

Erkennung von Schreibern mittels handgeschriebener Buchstaben

Robert Dzido, Martin Gehrke, Karl-Heinz Steinke

Fachhochschule Hannover
Forschungsprojekt Herbar Digital
Ricklinger Stadtweg 118
30459 Hannover

Robert.Dzido@fh-hannover.de

Martin.Gehrke@fh-hannover.de

Karl-heinz.Steinke@fh-hannover.de

Abstract: Das Forschungsprojekt „Herbar Digital“ [JKS00] startete 2007 mit dem Ziel der Digitalisierung des Bestands von mehr als 3,5 Millionen getrockneter Pflanzen bzw. Pflanzenteile auf Papierbögen (Herbarbelege) des Botanischen Museums Berlin. Da gelegentlich der Sammler der Pflanze unbekannt ist, wurde in der vorliegenden Arbeit ein Verfahren entwickelt, um aus kursiv geschriebenen Buchstaben deren Schreiber zu bestimmen. Dazu muss der statische Buchstabe in eine dynamische Form gebracht werden. Dies geschieht mit dem Modell einer trägen Kugel, die durch den Schriftzug rollt. Bei dieser Offline-Schreibererkennung werden verschiedene Verfahren wie die Nachbildung der Schreiblinie einzelner Buchstaben durch z.B. Legendre-Polynome verwendet. Bei Verwendung nur eines Buchstabens der Schreiber wird eine Erkennungsrate von durchschnittlich 40% erreicht. Durch Kombination von mehreren Buchstaben steigt die Erkennungsrate stark an und beträgt bei 13 Buchstaben und 93 Schreibern einer internationalen Datenbank 98,6%.

1 Einleitung

Auf einem Herbarbeleg sind Fundort (möglichst GPS-Koordinaten), Funddatum, Sammler und meist der wissenschaftliche Name der Pflanze angegeben. Unter den ca. 3,5 Millionen Pflanzenbelegen in Berlin gibt es jedoch einige, bei denen der Sammler der Pflanze unbekannt ist, weil ein entsprechender Vermerk auf dem Herbarbogen fehlt. Ein Beispiel für einen Herbarbeleg mit handschriftlichen Angaben ist in Abbildung 1 dargestellt. Die Zuordnung dieser Belege soll über die Analyse der darauf enthaltenen Handschriften erfolgen. Das Verfahren wird für die automatische Generierung von Metadaten und möglicherweise auch für die Implementierung von "content-based image retrieval" benötigt. Auch auf anderen Gebieten, wie in der Forensik, spielt die Zuordnung von Handschriften zu den Autoren eine wichtige Rolle. In der Literatur gibt es viele Ansätze zur Schreibererkennung, die hauptsächlich auf Daten von einem

Digitalisierungstablett basieren, auf dem die Handschriftenkoordinaten in Echtzeit erfasst werden und als Koordinatenfolge ausgewertet werden können.

In unserem Fall handelt es sich jedoch um alte statische Handschriften von Schreibern, die nicht mehr präsent sind. Diese sogenannte offline-Schreibererkennung stellt ein komplizierteres Problem dar, da keine Koordinatenfolgen vorliegen. Die Forschung in automatischer Identifikation von Schreibern fokussiert sich hauptsächlich auf den statistischen Ansatz. Das hat zur Extraktion von Merkmalen wie Lauflängen- und Neigungsverteilungen sowie Entropiemerkmalen geführt. Neuere Ansätze wie von Siddiqi[SV00] versuchen globale und lokale Merkmale zu kombinieren, doch noch mit bescheidenem Erfolg. Niels[NGV00] verwendet Buchstaben-Prototypen und unterscheidet Schreiber anhand der Häufigkeit des Auftretens der Prototypen in einem Text. Hierzu ist jedoch eine aufwändige Analyse der Buchstaben durch einen Handschriftenexperten vorzunehmen. Srihari[SAL00] entwickelte für statische Bilder Individualitätsmerkmale durch Extraktion von Makro- und Mikromerkmalen. Es zeigte sich, dass einzelne Buchstaben unterschiedliche Diskriminationsfähigkeiten besitzen. Said[STB00] präsentiert einen globalen Ansatz und betrachtet die Handschrift als unterschiedliche Textur, die er durch Anwendung des Gaborfilters und der Grauwertmatrix erhält. Marti[MMB00] analysiert den Unterschied zwischen Handschriften durch strukturelle Merkmale jeder Textzeile. Schomaker[SBB00] wendet die Kontur von zusammenhängenden Komponenten an. Bensefia[BPH00] benutzt lokale Merkmale, die aus der Analyse der Minima der oberen Kontur stammen.



Abbildung 1: Herbarbeleg mit handschriftlichen Angaben

Um eine höhere Erkennungsrate zu erreichen, wurde hier ein neuer Ansatz entwickelt, der statische Handschrift in dynamische Koordinatenfolgen überführt. Durch die Weiterverarbeitung dieser x- und y-Koordinaten mit verschiedenen Algorithmen werden Merkmale aus Einzelbuchstaben gewonnen, die auf den Schreiber der Buchstaben schließen lassen.

2 Dynamisierung von statischen Buchstaben

Bei der online-Schrifterkennung, z.B. bei PDAs, werden Zeitreihen benutzt um handschriftliche Zeichen zu lesen. Um eine ähnliche Herangehensweise auch für schon vorliegende Handschrift auf Papier zu ermöglichen, wurde eine Software entwickelt, die Handschrift in dynamische Koordinatenfolgen überführt. Sie werden in einer Datenbank gespeichert, um in einem späteren Schritt auch zur Vernetzung von Sammlungsdaten über Internet angezapft werden zu können. Der handgeschriebene Buchstabe kann aus zusammenhängendem Text extrahiert werden. Um die Schreiblinie aus alten Dokumenten zurückzugewinnen, deren Schreiber nicht mehr präsent sind, dient folgendes Modell: Durch die Schrift, die als Rille in Sand geschrieben ist, lässt man eine Kugel laufen, deren Schwerpunkt die Schreiblinie zurückgewinnt. Die Kugel ist mit Trägheit ausgestattet und versucht an jeder Position ihre bisherige Richtung beizubehalten. Gelangt sie an einen Endpunkt, läuft sie zurück, versucht aber von dem bisherigen Weg abzuweichen. In nicht eindeutigen Situationen lässt sich die Kugel mit einem „Gummiband“ (rechte Maustaste) in eine gewünschte Richtung ziehen. Man erhält so auch die Schreiblinie von Buchstaben, die mit der nächsten Zeile verschmolzen sind (s. Abbildung 3).



Abbildung 2: Kugel-Prinzip

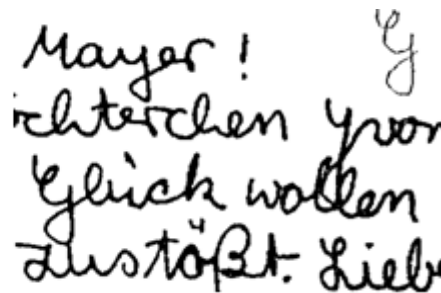


Abbildung 3: Handschriftenprobe mit extrahierter Schreiblinie

Mit dem Programm „LinienExtraktor“ lassen sich auf diese Weise Linienverläufe, die als digitalisiertes Bild vorliegen, in dynamische Koordinatenfolgen überführen. Diese sind zudem weitgehend unabhängig vom verwendeten Schreibstift.



Abbildung 4: Vergleich originales und eingelesenes W

Zum Starten des Einlesevorgangs wird mit der Maus auf den Anfang des Zeichens geklickt. Die Kugel läuft von dort aus in der Mitte der Schreiblinie entlang und ermittelt die Koordinatenfolge. In Abbildung 4 sind zum Vergleich ein W aus einer Schriftprobe und die aus den Koordinatenfolgen gezeichnete Schreiblinie dargestellt.

3 Verwendete Verfahren

Um die Zeichen miteinander vergleichen und den Schreibern zuordnen zu können, werden die nachfolgenden Verfahren eingesetzt:

- Nachbildung der Zeichen durch Vektoren
- Annäherung der Zeichen durch Fourierreihen
- Annäherung der Zeichen durch Chebychev-Polynome
- Vergleich der Zeichen durch Kreuzkorrelation
- Annäherung der Zeichen durch Legendre-Polynome
- Vergleich durch Bild-Momente

3.1 Vektoren

Beim Vektorvergleich werden die Zeichen durch die Aneinanderreihung von Vektoren nachgebildet. Die Koordinatenfolgen der einzelnen Zeichen werden in Winkel gewandelt, diese der jeweiligen Vektorlänge entsprechend aufaddiert und daraus die mittleren Winkel für die Vektoren berechnet. Diese Winkel können dann mit denen der anderen vorhandenen Zeichen verglichen werden. Die dabei erhaltenen Differenzen geben Auskunft über die Ähnlichkeit der Buchstaben. Die Bestimmung der Winkel erfolgt nach einem System ähnlich dem des Freeman-Codes. Dabei werden die Pixel vom Startpunkt ausgehend durchlaufen und dem jeweils nachfolgenden Punkt wird ein Winkel, der seiner Position entspricht, zugeordnet. In Abbildung 5 ist das Schema der Codierung dargestellt. Nach diesem Schritt werden die Längen der Vektoren berechnet, indem die Anzahl der vorhandenen Winkel eines Zeichens durch die gewünschte Vektor-Anzahl dividiert wird. Aufgrund der Tatsache, dass die Vektoren immer ganze Pixel besitzen müssen, ist danach meistens eine Korrektur der Länge notwendig. Dabei werden die Vektoren um einen Punkt länger gewählt und Pixel, die fehlen, werden doppelt verwendet. Das heißt also, dass der Endpunkt des ersten Vektors gleichzeitig Anfangspunkt des nächsten ist. Anschließend werden die Summen der entsprechenden Winkel gebildet und die Mittelwerte daraus berechnet. Probleme bei der Umsetzung dieses Systems entstehen durch das Überschreiten des Nullpunktes. Wenn beispielsweise für eine Folge zweier Pixel ein 315 Grad-Winkel ermittelt wird und der Winkel zum nächsten Punkt 45 Grad hat, so erhält man beim Aufsummieren 360 Grad. Der Mittelwert würde 180 Grad ergeben, müsste aber korrekt gerechnet 0 Grad sein. Um diese Fehler zu beheben, werden bei Übertreten des Nullpunktes 360 Grad von der Winkelsumme abgezogen wodurch man den richtigen mittleren Winkel des Vektors erhält. Zur Veranschaulichung sind in der Abbildung 5 ein C und dessen Nachbildung durch 4 Vektoren dargestellt. Bei dem original eingelesenen C sind die Bereiche, deren Punkte zu einem Vektor zusammengefasst werden, farblich voneinander getrennt. Die entsprechenden Vektoren sind in der Nachbildung jeweils in derselben Farbe markiert.



Abbildung 5: Winkel-Code, original eingelesenes C und Nachbildung durch 4 Vektoren

3.2 Fourierreihen

Durch eine Fourierreihe lässt sich eine periodische Funktion als eine Reihe von Sinus- und Kosinus-Funktionen darstellen, deren Frequenzen ganzzahlige Vielfache der Grundfrequenz $\omega=2\pi/T$ sind.

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{n=1}^{\infty} (a_n \cdot \cos(n\omega t) + b_n \cdot \sin(n\omega t)) \quad (1)$$

Die Fourierkoeffizienten a_n und b_n berechnen sich über folgende Euler'schen Formeln:

$$a_n = \frac{2}{T} \int_c^{c+T} f(t) \cos(n\omega t) dt \quad b_n = \frac{2}{T} \int_c^{c+T} f(t) \sin(n\omega t) dt \quad n = 1, 2, \dots \quad (2)$$

Dabei stellt c eine Verschiebung des Intervalls dar und kann beliebig gewählt werden. Es werden bei dieser Vergleichs-Methode maximal 64 Fourier-Koeffizienten berechnet, also wird $f(t)$ durch ein endliches trigonometrisches Polynom $f_n(t)$ approximiert.

$$f_n(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{k=1}^n (a_k \cdot \cos(k\omega t) + b_k \cdot \sin(k\omega t)) \quad (3)$$

Aus den eingelesenen Koordinaten der Zeichen werden die Fourier-Koeffizienten berechnet und dann miteinander verglichen. Durch die Koeffizienten lassen sich die Verläufe der Zeichen zurücktransformieren. In Abbildung 6 sind ein C als Original und als Annäherung durch 64 Koeffizienten dargestellt.



Abbildung 6: Original-Darstellung Fourier-Rücktransformation

3.3 Chebychev-Polynome

Funktionen lassen sich durch die Verwendung von Chebychev-Polynomen der ersten Art mit einer sehr hohen Genauigkeit annähern. Die Polynome werden über folgende Formel berechnet:

$$T_n(x) = \cos(n \cdot \arccos(x)), x \in [-1, 1] \quad (4)$$

Ein Polynom $T_n(x)$ hat im Intervall $[-1,1]$ genau n Nullstellen und $n+1$ Extremstellen. In Abbildung 7 sind die Chebychev-Polynome bis zur 4. Ordnung dargestellt.

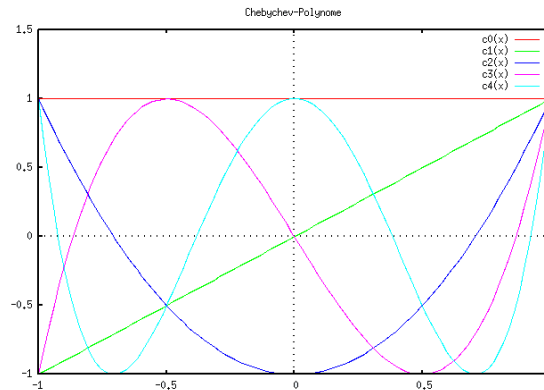


Abbildung 7: Chebychev-Polynome 0. bis 4. Ordnung

Um die in dieser Anwendung benötigten Chebychev-Koeffizienten zu bekommen, ist es notwendig, den Schriftverlauf der Zeichen durch folgenden Ausdruck anzunähern:

$$f(x) \approx \sum_{k=0}^{N-1} c_k T_k(x) - \frac{1}{2} c_0 \quad N = \text{Anzahl Koeffizienten} \quad (5)$$

Die darin enthaltenen Koeffizienten sind definiert durch:

$$c_j = \frac{2}{N} \sum_{k=1}^N f \left[\cos \left\{ \frac{\pi(k - \frac{1}{2})}{N} \right\} \right] \cos \left\{ \frac{\pi j(k - \frac{1}{2})}{N} \right\} \quad j=0,1,2,\dots,N-1 \quad (6)$$

Anhand der bei dem Vergleich der Koeffizienten berechneten Differenzen lassen sich nun die ähnlichsten Zeichen bestimmen.

3.4 Kreuzkorrelation

Bei dieser Methode wird die Punktzahl der Zeichen durch ein Subsampling-Verfahren verringert. Dabei wird zuerst die Schrittweite berechnet, mit der aus dem aktuellen Buchstaben die Pixel ausgewählt werden. Dies geschieht durch eine Division der Pixelanzahl des Zeichens durch die gewünschte Punktzahl - 1, auf die der Buchstabe reduziert werden soll. Anschließend werden die Zeichen mit den berechneten Schritten nachgefahren und die entsprechenden Pixelkoordinaten in das Feld für die reduzierten Buchstaben kopiert. Ein Beispiel mit einem auf 32 Punkten reduzierten C ist in Abbildung 8 dargestellt.



Abbildung 8: Subsampling 32 Punkte

Danach wird für jeden Buchstaben der Mittelwert der Ausdehnung in x- und y-Richtung kalkuliert, also jeweils die x- und y-Werte der Pixel aufsummiert und durch die Punktzahl n des Zeichens geteilt.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad (7)$$

Um eine Skalierungsinvarianz zu erreichen, ist eine Normierung der reduzierten Zeichen notwendig. Dafür wird zuerst die Standardabweichung der Ausdehnung in y-Richtung des zu vergleichenden, originalen Zeichens berechnet und danach die Standardabweichung aller reduzierten Buchstaben.

$$s = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

Die Normierung der reduzierten Zeichen erfolgt mittels der Division der x- und y-Koordinaten durch einen Größendifferenzfaktor. Diesen Faktor erhält man, indem man den Standardabweichungswert des reduzierten Buchstaben durch die Standardabweichung des originalen zu vergleichenden Zeichen teilt.

Nach der Normierung der reduzierten Buchstaben ist eine erneute Mittelwert-Kalkulation notwendig. Bei der Berechnung der Abstände werden die reduzierten Zeichen in zwei äußere und einen inneren Bereich aufgeteilt, die mit einem variablen Gewichtungsfaktor in das Ergebnis eingehen.

Die einzelnen Punkte des zu vergleichenden Zeichens werden jeweils mit denen der anderen vorhandenen Buchstaben verglichen.

Durch die Summe der Abstände erhält man Auskunft über die Zeichen mit der geringsten Abweichung. Die Abbildung 9 zeigt das Ergebnis eines Vergleichs. Von links nach rechts sind das zu vergleichende C, das Zeichen mit der größten Ähnlichkeit und die Differenzen zwischen beiden dargestellt.



Abbildung 9: Zu vergleichendes Zeichen

Ähnlichstes Zeichen

Differenzen

3.5 Legendre-Polynome

In der 5. Methode werden zur Bestimmung des Zeichens mit der geringsten Abweichung die Legendre-Koeffizienten verwendet. In Verbindung mit den dazugehörigen Legendre-Polynomen können Funktionen angenähert werden. Allgemein dargestellt sehen sie wie folgt aus:

$$P_n(x) = \frac{1}{(2^n n!)} \cdot \frac{d^n}{dx^n} [(x^2 - 1)^n] \quad (9)$$

Ein Polynom $P_n(x)$ hat im Intervall $[-1,1]$ genau n Nullstellen und zwischen 2 Nullstellen von $P_n(x)$ liegt genau eine Nullstelle von $P_{n+1}(x)$.

Eine Annäherung der Funktionen durch die Polynome erfolgt durch den Ausdruck 10, wobei c_n die Legendre-Koeffizienten darstellen.

$$f(x) = \sum_{n=1}^{\infty} c_n P_n(x) \quad (10)$$

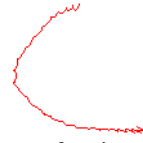
Die für die Approximation erforderlichen Koeffizienten können über das folgende Integral berechnet werden:

$$c_n = \frac{2n+1}{2} \int_{-1}^1 f(x) P_n(x) dx \quad (11)$$

Nach der Kalkulation lässt sich durch das Einsetzen der Koeffizienten und der Polynome in den Ausdruck 10 eine rücktransformierte Funktion erzeugen. Als Beispiel für eine Annäherung durch die diskrete Legendre-Transformation werden in Abbildung 10 ein C als Original und als Rücktransformation gezeigt.



Abbildung 10: Original-Zeichen



Rücktransformiertes Zeichen

Durch das Berechnen und Aufsummieren der Koeffizient-Differenzen aller vorhandenen Zeichen lassen sich anschließend die Buchstaben mit den größten Ähnlichkeiten ermitteln.

3.6 Bild-Momente

In der digitalen Bildverarbeitung kommen geometrische Momente zur Gewinnung von Formmerkmalen zum Einsatz. Um Objekte zu beschreiben existieren 4 Arten von Momenten, wovon die ersten 3 in diesem Ansatz verwendet werden:

- Diskrete geometrische Momente
- Diskrete zentrale Momente
- Normierte zentrale Momente
- Hu Momente

Die diskreten geometrischen Momente, oder auch Spat-Momente genannt sind durch folgenden Ausdruck definiert:

$$m_{p,q} = \iint x^p y^q f(x,y) dx dy \quad (12)$$

Die sogenannten Hu-Momente sind translations-, skalierungs- und rotationsinvariant. Aus den Momenten lassen sich folgende weitere Formmerkmale bestimmen:

- Winkel der Hauptachse
- Exzentrizität
- Füllfaktor

Die Hauptachse führt durch den Schwerpunkt S des Zeichens und in die Richtung, in der das Objekt seine größte Ausdehnung besitzt. Der Winkel Φ , der durch die Haupt- und der x-Achse gebildet wird, lässt sich aus den diskreten zentralen Momenten bestimmen. Ein Beispiel dazu ist in Abbildung 11 dargestellt.

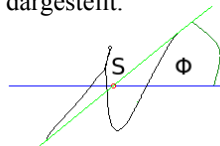


Abbildung 11: Hauptachse

Als Exzentrizität ε bezeichnet man die Abweichung von der Rundheit eines Objektes. Bei einem Kreis nimmt diese den Wert 0 und bei einer geraden Linie den Wert 1 an. Für alle anderen Objekte liegen die Werte zwischen 0 und 1. Das in Abbildung 12 dargestellte C besitzt den Wert 0,0719, während das gezeigte I eine Exzentrizität von 0,9931 hat.

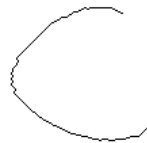


Abbildung 12: geringe Exzentrizität



hohe Exzentrizität

Die Exzentrizität kann durch Verwendung der Momente 2. Ordnung bestimmt werden.

$$\varepsilon = \frac{(\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4\mu_{1,1}^2}{(\mu_{2,0} + \mu_{0,2})^2} \quad (13)$$

3.7 Diskrete Transformation der Zeichen

Durch die Fourierreihen, die Chebychev- und die Legendre-Polynome lassen sich die Verläufe von Funktionen annähern. Eine Funktion ist definiert als eine Beziehung zwischen zwei Mengen, die jedem Element der einen Menge höchstens ein Element der anderen Menge zuordnet. Wenn man den Verlauf des Zeichens in Abbildung 13 betrachtet, erkennt man, dass sich dort bis zu drei y-Werte für einen x-Wert befinden. So stellt das Zeichen keine Funktion dar, über die der Verlauf beschrieben werden kann. Also kann eine Annäherung des Schriftverlaufes nicht direkt erfolgen. Gelöst wird das Problem, indem die Schreiblinie in x- und y-Bewegung aufgespalten und danach jede einzeln diskret approximiert wird.

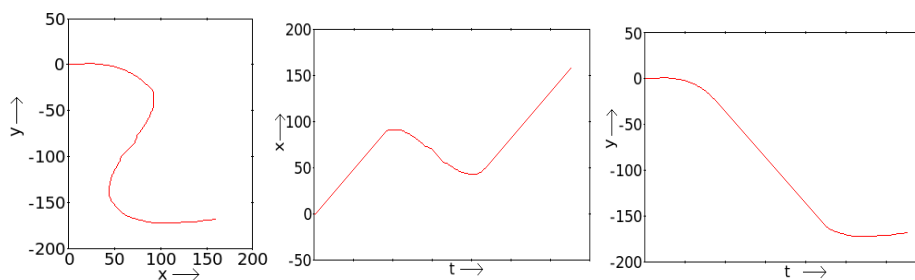


Abbildung 13: x,y-Diagramm, x,t-Diagramm und y,t-Diagramm eines eingelesenen Z

3.8 Rekonstruktion der Zeichen

Aus den Merkmalen der meisten verwendeten Vergleichsmethoden lässt sich der ursprüngliche Schriftverlauf wieder rekonstruieren. Die Genauigkeit dieser Nachbildungen hängt von der Anzahl der verwendeten Merkmale ab. Die Abbildungen 14 und 15 zeigen die Nachbildungen eines W's durch Vektoren, Fourierreihen, Subsamplingverfahren und Legendre-Polynome. Bei allen Methoden sind die dargestellten Reproduktionen wie folgt durchnummeriert:

- Nr. 1: Originales Zeichen
- Nr. 2: Rekonst. 64 Merkmale
- Nr. 3: Rekonst. 32 Merkmale
- Nr. 4: Rekonst. 16 Merkmale
- Nr. 5: Rekonst. 8 Merkmale
- Nr. 6: Rekonst. 4 Merkmale

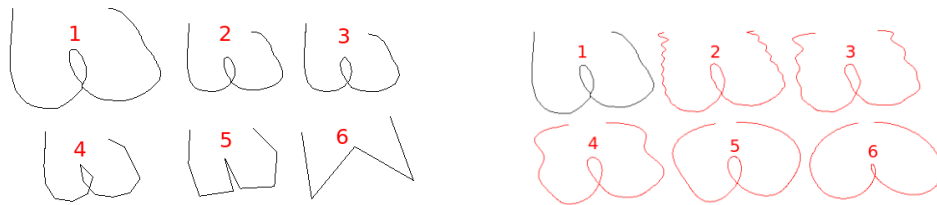


Abbildung 14: Rekonstruktion aus Vektoren und aus Fourier-Koeffizienten

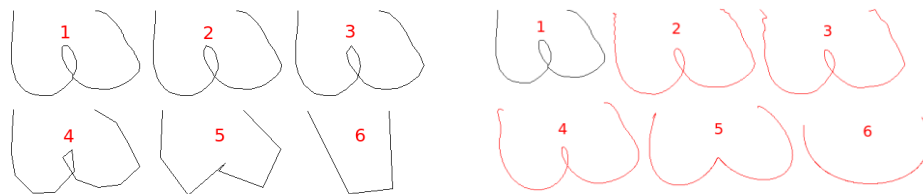


Abbildung 15: Rekonstruktion aus subgesampten Buchstaben und aus Legendre-Koeffizienten

Werden für die Nachbildung Vektoren oder Fourier-Koeffizienten verwendet, lässt sich in diesem Beispiel, selbst bei nur 4 Merkmalen, das dargestellte Zeichen noch eindeutig erkennen. Für die Rekonstruktion aus den Punkten der bei dem Kreuzkorrelations-Verfahren genutzten, reduzierten Buchstaben und den Legendre-Koeffizienten sind hingegen jeweils 8 Merkmale notwendig um dies zu erreichen.

4 Ergebnisse

Um die Verfahren zu entwickeln und zu vergleichen wurde zunächst ein kleiner Datensatz erstellt. Es wurden Schriftproben von 10 Schreibern verwendet. Jede dieser Proben besteht aus 60 Buchstaben, wobei 10 unterschiedliche Buchstaben vorkommen. Jeder Buchstabentyp von einem Schreiber ist 6 Mal vorhanden (s. Abbildung 16).

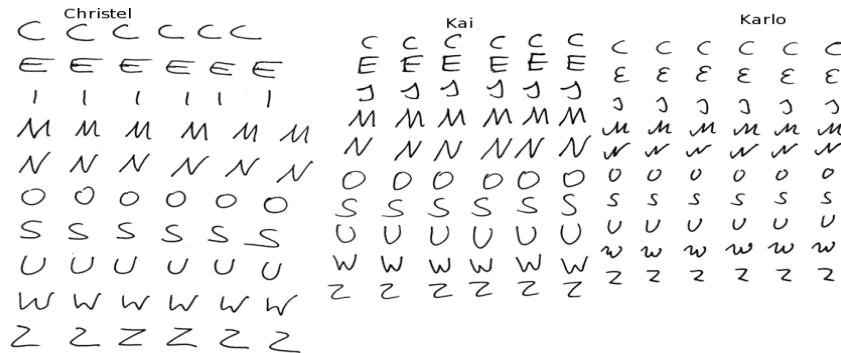


Abbildung 16: Schriftprobe 1 Schriftprobe 2 Schriftprobe 3

4.1 Ergebnisse mit einem kleinen Datensatz

Bei den Ergebnissen der Vergleiche werden 3 Fälle unterschieden:

- 1) Das Zeichen wird richtig erkannt
- 2) Der Schreiber wird richtig erkannt
- 3) Das Zeichen und der Schreiber werden richtig erkannt

Der Vergleich über die Winkel von Vektoren wird mit den Vektoranzahlen 64, 32, 16, 8, 4 und 2, jeweils mit der City-Block-Distanz durchgeführt.

Die Ergebnisse der Vergleiche bei 10 Schreibern mit insgesamt 600 Zeichen sind in Abbildung 17 zu sehen.

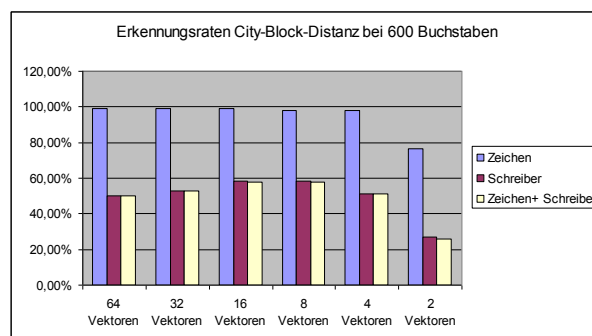


Abbildung 17: Erkennungsraten bei 600 Buchstaben von 10 Schreibern

Beim Vergleich der Legendre-, Fourier-, Chebychev-Koeffizienten und Kreuzkorrelation werden noch etwas bessere Erkennungsraten bei den Schreibern erreicht. Die für die Schriftproben berechneten diskreten geometrischen, diskreten normierten und normierten zentralen Momente ergeben deutlich schlechtere Ergebnisse. Unter <http://opus.bs-z-bw.de/fhhv/volltexte/2009/252/> können die kompletten Ergebnisse abgerufen werden.

4.2 Ergebnisse mit einem historischen Datensatz

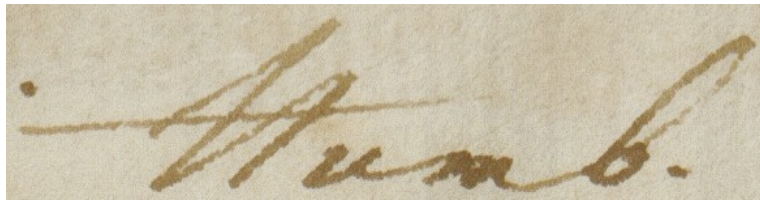


Abbildung 18: Schriftprobe von Alexander von Humboldt

Es wurden 13 Großbuchstaben (261 Proben insgesamt) von Alexander von Humboldt extrahiert und mit dem Schreibersatz von 4.1 verglichen. Dabei konnte ein Buchstabe von Humboldt zu 96% richtig auf Humboldt verweisen. Dieses Ergebnis verwundert allerdings nicht, da die Buchstaben von Humboldt sehr markant sind und sich von den anderen Schreibern oft deutlich unterscheiden.

4.3 Ergebnisse mit menschlichen Testpersonen

Der gleiche Datensatz wie in 4.1 wurde 8 Testpersonen (keine Handschriftenexperten) vorgelegt. Von den 600 Buchstaben waren 300 als Referenz gegeben und 300 sollten den 10 Schreibern zugeordnet werden. Die Erwartung, dass der Mensch anhand eines Buchstabens den Schreiber besser erkennen kann als der Computer, wurde nicht erfüllt. Die Erkennungsraten der Testpersonen lagen zwischen 34% und 64% mit einem Mittelwert von 52,4% und damit deutlich unter denen des Computerprogramms. Die schlechten Ergebnisse lassen sich vielleicht damit erklären, dass es sich um Handschriftenlaien handelte, die außerdem unter einem gewissen Zeitdruck standen (die Testserie sollte innerhalb einer Stunde erledigt werden).

4.4 Ergebnisse mit einem großen Datensatz

Für den Vergleich mit einer großen Schreiberanzahl bietet sich eine internationale Datenbank aus der Schweiz [MB00] an. Die IAM-Datenbank enthält Handschriften in englischer Sprache mit nur wenigen Großbuchstaben. Da von jedem Schreiber ein Minimalsatz von gleichen Buchstaben extrahiert werden soll, kommen nur kleine Buchstaben in Betracht. Es wurden insgesamt 6045 Buchstaben von 93 Schreibern aus den Bildern extrahiert. Von jedem Schreiber wurden 5 Proben von jeweils einem Buchstaben gewonnen. Es wurden die 13 Buchstaben m,k,h,l,u,f,v,o,d,b,s,w,y ausgewählt. Es zeigte sich, dass die Buchstaben unterschiedliche diskriminatorische Fähigkeiten besitzen. In Abbildung 19 sieht man die Schreibererkennungsraten unter Verwendung nur eines Buchstaben.

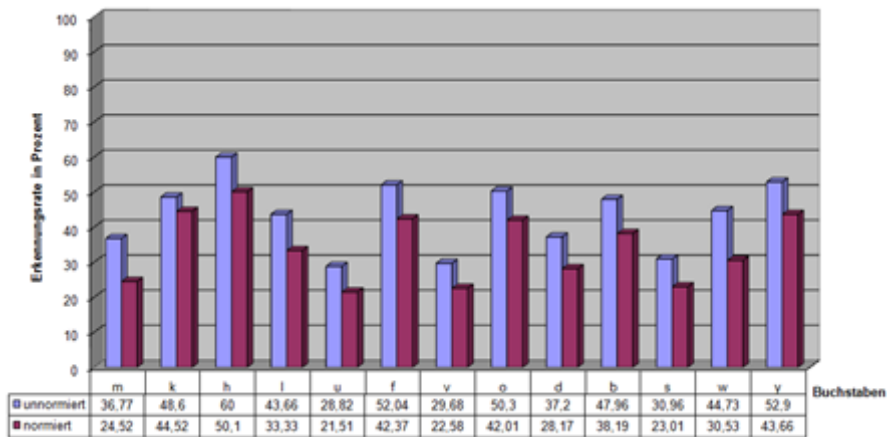


Abbildung 19: Erkennungsraten mit einem Buchstaben

4.5 Ergebnisse mit Buchstabenkombinationen

Die Kombination mehrerer Buchstaben verspricht durch mehr Information eine höhere Erkennungsrate. Für den Vergleich der Schreiber werden von einem unbekanntem Schreiber n Buchstaben gewählt ($1 \leq n \leq 13$). Zu den gewählten Buchstaben wird von jedem bekannten Schreiber der ähnlichste gesucht. Die Distanzen der n ähnlichsten werden addiert und die Entscheidung fällt für den Schreiber mit der minimalen Distanzsumme. Es zeigt sich in Abbildung 20, dass die Erkennungsrate mit steigender Anzahl von verwendeten Buchstaben stark ansteigt. Beim Kombinieren der Buchstaben erweisen sich die Verfahren mit den Legendre-, Fourier- und Chebychev-Koeffizienten als nahezu gleichwertig. Interessant ist, dass die größtenteils normierten Buchstaben zunächst schlechtere Erkennungsraten liefern. Mit steigender Buchstabenanzahl ziehen sie aber fast gleich mit den nicht normierten Buchstaben.

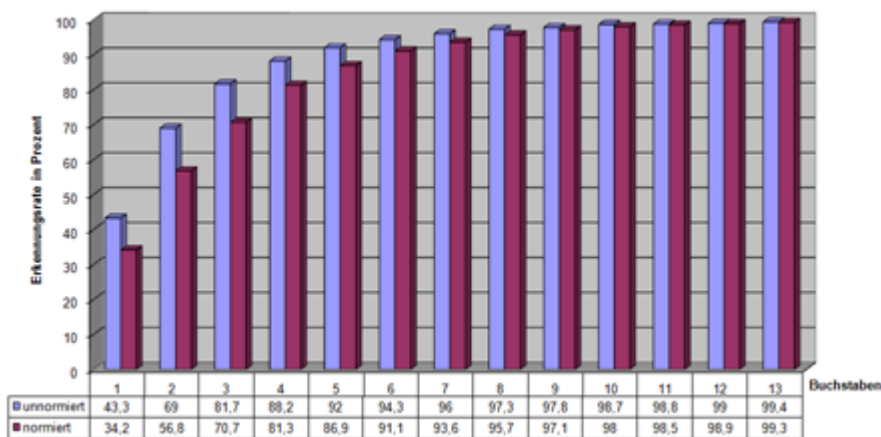


Abbildung 20: Erkennungsraten mit mehreren Buchstaben

5 Ausblick

Im Rahmen des Projekts Herbar Digital [JKS00] wird ein Softwareprototyp entwickelt, der später zur Marktreife gebracht werden kann. Dieser soll in der Lage sein, handschriftliche Belege mit vorher hinterlegten Schriftproben zu vergleichen und dem jeweiligen Autor zuzuordnen. Auf Basis dieses Prototyps soll eine Softwareplattform entwickelt werden, die es Museen ermöglicht, vorhandene mit handschriftlichen Kommentaren versehene Belege zu erfassen und auszuwerten. Auch eine Sekundärnutzung in Bereich der Forensik ist möglich. Der Softwarealgorithmus kann so weiterentwickelt werden, dass er auch für den Schriftprobenvergleich bei kriminalistischen Ermittlungen zum Einsatz kommt.

Literaturverzeichnis

- [BPH00] A. Bensefia, T. Paquet, L. Heutte, A writer identification and verification system, Pattern Recognition Letters, vol. 26, issue 13, 2080-2092, 2005.
- [JKS00] Jaspersen, T.; Krause, M.; Steinke, K.-H. (2009): Forschungsprojekt Herbar Digital – Rationalisierung der Virtualisierung von botanischen Belegmaterial und deren Verwendung durch Prozessoptimierung und –automatisierung. Zwischenbericht: Forschungsjahr 07/2007 – 06/2008. Online abrufbar unter <http://opus.bsz-bw.de/fhhv/volltexte/2009/251/>
- [Ki00] Kilian, Johannes: Simple Image Analysis By Moments, Version 0.2, 2001 <http://tech.groups.yahoo.com/group/OpenCV/files/Documentation/>
- [MB00] Marti, U., Bunke, H., A full english sentence database for off-line handwriting recognition, Proceedings of the 5. Int. Conference on Document Analysis and Recognition, Bangalore 1999, pp. 765-768.
- [MMB00] U.V. Marti, R. Mesterli, H. Bunke, Writer Identification Using Text Line Based Features, Proc. Of the 6th International Conference on Document Analysis and Recognition, Seattle, USA, 2001, pp. 101-105.
- [NGV00] Niels, R., Grootjen, F., Vuurpijl, L., writer identification through information retrieval: the allograph weight vector, Proceedings of the 11. Int. Conference on Frontiers in Handwriting Recognition, Montreal, 2008,
- [SAL00] S. Srihari, S. , H. Arora, S. Lee, Individuality of handwriting, J. of Forensic Sciences, 47(4):1.17, July 2002
- [SB00] Schlapbach, Andreas; Bunke, Horst: Off-line Handwriting Identification Using HMM Based Recognizers, 2004 <http://www.iam.unibe.ch/~schlpbch/publications/SchBu04-001.pdf>
- [SBB00] L. Schomaker, L. And M. Bulacu, Automatic Writer Identification Using Connected-Component Contours and Edge-Based Features of Uppercase Western Script, in IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, no. 6, pp. 787-798, 2004.
- [St00] Steinke, K.-H., Recognition of Writers by Handwriting Images; Conference on Pattern Recognition, 1980, Oxford, published in Pattern Recognition 1981; M. Duff Ed.
- [STB00] H.E.S. Said , T.N. Tan, K.D. Baker, Personal Identification Based on Handwriting, Pattern Recognition, vol. 33, 2000, pp.149-160.
- [SV00] Siddiqi, I., Vincent, N., Combining global and local features for writer identification, Proceedings of the 11. Int. Conference on Frontiers in Handwriting Recognition, Montreal, 2008