Mode- und Medianoperators fusioniert. Die Resultate werden im Folgenden als Mean-, Mode- und Medianbilder bezeichnet. Zusätzlich werden auch die Resultate der Substrat-abhängigen Filterung jeweils mittels eines Mean-, Mode- und Medianoperators fusioniert. Die Resultate daraus werden im Folgenden als MeanF-, ModeF- und MedianF-Bilder bezeichnet.

Die Abbildung 3 fasst die im Rahmen der Fusionsstrategie SLFTR getesteten Setups zusammen. Dabei werden im ersten Durchgang nur die manuell selektierten Bilder und die Bilder einer festen Wellenlänge ($487,804333 \text{ nm}$) jeweils untereinander fusioniert. Beim zweiten Durchgang

werden vier ausgewählte Fusionsbilder (Median, MedianF, Mode, ModeF) aus der ersten Instanz analog unter Verwendung der drei Fusionsoperatoren fusioniert. Hier werden ebenfalls nur gleiche Bildtypen miteinander fusioniert. Erst im dritten Durchgang werden mehrere unterschiedliche Bildtypen miteinander fusioniert. Dies wird hier exemplarisch anhand selektierter- und MedianF-Bilder demonstriert.

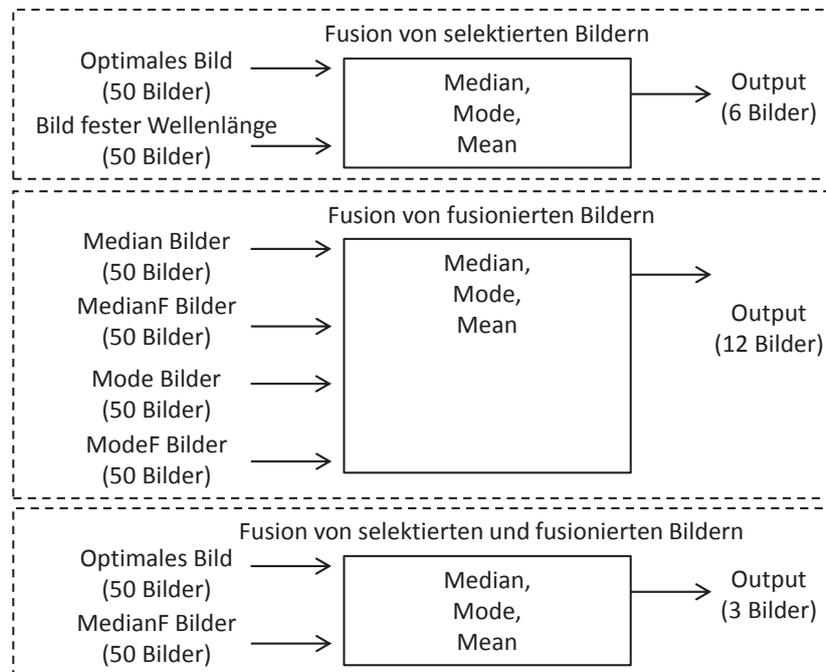


Abb. 3: Fusionsverfahren der Sensor-Level Fusion SLFTR

Bei der Fusionsstrategie **SLCWL** wird eine Interklassen-Sensor-Level Fusion zwischen CWL-600 und CWL1mm durchgeführt. Beide Sensoren arbeiten auf dem gleichen Messprinzip, daher ähneln beide Sensoren sich sowohl im Verhalten als auch bei den Messwerten [Dobb13]. Für dieser Fusionsstrategie wird das Testset 2 (siehe Tabelle 2) mit den drei unterschiedlichen Auflösungen bei den Messungen mit dem CWL verwendet. Ziel dieser Strategie ist es, aus den drei unterschiedlichen Auflösungen eine fusionierte Binärmaske zu erstellen und diese auf das $10\ \mu\text{m}$ Medianbild des CWL600 anzuwenden. Als Zwischenschritte für die Erstellung der fusionierten Binärmaske dienen hier: eine Rauschreduktion mittels Medianoperator auf die Messungen aller drei Auflösungen (10 , 25 und $50\ \mu\text{m}$), eine Differenzbildbildung über die Medianbilder vom CWL1mm und CWL600 von allen drei Auflösungen, eine Schwellwert-basierte Binarisierung (Schwellwert ist hier zu Demonstrationszwecken der Mittelwert innerhalb des 95% Konfidenzintervalls des Differenzbildes), ein Upsampling auf $5\ \mu\text{m}$ und die Fusion der Gesamtmaske per pixelweisem Mehrheitsentscheid über die Einzelmasken.

Nach der Erzeugung der finalen Binärmaske wird in der eigentlichen Fusion erst die Binärmaske auf $10\ \mu\text{m}$ Auflösung herunter gerechnet und dann mit dem $10\ \mu\text{m}$ Medianbild des CWL600 multipliziert um das Fusionsbild zu erstellen. Für eine detailliertere Beschreibung dieser Strategie wird auf [Dobb14] verwiesen.

Bei der Fusionsstrategie **SLMIX** wird eine Interklassen-Sensor-Level Fusion zwischen CWL-600 und FTR vorgenommen. Dabei werden als zusätzliche Referenz Leerscans der betrachteten Oberfläche verwendet. Im ersten Schritt werden aus den Daten des CWL600 für jede Auflösung

das Medianbild berechnet. Dies geschieht über alle Aufnahmen außer dem Leerscan. Beim FTR wird über einen festgelegten Bereich der MedianF (siehe Beschreibung von SLFTR oben) gebildet. Danach wird der Differenzoperator zwischen den Medianbildern und dem jeweiligen Leerscan angewandt. Danach erfolgen, wie in Abschnitt SLCWL, die Binarisierung und Upsampling auf $5 \mu\text{m}$, um diese via Mehrheitsentscheid zu fusionieren. Die Intraklassenfusion kommt beim Medianbild und Differenzbild zum tragen. Dabei wird das Gewicht für die Werte des FTR von 1 auf 2 angepasst, um zum einen das stark ungleiche Verhältnis zwischen CWL und FTR Bildern (3:1) etwas zu korrigieren und zum anderen durch eine ungerade Anzahl an Stimmen (3+2=5) das Auftreten von Gleichständen zu vermeiden.

Das Vorgehen der Fusionsstrategie **FLCWL** mit der Interklassen-Feature-Level Fusion zwischen CWL600 und CWL1mm ist die Evaluierung der Merkmale der Fusionsbilder und Originalbilder über verschiedene Klassifikatoren unter Verwendung der Open Source Data-Mining Software WEKA (Version 3.6; [HFHP⁺09]). Für die Merkmalsextraktion wird der in [HiDV13] vorgestellte blockbasierte Merkmalsextraktor für die Separierung von Hintergrund und Fingerabdruck verwendet. Ähnlich dem Vorgehen bei SLMIX wird zuerst für jede Auflösung das Medianbild berechnet und als Referenzbild das mittlere Bild aus der entsprechenden konsekutiven Messreihe von 10 Bildern genommen. Dies liefert zwei Bilder pro verwendeter Auflösung. Aufgrund interner Beschränkungen seitens des im Merkmalsextraktor verwendeten Sobel-Filters können hier nur $10 \mu\text{m}$ und $25 \mu\text{m}$ Bilder verwendet werden. Unter Verwendung des Merkmalsextraktors mit einer Blockgröße von $0,05 \text{ mm}$ werden die entsprechenden Merkmalsvektoren der Bilder erstellt und für Original- und Medianbilder jeweils konkateniert. Um die erhaltenen Merkmalsvektoren zu evaluieren werden folgende 16 Klassifikatoren aus dem Portfolio von WEKA (Prefix: `weka.classifier.`) eingesetzt: `Bayes.NaiveBayes`, `Functions.Logistic`, `Functions.SMO`, `Meta.Bagging`, `Meta.ClassificationviaRegression`, `Meta.Dagging`, `Meta.FilteredClassifier`, `Meta.MultiClassClassifier`, `Meta.RandomCommittee`, `Meta.RotationForest`, `Rules.DecisionTable`, `Rules.Ridor`, `Trees.FT`, `Trees.J48`, `Trees.RandomForest`, `Trees.RandomTree`. Jeder Klassifikator wird mit der Evaluationsstrategie "Percentage Split (66%)" (siehe [HFHP⁺09]) und seinen jeweiligen Standardparametern ausgeführt.

Bei der Fusionsstrategie **FLMIX** wird eine Interklassen-Feature-Level Fusion zwischen CWL600 und FTR durchgeführt. Analog zu FLCWL werden hier die Medianbilder und jeweils ein Originalbild ausgewählt. Das Originalbild ist erneut das mittlere aus der konsekutiven Messreihe. Beim FTR ist zu beachten, dass hier nur ausgewählte Wellenlängenbereiche und das manuell ausgewählte Bild (siehe Beschreibung zu SLFTR oben) verwendet werden. Da der FTR nur $50 \mu\text{m}$ Bilder bereitstellt, werden diese auf $10 \mu\text{m}$ bzw. $25 \mu\text{m}$ interpoliert. Das Resultat wird dann analog zum vorherigen Abschnitt als Eingabe für den blockbasierten Merkmalsextraktor mit einer Blockgröße von $0,05 \text{ mm}$ verwendet. Die daraus resultierenden Merkmalsvektoren werden wie in FLCWL konkateniert und anschließend ebenfalls über WEKA klassifiziert.

4.4 Datengewinnung und -anpassung

Die **Datengewinnung** erfolgt mittels der in Abschnitt 3 beschriebenen Sensorik. Hierbei werden mit einer Keramikachel, gebürstetem Edelstahl und Buchenfurnier drei verschiedene Substrate untersucht, welche an realen Tatorten vorkommen können. Die folgenden Tabellen 1 und 2 beschreiben die Messparameter und die Anzahl der Scans jeder für die Evaluation verwendeten Messreihe.

Die große Datenmenge der 2048 vom FTR gleichzeitig erzeugten Bildern pro Messvorgang führt wie oben bereits erwähnt zu dem Bestreben nur einen Teil oder im optimalen Fall nur

Tab. 1: Experimentalaufbau 1 zur Evaluation des Fusionsframeworks

Substrat	Anzahl	Fläche	FTR		CWL600, CWL1mm	
			Messpunktabstand	Integrationszeit	Messpunktabstand	Messfrequenz
Keramikkachel	50	5 mm	50 μm	75 ms	50 μm	2000 Hz
Edelstahl		×		125 ms		
Buchenfurnier		5 mm		250 ms		

genau ein Bild aus einer Messung für die Fusion zu verwenden. Hierbei sollte der Messvorgang optimal repräsentiert werden. Der erste Experimentalaufbau in Tabelle 1 verwendet eine vergleichsweise hohe Anzahl konsekutiver Messungen einer kleinen Fläche. Hierbei wird die gleiche Auflösung für jeden der Sensoren verwendet. Der Aufbau dient primär zur Klärung der Frage der Reproduzierbarkeit und der Anwendung verschiedener Fusionsoperatoren. Im zweiten Experimentalaufbau in Tabelle 2 wird hingegen eine größere Messfläche bei geringerer Anzahl an Messvorgängen untersucht. Zudem werden verschiedene Erfassungsaufösungen betrachtet. Die größere Fläche gewährleistet eine nahezu vollständige Erfassung einer Finger spur. Der latente Fingerabdruck stammt bei allen Messreihen immer von derselben Person, es kann daher postuliert werden, dass die chemische Zusammensetzung halbwegs stabil ist und da die Oberflächenmaterialien nicht ausgetauscht werden, ist davon auszugehen, dass die Reflexionseigenschaften sich ebenfalls nur marginal verändern bzw. über eine Messreihe als konstant angenommen werden können.

Bezüglich der **Datenanpassung** werden hier keine Operationen vorgenommen. Alle Daten werden direkt als Rohdaten weiterverarbeitet.

Tab. 2: Experimentalaufbau 2 zur Evaluation des Fusionsframeworks

Substrat	Anzahl	Fläche	FTR		CWL600, CWL1mm	
			Messpunktabstand	Integrationszeit	Messpunktabstand	Messfrequenz
Keramikkachel	10	15 mm	50 μm	75 ms	10 μm	2000 Hz
Edelstahl		×		125 ms	25 μm	
Buchenfurnier		10 mm		250 ms	50 μm	

5 Resultate der Evaluation

Nach der Datengewinnung und -anpassung sowie der Anwendung der in Abschnitt 4.3 definierten Fusionsstrategien werden hier die erzielten Ergebnisse zusammengefasst:

Für **SLFTR** lässt sich feststellen, dass der Mode-Operator (im Vergleich zu allen anderen Fusionsoperatoren) das mit Abstand schlechteste Resultat erzielt. Die für die objektive Qualitätsevaluation verwendeten Rauschmetriken liefern hier nach der Fusion deutlich schlechtere Werte als auf den Einzelbildern. Für den Medianoperator werden dagegen deutlich positive Effekte der Fusion bescheinigt. Hier stellt sich über die Fusion der konsekutiv erfassten Bilder eine deutliche Bildstabilisierung ein und der Kontrast des Fingerabdruckes wird erhöht. Speziell bei den stark texturierten Oberflächen des verwendeten gebürsteten Edelstahls als auch beim Buchenfurnier sind durch die Medianbilder zudem auch Ausreißer entfernt worden.

Für **SLCWL** ähneln die Ergebnisse der Interklassen-Sensor-Level Fusion der beiden CWL-Sensoren der Intraklassen-Sensor-Level Fusion in SLFTR. Auch hier werden die Ergebnisse speziell durch den Medianoperator stabilisiert. Zusätzlich wird hier durch das Median-Bild, auf

der extrem herausfordernden Oberfläche des gebürsteten Edelstahls, als einziges die Kontur eines latenten Fingerabdrucks optisch klar verstärkt.

Für **SLMIX** konnten in der Evaluation dieser Interklassen-Sensor-Level Fusion keine positiven Ergebnisse erzielt werden. Im Vergleich zu Originalbildern wurde das Fusionsbild hier immer in seiner Qualität als minderwertig eingestuft. Dies wird auf die stark unterschiedlichen Messauflösungen der Sensoren und die daraus resultierenden Problematiken bei der Skalierung und pixelweisen Fusion zurückgeführt.

In über 80% der evaluierten Testfälle für **FLCWL** und **FLMIX** zeigte sich, dass die Klassifizierungsgenauigkeit bei der Feature-Level Fusion höher ausfällt als bei den einzelnen 10 μm und 25 μm Originalbildern bzw. den Medianbildern der Sensor-Level Fusion. Da aber die Evaluationsergebnisse sowohl für Original- als auch für Fusionsergebnisse generell recht niedrig ausfallen (beste Kappa-Werte bei ca. 0,3), kann leider keine eindeutige Aussage in Bezug zur Abhängigkeit der Klassifizierungsgenauigkeit und der Verwendung eines Original oder Medianbildes getroffen werden. Dennoch lässt sich an dieser Stelle vermuten, dass eine Abhängigkeit zum Substrat existiert, da bei der Fliesenkachel und dem gebürsteten Edelstahl die Tendenz eher Richtung Medianbilder geht, aber bei dem Buchenfurnier eher eine positivere Tendenz zu den Originabildern zu finden ist.

6 Zusammenfassung und Ausblick

Als **Resümee** kann festgestellt werden, dass bei zwei der drei der durchgeführten Sensor-Level Fusionen eine Rauschreduktion und Stabilisierung der Bilddaten nach der Fusion erkennbar ist. Dabei werden neben der Signalverbesserung auch Ausreißer und ungültige Messwerte (Nebeneffekte der Erfassung mit chromatische Weißlicht-Sensoren) beseitigt. Bei der Evaluierung der Feature-Level Fusion kann bei einer deutlichen Mehrheit der Fälle (über 80%) eine klare Steigerung der Separationsleistung im Vergleich zu Originalbildern und dem Output der Sensor-Level Fusion verzeichnet werden.

Weiterführende Arbeiten sollten sich auf drei Bereiche konzentrieren: zum Ersten die Erweiterung des Frameworks, zum Zweiten die Verbesserung der hier vorgestellten Strategien und zum Dritten die systematische Anwendung im Bereich des Benchmarkings von forensischen Methoden. Für den Aspekt der Erweiterung seien hier speziell die Integration von dynamischen Fusionsstrategien und kontext-sensitive Selektionsstrategien (siehe Abschnitt 2 oben) und der Entwurf von geeigneten deterministischen Metriken genannt.

Wichtige Schritte für die Verbesserung der hier vorgestellten Strategien wären:

- a) Der Entwurf einer geeigneten, automatischen Selektionsstrategie für die Auswahl von Kandidaten als Referenzbilder einer Messung des FTR und die automatische Erkennung von Bildinhalten.
- b) Die optimale Parameterisierung der verwendeten Filter (z.B. Sobel-Filter, Binarisierung).
- c) Die Optimierung der Scanergebnisse in der Datenerfassung - hier wäre eine automatische Parameterbestimmung von Nöten, da die richtigen Einstellungen auch zu besseren Messresultaten führen sollten. Die Parametereinstellungen des Sensors werden in der Regel durch den Erfahrungsschatz des Benutzers begründet, daher wäre hier eine automatisierte Unterstützung bei der Wahl bzw. eine automatische Parametrisierung im Rahmen von kontext-sensitiven Benchmarkings der Sensorik von Vorteil.

- d) Trotz der Anwendung der in dieser Arbeit vorgestellten Fusionsstrategien sind die Fusionsbilder teilweise suboptimal in Bezug auf das Erkennen von Konturen bzw. Level-1-, Level-2- und Level-3-Merkmalen. Eine Untersuchung inwieweit sich die Vor- und Nachverarbeitung positiv auf die Erkennung von Merkmalen auswirkt, wäre hier der nächste Schritt. e) Der hier in der Feature-Level Fusion verwendete Merkmalsextraktor erscheint aufgrund der niedrigen erreichten Kappa-Werte ebenfalls verbesserungswürdig.

Für die Anwendung im Benchmarking ist zum einen der Entwurf eines größeren Portfolios an Strategien, Fusionsoperatoren und Evaluationsmetriken notwendig. Im Benchmarking von Fusionsansätzen müsste eine Liste an Fusionsstrategien komplett durchlaufen werden, wobei alle möglichen Parameterisierungen dieser statischen Fusionsstrategien zu berücksichtigen wären. Als Grundvoraussetzung hierfür ist allerdings ein repräsentativer, statistisch signifikanter Datensatz notwendig, der das jeweilige forensische Anwendungsszenario geeignet abbildet.

7 Acknowledgements

Die Autoren danken Frau Christina Pielach für Ihre Arbeiten im Bereich des Sensor-Benchmarkings für forensische Anwendungen, die einen Teil der hier beschriebenen Fusionsstrategien motiviert haben.

Teile dieser Veröffentlichung entstanden aus dem Forschungsvorhaben “DigiDak+ Sicherheits-Forschungskolleg Digitale Formspuren” mit dem Förderkennzeichen 13N10818, welches vom Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) gefördert wird.

Literatur

- [CWL14] Fries Research & Technology GmbH, Available online at <http://www.frt-gmbh.com/chromatischer-sensor-frt-cwl.aspx> Stand: 03.03.2014. Online (2014).
- [Dobb13] A. Dobbert: Vergleich und Fusion der Sensoren CWL 600 und CWL 1mm für den potentiellen Einsatz zur Sicherung von Tatortspuren auf verschiedenen Oberflächen. In: *Studienarbeit an der Fakultät für Informatik der Otto-von-Guericke Universität Magdeburg* (2013).
- [Dobb14] A. Dobbert: Verfahren zur Fusion von Sensorbildern und Erstellung von Metriken zur Qualitätsbewertung von Fusionsbildern unter Verwendung verschiedener Sensoren. Diplomarbeit, Fakultät für Informatik der Otto-von-Guericke Universität Magdeburg (2014).
- [FTR14] Fries Research & Technology GmbH, online http://216.71.1.148/frt/upload/pdf_de/FRT_Sensor_FTR_UV-VIS_DE.pdf, letzter Zugriff 03.03.2014 (2014).
- [HFHP⁺09] M. Hall, E. Frank, G. Holmes, B. Pfahringer, P. Reutemann, I. H. Witten: The WEKA data mining software: an update. In: *SIGKDD Explor. Newsl.*, 11, 1 (2009), 10–18.
- [HiDV13] M. Hildebrandt, J. Dittmann, C. Vielhauer: Statistical latent fingerprint residue recognition in contact-less scans to support fingerprint segmentation. In: *18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)* (2013), 1–6.
- [HMLK⁺11] M. Hildebrandt, R. Merkel, M. Leich, S. Kiltz, J. Dittmann, C. Vielhauer: Benchmarking contact-less surface measurement devices for fingerprint acquisition in

- forensic investigations: Results for a differential scan approach with a chromatic white light sensor. In: *Digital Signal Processing (DSP), 2011 17th International Conference on* (2011), 1–6.
- [HMQD13] M. Hildebrandt, A. Makrushin, K. Qian, J. Dittmann: Visibility Assessment of Latent Fingerprints on Challenging Substrates in Spectroscopic Scans. In: *Communications and Multimedia Security* (2013), 200–203.
- [Krae13] C. Kraetzer: Statistical Pattern Recognition for Audio Forensics - Empirical Investigations on the Application Scenarios Audio Steganalysis and Microphone Forensics. Dissertation, Fakultät für Informatik, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg (2013).
- [LKDV11] M. Leich, S. Kiltz, J. Dittmann, C. Vielhauer: Non-destructive forensic latent fingerprint acquisition with chromatic white light sensors. In: *Proc. SPIE 7880, Media Watermarking, Security, and Forensics III* (2011).
- [MeDV11] R. Merkel, J. Dittmann, C. Vielhauer: Approximation of a Mathematical Aging Function for Latent Fingerprint Traces Based on First Experiments Using a Chromatic White Light (CWL) Sensor and the Binary Pixel Aging Feature. In: *B. Decker, J. Lapon, V. Naessens, A. Uhl (Hrsg.), Communications and Multimedia Security, Springer Berlin Heidelberg, Lecture Notes in Computer Science, Bd. 7025* (2011), 59–71.
- [MKHD⁺13] A. Makrushin, T. Kiertscher, M. Hildebrandt, J. Dittmann, C. Vielhauer: Visibility enhancement and validation of segmented latent fingerprints in crime scene forensics. In: *Proc. SPIE 8665* (2013).
- [NIST14] NIST: NBIS Biometric Image Software (2014), online <http://www.nist.gov/itl/iad/ig/nbis.cfm>, letzter Zugriff 17.06.2014.
- [OSVD06] A. Oermann, T. Scheidat, C. Vielhauer, J. Dittmann: Semantic Fusion for Biometric User Authentication as Multimodal Signal Processing. In: *B. Gunsel, A. Jain, A. Tekalp, B. Sankur (Hrsg.), Multimedia Content Representation, Classification and Security, Springer Berlin Heidelberg, Lecture Notes in Computer Science, Bd. 4105* (2006), 546–553.
- [Piel13] C. Pielach: Erstellung einer Vergleichsgrundlage für unterschiedliche optische Sensoren und Demonstration der Eignung anhand zweier vorgegebener Repräsentanten. Diplomarbeit, Otto-von-Guericke-Universität Magdeburg, Fakultät für Mathematik (2013).
- [RoNJ06] A. A. Ross, K. Nandakumar, A. K. Jain: Handbook of multibiometrics, Bd. 6. Springer (2006).
- [SaPa02] C. Sanderson, K. Paliwal: Information Fusion and Person Verification Using Speech & Face Information (2002).
- [SHDV13] J. Sturm, M. Hildebrandt, J. Dittmann, C. Vielhauer: High quality training materials to detect printed fingerprints: Benchmarking three different acquisition sensors producing printing templates. In: *Biometrics and Forensics (IWBF), 2013 International Workshop on* (2013), 1–4.