

OCR von Handschriften. Ein Forschungsüberblick

von **BIANCA FELDMANN**

1. Einleitung

Seit 40 Jahren gibt es Forschungen auf dem Gebiet der Handschriftenerkennung.¹ Sie sind eingebettet in die Forschungen zur optischen Buchstabenerkennung (*optical character recognition*), Intelligenz Buchstabenerkennung (*intelligent character recognition*), Mustererkennung (*pattern recognition*) und graphonomische Forschungen. Die Forschungen zur automatischen Handschriftenerkennung sind auf grundlegendes Wissen über die Wahrnehmung und Interpretation von Sprachen angewiesen. Ihr Ziel besteht in der Entwicklung eines Systems, welches jeden handschriftlichen Text verstehen kann. Die Anforderungen an ein solches Programm sind komplex. So sollte die Trainingsphase dieses Systems so kurz wie möglich sein, es sollte sich automatisch auf einen neuen Nutzer oder eine neue Nutzerin einstellen, es müsste eine sehr große Menge von Wörtern als Wissensbasis verwalten, die unterschiedlichsten Handschriftenstile erkennen können und mehrsprachig sein.

Die Methoden und Erkennungsraten hängen von der Eingeschränktheit der Handschriften ab. Die Einschränkungen können hauptsächlich charakterisiert werden als die unterschiedlichen Arten von Handschriften, die Anzahl der zu erkennenden Zeichen, die Größe des Vokabulars und das räumliche Layout der Schrift. Je weniger Einschränkungen es gibt, um so schwieriger wird der Erkennungsprozeß.

Für römische Schrift zum Beispiel (wird grob klassifiziert in handgeschriebene Druckbuchstaben und Kurrentschrift) ist die Schwierigkeit der Erkennung geringer bei einer Sequenz von einzeln geschriebenen Buchstaben als bei durchgehender Kurrentschrift, welche einiges gemeinsam hat mit der akustischen Erkennung von Sprache. Für andere Schreibsysteme ist die Buchstabenerkennung wesentlich

¹ Frühe Arbeiten sind: P. Mermelstein, M. Eden: A System for automatic recognition of handwritten words, Proc. FJCC (AFIPS), 1964, 333-342; L. D. Earnest: Machine reading of cursive script, IFIP Congress (Amsterdam, 1964) 462-466; N. Lindgren: Cursive script Recognition, IEEE Spectrum, 2, 5, Mai 1965, 104-116; J. W. Ehrich, K. J. Koehler: Experiments in the contextual recognition of cursive script. IEEE Trans. Comp., C24, Februar, 1975, 182-194; G. M. Miller: Real Time classification of handwritten script words, IFIP Congress (Amsterdam, 1972), 218-223; M. Sayre: Machine Recognition of Handwritten words. A project report, Pattern Recognition, 5, September 1973, 213-228.

schwieriger, z. B. für Kanji, welches sich durch eine hohe Komplexität der und eine große Zahl an Zeichen auszeichnet.

Handschriftliche Daten können entweder durch Einscannen eines Schriftbildes oder durch das Schreiben mit einem speziellen Stift auf einer elektronischen Oberfläche wie zum Beispiel LCD (*liquid crystal display*) digitalisiert werden. Die beiden Arten werden unterschieden als *off-line* und *on-line* Handschriftenerkennung.

Bei der *on-line*-Erkennung werden die zweidimensionalen Koordinaten der fortlaufend geschriebenen Punkte in chronologischer Reihenfolge gespeichert, da die Abfolge, in der der Schreiber oder die Schreiberin die Striche macht, ja vorliegt. Bei der *off-line*-Erkennung steht einem nur das komplette Schriftbild zur Verfügung, die zeitliche Komponente der Schriftentstehung fehlt hier.

Bei der *on-line*-Erkennung werden die Daten eindimensional repräsentiert, wohingegen bei der *off-line*-Erkennung ein zweidimensionales Bild analysiert werden muß. Dies ergibt einen großen Unterschied im Speicherplatzbedarf dieser beiden Methoden.

Ein durchschnittlich langes handgeschriebenes Wort benötigt bei der *on-line*-Methode ungefähr 230 Bytes (bei einer Erfassung von 100 Daten/Sek.) und 80 KBytes bei der *off-line*-Methode (Bei einer Bilddichte von 300 dpi).² Die Erkennungsraten sind bei der *on-line*-Erkennung ebenfalls wesentlich höher als bei der *off-line*-Erkennung.

Im Bereich der historisch kulturwissenschaftlichen Informationsverarbeitung interessiert vor allem die *off-line*-Erkennung, da diese für die Digitalisierung, Speicherung und Bearbeitung der unzähligen schriftlichen historischen Quellen von Nutzen ist. Der vorliegende Forschungsüberblick konzentriert sich daher auf die Forschungsarbeiten zur *off-line*-Handschriftenerkennung.

Man kann die Handschriftenerkennungssysteme (*Handwriting Recognition Systems*) anhand verschiedener Kriterien in Gruppen einteilen. Zum einen kann die Art und Weise der Segmentierung oder ihrer Umgehung als Unterscheidungskriterium verwendet werden, zum anderen der verwendete Erkennungsalgorithmus oder die Größe des Lexikons. Da die verschiedenen Erkennungsalgorithmen³ sowohl für segmentierungsbasierte als auch für die Segmentierung umgehende Modelle verwendet werden und darüber hinaus an die verschiedenen Lexikongrößen angepasst werden können, wurde in diesem Forschungsüberblick die Handhabung des Segmentierungsproblems als Hauptkriterium zur Klassifizierung der einzelnen Arbeiten ver-

² N. Sargur Srihari, Rohini K. Srihari, in: <http://cslu.cse.ogi.edu/HLTsurvey/ch2node3.html>

³ Siehe hierzu Kapitel 4.4 und die dazugehörenden Unterpunkte.

wendet.⁴ Daher werden die einzelnen Arbeiten im Kapitel über die Segmentierung vorgestellt.

2. Graphonomische Aspekte der Handschrift

Die Handschrift ist, wie die Sprache, eine individuelle menschliche Ausdrucksform und somit vage, uneindeutig, ungewiss und nicht vollständig. Unter diesen Bedingungen sind das automatische Lesen und Erkennen von Handschriften bisher ein ungenau beschriebenes Problem. Schreiben ist ein dynamischer Prozess bei dem es viele Aspekte zu beachten gibt. So bedingen sich zum Beispiel die Schnelligkeit und die Lesbarkeit einer Schrift. Je schneller geschrieben wird, um so unleserlicher wird die Schrift und um so weniger Informationen enthält sie. Als Beispiel können hierfür eine Kalligraphie und ein Arztrezept mit vielen Abkürzungen dienen. Zum anderen sind Handschriften auch vieldeutig. Jeder Strich, Buchstabe oder jedes Wort trägt eine Bedeutung, die vom lokalen Kontext abhängt.

Mit den unterschiedlichsten Aspekten der Handschrift beschäftigt sich seit über 15 Jahren die IGS (*international graphonomics society*) an der Universität Nijmegen. Sie erforscht inter- sowie multidisziplinäre Aspekte der Handschriften aus der Biomechanik, Informatik, Kognitionstheorie, Experimentelle Psychologie, Paläographie, Graphologie und forensische Schriftvergleichung. Die IGS hält seit 1984 internationale Konferenzen ab, deren Ergebnisse publiziert wurden.⁵

Die Handschrift unterliegt zwar visueller und kinästhetischer Steuerung, sie ist jedoch weitgehend automatisiert und benötigt bei geübten Schreibern und Schreibenden relativ wenig Kontrolle. Neuropsychologische Modelle der Schreibhandlung

⁴ Mit dieser Einteilung folge ich grob dem Schema der Arbeit von T. Steinherz, E. Rivlin, N. Intrator. Offline cursive script word recognition - a survey, in: IJDAR (1999) 2, 90-110.

⁵ Siehe hierzu die Veröffentlichungen der IGS. z. B.: A. J. W. M. Thomassen, P. J. G. Keuss, G. P. Van Galen (Hrsg.): Motor aspects of handwriting. Approaches to movement in graphic behaviour (Amsterdam, 1984); H. S. R. Kao, G. P. Van Galen, E. Hoosain (Hrsg.): Graphonomics. Contemporary Research in Handwriting (Amsterdam, 1986); R. Plamondon, F. J. Maarse: An evaluation of motor models of handwriting. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 19 (1989), 1060-1072; R. Plamondon, C. Y. Suen, M. Simner (Hrsg.): Computer recognition and human production of handwriting (Singapore, 1989); R. Plamondon, C. G. Leedham (Hrsg.): Computer processing of handwriting (Singapore, 1990); J. P. Wann, A. M. Wing, N. Søvik (Hrsg.): The development of graphic skills. Research perspectives and educational implications (London, 1991); G. P. Van Galen, A. J. W. M. Thomassen, A. M. Wing (Hrsg.): Handwriting. Special double issue of Human Movement Science, 10 (2-3); G. E. Stelmach, G. P. Van Galen (Hrsg.): Motor Control of Handwriting. Acta Psychologica (Amsterdam, 1993); H. S. R. Kao, G. P. Van Galen, R. Hoosain (Hrsg.): Graphonomics. Contemporary research in handwriting (Amsterdam, 1986); R. Plamondon, F. J. Maarse: An evaluation of motor models of handwriting, in: IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 19 (19189), 1060-1072;

gehen von einer hierarchischen Struktur aus. Sie nehmen an, dass entwicklungsge-
schichtlich ältere Systeme Funktionsabläufe auf niedrigerem Niveau kontrollieren,
die ihrerseits auf höherer Ebene integriert werden.⁶

Psychologische Modelle der Schreibhandlung stellen den Lernaspekt mehr in den
Vordergrund, aber die hierarchische Struktur der Kontrolle der Schreibhandlung
findet sich auch hier. Es wird angenommen, dass die teilweise Automatisierung der
Schreibhandlung durch die Steuerung mit Hilfe motorischer Programme oder
Schemata erreicht wird, die während der Lernphase erworben wurden.⁷

Zunächst werden auf mikrostruktureller Ebene die Kombination der vertikalen und
horizontalen Bewegungskomponenten, die Dauer und Amplitude der einzusetzen-
den Kraft und die exakte zeitliche Abfolge der einzelnen Bewegungselemente ge-
lernt. In dieser Lernphase, in der der Bewegungsablauf noch relativ langsam ist,
sind die Einzelemente noch separat kontrollierbar: eine leichte Biegung in einem
Aufstrich oder eine besondere Lageveränderung in einem Abstrich ist willkürlich
herstellbar. Im Zuge des Lernprozesses werden die Bewegungsabfolgen von Buch-
staben, Buchstabenkombinationen oder auch kurzen, häufig vorkommenden Wör-
tern als erworbene Einheiten oder Schemata etabliert. Sie erfordern einen geringe-
ren Steuerungsaufwand, da mit zunehmendem Übungsfortschritt eine Einheit je-
weils einen größeren Performanzanteil repräsentiert. Die Steuerung erfolgt nun auf
höherer makrostruktureller Ebene. Die Kontrolle und Veränderung von Einzelele-
menten der Schemata auf mikrostruktureller Ebene sind in der Routinehandlung
nicht mehr möglich. Der Versuch der Änderung misslingt meistens, oder er führt
zum Zusammenbruch der gesamten Handlungssequenz.⁸

Wie die Alltagsbeobachtung zeigt, ist die Handschrift von Erwachsenen in der Re-
gel sehr individuell und gleichzeitig über eine lange Zeitspanne und verschiedene
Schreibsituationen hinweg relativ konstant. Einerseits ist es möglich, den Urheber
einer auch nur kurzen handschriftlichen Notiz zu erkennen, wenn es sich um eine
vertraute Handschrift handelt. Andererseits gibt es keine exakt deckungsgleichen
Unterschriften eines Schreibers. Die Handschrift ist also ein prinzipiell konstantes
Merkmal, das aber weder maschinengleich automatisiert ist noch frei von Störungs-

⁶ R. M. A. Suchenwirth: Neurologie und Pathologie des Schreibens. Zeitschrift für Menschenkun-
de, 45 (1981), 113-137.

⁷ A. J.- W. M. Thomassen, H.-P Teulings: The development of handwriting, in: Martlev, M.
(Hrsg.): The psychology of written language (NewYork, 1983), 179-213.

⁸ W. Schneider, A.D. Fisk: Attention theory and mechanisms for skilled performance, in: R. A.
Magill, (Hrsg.): Memory and control of action (Amsterdam, 1983).

anfälligkeit ist. Im Extremfall können die Störungen des Bewegungsablaufs so extrem sein, dass keine Ähnlichkeit mit der Normalschrift mehr gegeben ist.⁹

Neben grundlegendem linguistischen Wissen über Schreiberntechniken in der Schule, zum Beispiel die Schreibrichtung bestimmter Linien, Kurven und Kreise,¹⁰ bieten folgende Faktoren wertvolle Hinweise für die Charakterisierung und Berechnung von Handschriften:

- Paläographisches Wissen über antike und mittelalterliche Schriften und ihre Entstehung: Da römische Buchstaben ursprünglich in Stein oder auf Tafeln geschrieben wurden, ging die Schreibrichtung von oben nach unten durch einer Abwärtsbewegung der Finger.¹¹
- Die Schreibwerkzeuge (Federn, Pinsel etc.) bieten Hinweise auf die Art des Schreibens. Z. B. mußten die alten Schreibwerkzeuge zum Schreiben über das Blatt gezogen und nicht auf das Blatt gedrückt werden.
- Biomechanische Untersuchungen können mögliche Schreibbewegungen und -richtungen untersuchen. Sie zeigen, dass für westliche Handschriften Bewegungen in nordöstliche und südöstliche Richtungen am einfachsten sind, Bewegungen in südwestliche Richtungen etwas schwieriger und Bewegungen in nordwestliche Richtungen sehr selten vorkommen.
- Wissen aus der forensischen Schriftvergleichung: Vergleiche von Unterschriften haben gezeigt, dass in europäischen Unterschriften die geraden Linien in einer Unterschrift mit den am schnellsten geschriebenen Teilen korrespondieren. Die geraden Linien sind gleichzeitig auch die Teile einer Handschrift, die den geringsten Schwankungen unterworfen sind. Lange vertikale Linien gehören dabei zu den Schriftteilen, die die größten Gemeinsamkeiten aufweisen.¹²

⁹ Petra Halder-Sinn, H. Lehmann: Die Beurteilung historischer Schriften durch die forensische Schriftvergleichung in: Peter Rück (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung (Stuttgart, 1999), 418f.

¹⁰ Vgl. hierzu auch die Forschung von Robert Stalder zur Strukturalen Bewegungszuganalyse (SBA) in: Robert Stalder: Ausdrucksanalytische Methoden der Schriftbeschreibung, in: Peter Rück (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung (Stuttgart, 1999), 357-372 und Marianne Handschein-Simon: Strukturelle Bewegungszuganalyse an einer mittelalterlichen Handschrift, in: ebd., 429-431.

¹¹ G. Jean: L'écriture mémoire des hommes, Découvertes Gallimard. Archéologie, 1987; M. Dosdat: L'enluminure romane au Mont Saint-Michel, Xe- XIIe siècles, Association des amis de la bibliothèque municipale d'Avranches. Éditions Ouest-France, 1991.

¹² Zur Bedeutung der langen vertikalen Linien vgl. den Aufsatz von G. Lorette, Handwriting recognition or reading? What is the situation at the dawn of the 3rd millenium, in: IJDAR (1999) 2, 2-12.

- Erkenntnisse aus der Schreibart und Schriftentwicklung verschiedener Generationen zeigen, dass die Charakteristika von Handschriften wesentlich durch die aufeinander aufbauenden biomechanischer Regeln bestimmt werden und dass die Form der Verbindungselemente zwischen den Buchstaben variabel sind. Letzteres wird zurückgeführt auf Unterschiede in der Zeit, die zwischen dem Schreiben einer vertikalen und einer horizontalen Bewegung benötigt wird.

3. Lesen von Handschriften

Die Vertrautheit einer bestimmten Schrift erleichtert den Leseprozess derselben, obwohl Handschriften über viele Varianten ein und derselben Buchstaben verfügen, die mit einer großen Regelmäßigkeit eingesetzt werden, aber teilweise extrem von den Standardformen für Schreibschrift abweichen. Selbst wenn die geschriebenen Buchstaben infolge Flüchtigkeit nicht vollständig sind oder extreme Zufallsvarianten aufweisen, bleibt die Schrift für die mit ihr vertrauten menschlichen Leser und Leserinnen verständlich. Diesem Erfolg des menschlichen Lesens bei der Entzifferung handgeschriebener Texte steht das Versagen technischer Systeme bei der Bearbeitung von handgeschriebenen Texten gegenüber. Die Forschungsergebnisse in den Bereichen *intelligent character recognition* und *optical character recognition* bleiben bisher immer noch weit hinter den menschlichen Leseleistungen zurück. Die Untersuchung des Leseprozesses soll die Fragen klären, warum automatische Mustererkennungsprogramme so große Schwierigkeiten mit der Erkennung von Handschriften haben und was die Unterschiede des menschlichen Lesens zum Erkennungsvorgang eines automatischen Systems sind.

Die Analyse visueller Charakteristika, die bei der Analyse von gedruckten Buchstaben sehr erfolgreich war, zeigt Schwächen bei der Erkennung handgeschriebener Buchstaben. Offensichtlich erfassen Charakteristika wie Symmetrie oder die Prüfung ob ein Buchstabe aus geraden oder gekrümmten Linien zusammengesetzt wird, nicht das tatsächlich Entscheidende einer Handschrift, so dass die Abarbeitung von Eigenschaftenlisten als Modell für das Erkennen von Kurrentschrift nicht ausreichend ist.¹³

¹³ Vgl. hierzu die frühen Forschungsarbeiten von Eden: 1961/1962; Eden & Hale: 1961; Winston: 1975; Lindsay & Norman: 1977.

Ein anderer Ansatz beschäftigt sich ausschließlich mit der Produktion und dem Performanzaspekt der Handschrift und beschreibt die Dynamik der Handschrift als modulierten periodischen Prozess in zwei Dimensionen.¹⁴ Es wird ausgegangen von einer *near-miss-periodicity* in der Handschrift, die als modulierter periodischer Prozess in zwei Dimensionen beschrieben wird. Diese rhythmischen Charakteristika spiegeln sehr gut die physikalischen Randbedingungen wider (z. B. die Anatomie von einer individuellen Arm-Handkombination), aber sie vermögen nicht zu erklären, warum idiosynkratische, kontextabhängige Buchstabenvarianten auftreten, auf die man sich bezieht, wenn die Schrift einer bestimmten Person identifiziert wird.

Eine weitere alternative Forschungsrichtung betrachtet nicht die visuellen Charakteristika, sondern die dynamischen Informationen, die aus ihnen gewonnen werden können, als entscheidend für den Lesevorgang.¹⁵ Was als das Resultat eines geschlossenen Bewegungsablaufs wahrgenommen wird, erscheint als figurale Einheit, selbst wenn lokale Symmetrie oder Näheverhältnisse eine andere Gruppierung möglich machen. D. h. die Gruppierung erfolgt primär aufgrund globaler Gruppierfaktoren (z. B. implizite Bewegung oder Richtung) und nicht aufgrund der lokalen bzw. primitiven. Diese Erkenntnisse finden eine Entsprechung in der Tatsache, dass die *on-line* Erkennung von Handschriften, bei der diese dynamischen Informationen vorliegen, bisher bessere Erkennungsraten aufweist als die *off-line* Erkennung.¹⁶

In einer weiteren Untersuchung wurde versucht, den Einfluss geometrischer Merkmale wie Auf- und Abstriche, Strichkreuzungen und Kreisbewegungen beim Lesen von Handschriften herauszufiltern. Auch sollte herausgefunden werden, ob der Lesevorgang eher analytisch oder holistisch (d. h. das Wort wird als Ganzes erkannt) abläuft.¹⁷ Die Untersuchungsergebnisse zeigen, dass die Erkennung der Wortkonturen für das Lesen von Handschriften wichtiger ist als für das Lesen von Druckschriften. Der Versuch bestätigte die Bedeutung von Auf- und Abstrichen, vertika-

¹⁴ Vgl. hierzu die Arbeiten von Schaffer: 1982; Hollerbach: 1979/1981; Wing: 1978/1980.

¹⁵ Vgl. hierzu die Forschungen von Freyd: 1983; Zucker: 1982; Babcock & Freyd: 1988.

¹⁶ Vgl. hierzu auch den Aufsatz von E. Helsen, H. L. Teulings: Off-line and on-line Handwriting Recognition, in: Optical Character Recognition in the Historical Discipline. Halbgraue Reihe zur Historischen Fachinformatik Bd. 18, hg. von Manfred Thaller (St. Katharinen, 1993), 39-51.

¹⁷ Zum genaueren Versuchsaufbau siehe: L. Schomaker, E. Segers: Finding features used in the human reading of cursive script. In: IJDAR (1999) 2, 13-18.

len Strichen und Strichkreuzungen für den Lesevorgang.¹⁸ Bekannte Phänomene wie die größere Wichtigkeit von Konsonanten im Vergleich zu Vokalen wurden ebenfalls bestätigt. Darüber hinaus wurde herausgefunden, dass dem ersten und letzten Buchstaben eines Wortes ebenfalls eine sehr große Bedeutung für das korrekte Erkennen eines Wortes zukommen und die wichtigsten Teile der Schriftkurve jene sind, die die niedrigste Geschwindigkeit, aber höchste Krümmung aufweisen.¹⁹

Eine weitere Forschergruppe unterzieht den menschlichen Lesevorgang genauerer Untersuchungen, um ein neues Paradigma für das automatische Lesen von Handschriften zu entwickeln. Sie behauptet, dass die Schwierigkeiten bei der automatischen Handschriftenerkennung damit zusammenhängen, dass es kein klar umrissenes Forschungsparadigma für Handschriften und ihren Lesevorgang gibt. Die meisten bisher entwickelten Handschriftenerkennungssysteme sind sogenannte "Black Boxes", d. h. es ist schwierig nachzuvollziehen, wie sie arbeiten und wo die Ursachen für ihre Fehler zu finden sind.

Handschriften werden hier als bestehend aus symbolischen Informationen, Anfangspunkten, Verbindungselementen, Endpunkten und Verzierungen angesehen. Für den Lesevorgang ist es wichtig, nur die grundlegenden und unterscheidenden Merkmale aus einer Handschrift herauszufiltern. Menschliches Lesen von Handschriften wird als Kombination dreier Aktivitäten beschrieben.

Als erstes erfolgt die Wahrnehmung handschriftlicher Zeichen (dies können herausragende Striche, Buchstaben oder ganze Wörter sein). Als zweites folgt die Erkennung der Zeichen mit Hilfe kontextuellen Wissens und als letztes die Interpretation ihrer Bedeutung. Angelehnt an dieses Schema schlägt Guy Lorette ein neues Paradigma vor, welches die Aufmerksamkeit weg von den zu erkennenden Mustern hin zu mehr wissensbasierten Systemen lenken soll. Diese Systeme sollen die kognitiven und semantischen Charakteristika der handschriftlichen Ausdrucksweise in Betracht ziehen. Die unterschiedlichen Wissensbasen müssen sich selbst organisieren

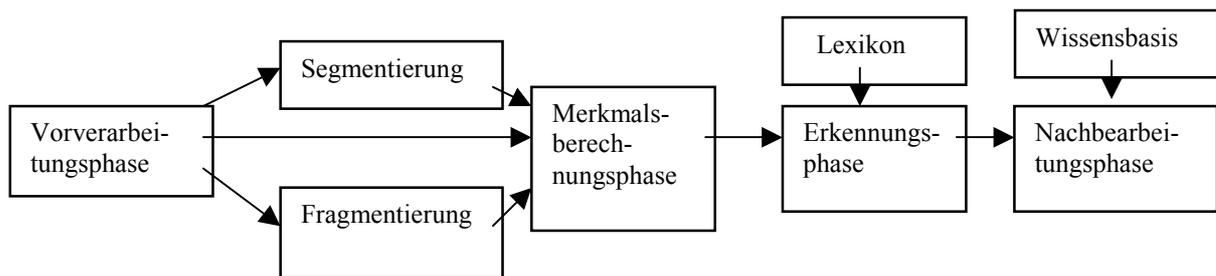
¹⁸ Vgl. hierzu auch die frühere Arbeit von B.Brassé: The influence of global Word contour during visual recognition: a comparison between machine print and script. Technical Report 91-NICI-04, Nijmegen University 1991 und R. K. Powalka, N. Sherkat, R. J. Whitrow: Recognizer Characterisation for combining handwriting recognition results at word level. In: (ICDAR 1995), 68-73.

¹⁹ Ein Forschungsprojekt, das die Punkte mit hoher Krümmung für die Segmentierung der Schrift in geschwindigkeits- und krümmungsbasierte Striche heranzieht, ist die von L. Schomaker, H. L. Teulings: A Handwriting Recognition System based on the Properties and Architectures of the Human Motor System. In: (IWFHR) CENPARMI, (Montreal, 1990), 195-211.

können, sollten also nicht einfach sequentiell ablaufen. Erste Systeme, die nach diesem Modell vorgehen, wurden entwickelt.²⁰

4. Struktur eines Handschriftenerkennungssystems

Die meisten Handschriftenerkennungssysteme weisen, obwohl sie ein großes Spektrum unterschiedlicher Probleme des Erkennungsprozesses behandeln, eine grundsätzlich ähnliche Struktur auf und bestehen aus ähnlichen Modulen.²¹ Die typischen Module sind Vorverarbeitung des Bildmaterials, Segmentierung oder Fragmentierung, Herausarbeitung und Berechnung von Merkmalen, die eigentliche Erkennungsphase und die Nachbearbeitungsphase. Eingaben für das System sind eine Seite mit handgeschriebenem Text, ein Lexikon für den Worterkennungsprozess und eine Wissensbasis für den linguistischen Nachbearbeitungsvorgang. Grob lassen sich drei alternative Strukturen unterscheiden, die sich in der Behandlung des Segmentierungsproblems unterscheiden.



Die drei alternativen Strukturen eines Worterkennungssystems

4.1 Die Vorverarbeitungsphase

Die Vorverarbeitung schließt im Allgemeinen die Normalisierung, Behebung von Störungen durch Rauschen, das Auffinden geometrischer Grundlinien zum Identifi-

²⁰ Vgl. G. Lorette: Handwriting recognition or reading? What is the situation at the dawn of the 3rd millenium, in: IJDAR (1999) 2, 2-12; E. Anquiti, G. Lorette: Automatic Generation of Hierarchical Fuzzy Classification Systems Based on Explicit Fuzzy Rules Deduced from Possibilistic Clustering, in: Application to on-line Handwritten Character Recognition, IPMU (Granada, 1996), 259-264;

E. Anquiti, G. Lorette: On-Line Handwriting character recognition system based on hierarchical quality fuzzy modeling, in: Progress in Handwriting Recognition. (Singapur, 1997), 109-116; L. Pasqueur, E. Anquiti, G. Lorette: Coherent Knowledge Source Integration Through Perceptual Cycle Framework for Handwriting Recognition. Proceedings IWFHR (Taejon, 1998), 249-258.

²¹ Vgl. hierzu auch den Entwurf von G. Kim et al: An architecture for handwritten text recognition systems, in: IJDAR (1999) 2, 37-44.

zieren von Schriftreihen, die Kantenextraktion oder Skelettierung des Bildmaterials ein. Hier können auch bestimmte Schriftkorrekturen vorgenommen werden z. B. die horizontale Angleichung der Schriftlinie (*skew correction*), die senkrechte Aufrichtung aller vertikaler Linien (*slant correction*), und eine Schriftgrößenskalierung, die unterschiedliche Größen angleicht (*skaling*).

4.2 Die Segmentierungsphase

Für den Erkennungsprozeß ist es hilfreich ein Wort in logische Einheiten zu unterteilen, sprich zu segmentieren. Im Unterschied zu Druckschriften, wo die einzelnen Buchstaben räumlich getrennt voneinander geschrieben werden, stellt die Segmentierung eines handschriftlichen Wortes in seine Buchstaben bis jetzt noch ein großes Problem dar, da das Programm die Buchstaben schon erkannt haben muss, um sie segmentieren zu können²². Die inhärenten Uneindeutigkeiten von Handschriften, müssen durch den Gebrauch kontextuellen Wissens kompensiert werden.

Um das Problem mit der Segmentierung zu umgehen oder zu lösen, haben sich zwei unterschiedliche Herangehensweisen herauskristallisiert: eine holistische Variante und eine analytische Variante.

4.2.1 Holistische Variante

Bei der holistischen Variante werden ganze Wörter erkannt. So wird das Problem der Segmentierung umgangen. Das Problem bei dieser Vorgehensweise ist, dass große Lexika mit Wortbeschreibungen benötigt werden. Darüber hinaus ist die Ergänzung von Wörtern in das Lexikon umständlich. Holistische Erkennungsprogramme werden häufig mittels Hidden Markov Modell²³ und dynamischer Programmierung²⁴ realisiert. Von einem gegebenen Wort wird eine Anzahl von gewonnenen Merkmalen mit Wörtern in einem Lexikon verglichen, die möglichst ähnliche Merkmale aufweisen. Eine populäre Methode, um das am ehesten zutref-

²²Dieses Paradoxon, formulierte K. M. Sayre 1973: "To recognize a letter, one must know where it starts and where it ends, to isolate a letter, one must recognize it first." In: Sayre, K. M.: Machine recognition of handwritten words. A project report, in: Pattern Recognition, 5 (1973) 3, 213-228.

²³ siehe hierzu Kapitel 4.4.1.

²⁴ Siehe hierzu Kapitel 4.4.3.

fende Wort zu finden, ist der Minimum Edit-Distanz-Algorithmus, der mit Hilfe klassischer dynamischer Programmieretechniken implementiert wird.

Beispiele für Forschungsarbeiten, die ganze Wörter mittels Minimum Edit-Distanz²⁵ auf der Basis kleiner Lexika erkennen, sind: Parisse²⁶, Eliaz et al.²⁷, Madhvanath²⁸, Pacquet²⁹, Leroux et al.³⁰, und Moreau et al.³¹.

Demgegenüber gibt es nur wenige Arbeiten, die versucht haben, diesen Erkennungsalgorithmus an größere, dynamische Lexika anzupassen. Hierzu gehören die Arbeiten von de Waard³², Madhvanath³³ und Plessis et al.³⁴

Die mit holistischen Methoden arbeitenden HMMs haben eine einheitliche Struktur und ein ähnliches Trainingschema. Die Basis bildet eine statistische Schätzung der *edit-distance*, wobei Beobachtungssequenzen, die näher an den trainierten Wörtern liegen, eine höhere Wahrscheinlichkeit bekommen. Die Struktur besteht aus einem sequentiellen *backbone* Pfad mit verschiedenen Verzweigungen, die lokale Alternativen repräsentieren. Eine Nullüberführung von einem Zustand in den nächsten und das Überspringen eines Zustands stehen für das Fehlen eines Symbols. Eine Zustandswiederholung und ein zusätzlicher Zustand repräsentieren das Einfügen eines Symbols.

Die Wahrscheinlichkeit, mit der die verschiedenen Symbole mit einer Zustandsüberföhrungsfunktion verknüpft sind, ist relativ zu dem Handicap einer Symbolersetzung. Der Baum-Welch-Algorithmus³⁵ der HMMs ermöglicht allerdings eine

²⁵ zur dieser Programmiermethode siehe Kapitel 4.4.2.

²⁶ C. Parisse: Global word shape processing in off line recognition of handwriting. IEEE Transactions on PAMI, 18 (1996) 4, 460-464.

²⁷ A. Eliaz, D. Geiger: Word-level recognition of small sets of handwritten words. Pattern Recognition Letters, 16 (1995) 10, 999-1009.

²⁸ S. Madhvanath, V. Govindaraju: Holistic lexicon reduction for handwritten word recognition in: Proceedings of the SPIE - Document Recognition III (1996), 224-234; S. Madhvanath, V. Krpasundar: Pruning large lexicons using generalized word shape descriptors, in: Proceedings ICDAR (1997), 552-555.

²⁹ T. Paquet, Y. Lecourtier: Handwriting recognition: Application on banc cheques, in: Proceedings ICDAR (1991), 749-757.

³⁰ M. Leroux, J.C. Salome, J. Badard: Recognition of cursive script words in a small lexicon, in: Proceedings ICDAR (1991), 774-782.

³¹ J. V. Moreau, B. Plessis, O. Bougeois, J. L. Plagnaud: A postal cheque reading system, in: Proceedings ICDAR (1991), 758-766.

³² W. P. De Waard: An optimised minimal edit-distance for handwritten word recognition. Pattern recognition letters, 16 (1995) 10, 1091-1096.

³³ S. Madhvanath, V. Govindaraju: Using holistic features in handwritten word recognition, in: Proceedings of U. S. Postal Service 5th Advanced Technology Conference (1992), 183-198.

³⁴ B. Plessis, A. Sicsu, L. Heutte, E. Menu, E. Lecolinet, O. Dobon, J. V. Moreau: A multi classifier combination strategy for the recognition of handwritten cursive words, in: Proceedings ICDAR (1993), 642-645.

³⁵ Siehe hierzu: L. E. Baum: An inequality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions in Markov processes. Inequalities, 3 (1972), 1-8 und L.

einfachere Trainierung der HMMs als dies bei dynamischen Programmiermethoden mit Minimum Edit-Distanz der Fall ist. HMMs dieser Art wurden für alle drei Lexikonarten entwickelt. Die meisten Systeme arbeiten mit limitierten oder großen Lexika. Beispiele für diese Forschungsarbeiten sind: Guillevic et al.³⁶, Saon et al.³⁷, Gilloux et al.³⁸, Bunke et al.³⁹, Gillies⁴⁰ und Mohamed et al.⁴¹

4.2.2 Analytische Variante

Bei der analytischen Variante wird mit verschiedenen Präsentationsebenen (Merkmalsebene, Graphem- oder Pseudobuchstabenebene), die mit ansteigenden Abstraktionsebenen (Wortebene) korrespondieren, gearbeitet. Die Wörter werden nicht als Ganzes betrachtet, sondern als zusammengesetzt aus kleineren Einheiten, den Buchstaben, um die Erkennung unabhängig von einem bestimmten Vokabular zu machen. Bei dieser Vorgehensweise unterscheidet man noch mal zwischen zwei verschiedenen Varianten.

Analytischen Methoden mit expliziter oder externer Segmentierung, d. h. die Grapheme und Pseudobuchstaben werden vor der Erkennung segmentiert, und analytischen Methoden mit impliziter oder interner Segmentierung, d. h. die Segmentierung und Erkennung erfolgt gleichzeitig, die Segmentierung ist im letzten Fall ein Nebenprodukt der Erkennung.

In beiden Fällen wird auf lexikalisches Wissen für die Erkennung zurückgegriffen, welches entweder als ein Lexikon bestehend aus ASCII-codierten Wörtern (häufig in Baumstruktur) oder als Statistik über das gemeinsame Vorkommen von bestimmten Buchstaben (*n-grams*, *transitional probabilities*) vorliegt. Segmentierungs-basierte Erkennungsmodule arbeiten meistens mit dynamischen oder großen Lexika.

E. Baum, T. Petrie, G. Soules, N. Weiss: A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains. *Ann. Math. Stat.*, 41 (1970) 1, 164-171.

³⁶ D. Guillevic, C. Y. Suen: HMM word recognition engine, in: *Proceedings ICDAR (1997)*, 11-14.

³⁷ G. Saon, A. Belaid: Off-line handwritten word recognition using HMM MRF approach, in: *Proceedings ICDAR (1997)*, 118-122.

³⁸ M. Gilloux, M. Leroux, J.-M. Bertille: Strategies for handwritten words recognition using Hidden Markov Models, in: *Proceedings ICDAR (1993)*, 299-304.

³⁹ H. Bunke, M. Roth, E. G. Schukat-Talamazzini: Off-line cursive handwriting recognition using Hidden Markov Models, in: *Pattern Recognition*, 28 (1995) 9, 1399-1413.

⁴⁰ A. M. Gillies: Cursive script recognition using hidden markov models, in: *Proceedings of U.S. Postal Service 5th Advanced Technology Conference (1992)*, 557-562.

⁴¹ M. Mohamed, P. Gader: Handwritten word recognition using segmentation free hidden markov modeling and segmentation based dynamic programming techniques. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18 (1996) 5, 548-554.

Da die Erkennung nicht auf der Wortebene stattfindet, können sie besser mit großen Lexika umgehen als holistische Systeme.

Der Vorteil der buchstabenbasierten Methoden ist, dass das Vokabular dynamisch definiert und modifiziert werden kann, ohne neue Wörter neu trainieren zu müssen. Für diese analytische Vorgehensweise wurden vielfach Neuronale Netze benutzt. Die kontextuelle Phase basiert meistens auf dynamischer Programmierung und / oder Markov-Ketten (Entfernungsmerkmale, Viterbi-Algorithmus etc.).

Gute Forschungsergebnisse wurden in den letzten Jahren im Bereich der analytischen Erkennung mit impliziter Segmentierung erreicht, welche verschiedene Formen von *Hidden Markov Modelle* benutzen.⁴² Einige exemplarische Arbeiten, die mit dynamischer Programmierung und limitierten bis großen Lexika arbeiten, sind die von Gader⁴³, Kim und Govindaraju⁴⁴, Kimura und Shridar⁴⁵ und Shridar⁴⁶.

⁴² Einige exemplarische Forschungsarbeiten am CEDAR sind: M. Y. Chen, A. Kundu, J. Zhou, S. N. Srihari: Off-line handwritten word recognition using hidden Markov models, in: Proceedings of the U. S. Postal Service 5th Advanced Technology Conference (1992), 563; M. Y. Chen, A. Kundu, S. N. Srihari: Handwritten word recognition using continuous density variable duration hidden Markov model, in: Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (1993), 105-108; M. Y. Chen, A. Kundu, S. N. Srihari: Variable duration hidden Markov model and morphological segmentation for handwritten word recognition, in: Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (1993), 600-601; M. Y. Chen, A. Kundu, S. N. Srihari: Variable duration hidden Markov model and morphological segmentation for handwritten word recognition. In: IEEE Transactions on Image Processing, 4 (1995) 12, 1675-1688.

⁴³ P. Gader, M. Mohamed, J. H. Chiang: Segmentation based handwritten word recognition. In Proceedings of U. S. Postal Service 5th Advanced Technology Conference (1992), 215-225; P. Gader, M. Mohamed, J. H. Chiang: Handwritten word recognition with character and inter-character neural networks. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 27 (1997) 1, 158-164.

⁴⁴ G. Kim, V. Govindaraju: Handwritten word recognition for realtime applications, in: Proceedings ICDAR (1995), 24-27; G. Kim, V. Govindaraju: Recognition of handwritten phrases as applied to street name images, in: Proceedings IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (1996), 459-464; G. Kim, V. Govindaraju: A lexicon driven approach to handwritten word recognition for real time applications. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 19 (1997) 4, 366-379.

⁴⁵ F. Kimura, M. Shridar, Z. Chen: Improvements of a lexicon directed algorithm for recognition of unconstrained handwritten words, in: Proceedings ICDAR (1993), 18-22; F. Kimura, M. Shridar, N. Narasimhamurthi: Lexicon directed segmentation-recognition procedure for unconstrained handwritten words, in: Proceedings IWFHR (1993), 122-131; F. Kimura, M. Shridar, Z. Chen, S. Tsuruoka.: Context directed handwritten word recognition for postal service applications, in: Proceedings of U. S. Postal Service 5th Advanced Technology Conference (1992), 199-213.

⁴⁶ M. Shridar, G. Houle, F. Kimura: Handwritten word recognition using lexicon free and lexicon directed word recognition algorithms, in: Proceedings ICDAR (1997), 861-865.

4.2.3 Wahrnehmungsorientierte Variante

Die wahrnehmungsorientierte Variante ist nicht so verbreitet wie die vorangegangenen Methoden, jedoch bietet sie eine interessante Herangehensweise an das Erkennungsproblem, da sie sich am Modell des menschlichen Lesevorgangs orientiert. Eine wahrnehmungsorientierte Methode arbeitet nicht sequentiell. Sequentiell ablaufende Erkennungsalgorithmen arbeiten eine geordnete Liste von Beobachtungen oder einfachen Segmenten, die sie mit einem bestimmten Wortmuster vergleichen, von links nach rechts ab. Wahrnehmungsorientierte Algorithmen versuchen dagegen beliebige Buchstaben eines Wortbildes zu identifizieren. Auf diese Weise kann das Segmentierungsproblem umgangen werden.

Als nächstes wird ein Entscheidungsprozess durchlaufen, der die am sichersten erkannten Buchstaben mit möglichen Buchstaben für die Lücken zwischen ihnen aufzufüllen versucht. Dieses Verfahren funktioniert analog zum menschlichen Lesen, bei dem auch anhand der hervorstechendsten sicher erkannten Buchstaben auf das ganze Wort geschlossen wird.

Die wahrnehmungsorientierte Variante arbeitet unabhängig von vorangegangenen Operationen. In das Erkennungsmodul können entweder Merkmalsvektoren aus einfachen Segmenten oder globale Merkmale eines ganzen Wortes eingegeben werden. Segmentierung ist somit nicht unbedingt erforderlich.

Abgesehen von einem Experiment wurde in allen bisher unternommenen Versuchen ein kleines Lexikon verwendet. Die Arbeit von Edelman⁴⁷ ist ein gutes Beispiel für diese Methode. Weitere Arbeiten zur wahrnehmungsorientierten Methode stammen von Côté, Srihari und Simon.⁴⁸

⁴⁷ S. Edelman, T. Flash, S. Ullman: Reading cursive handwriting by alignment of letter prototypes. *International Journal of Computer Vision*, 5 (1990) 3, 303-331.

⁴⁸ Weitere Forschungsarbeiten die wahrnehmungsorientiert vorgehen sind: J. C. Simon: Off-line cursive word recognition. *IEEE Proceedings*, 80 (1992) 7, 1150-1161; J. C. Simon, O. Baret: Regularities and singularities in line pictures. *IJPRAI*, 5 (1991) 1/2, 57-77; Building a perception based model for reading cursive script, in: *Proceedings ICDAR (1995)*, 898-901; M. Côté, E. Lecolinet, M. Cheriet, C. Y. Suen: Automatic Reading of of cursive scripts using human knowledge. In: *Proceedings ICDAR (1997)*, 107-111; M.Côté et al.: Automatic reading of cursive scripts using a reading model and perceptual concepts. The PERCEPTO system, in: *IJDAR*, 1 (1998), 3-17; S. N. Srihari, R. M. Bozinovic: A multi level perception approach to reading cursive script, in: *Artificial Intelligence*, 33 (1987) 2, 217-256.

4.3 Die Merkmalsberechnungsphase

Die Phase der Merkmalsberechnung an die sich der eigentliche Erkennungsvorgang anschließt, ist davon abhängig, ob segmentiert oder fragmentiert wird, oder ob das Wort als Ganzes erkannt werden soll. Ein Problem in der Worterkennung entsteht dadurch, dass die meisten Erkennungsmodule, welche den nächsten Schritt darstellen, eindimensionale Merkmalsignale benötigen und keine Merkmale, die direkt vom zweidimensionalen Bild gewonnen werden, verarbeiten können. Deshalb werden je nach Segmentierungsmethode und Erkennungsmodul unterschiedliche Merkmale benötigt oder können überhaupt nur berechnet werden. Hier gibt es eine Unterteilung in lokale und globale Merkmale. Die Segmentierung kann umgangen werden, wenn die benutzten Merkmale global sind, d. h. sie können bei der Auflösung des Wortes gefunden und in der Reihenfolge ihres Auftretens im Wort von rechts nach links aufgelistet werden. Wenn lokale Merkmale bevorzugt werden, muss das Bild, welches das Wort enthält, zunächst in sequentielle Fragmente unterteilt werden, bevor die Merkmale berechnet werden können. In diesem Fall ersetzt der Prozess der Fragmentierung die genaue Segmentierung in einzelne Buchstaben.

Die Leistung eines Handschriftenerkennungssystems hängt entscheidend ab von den Merkmalen, mit denen die Schrift untersucht bzw. bearbeitet wird. Über die verschiedenen Dekaden wurden verschiedenste Merkmale entwickelt und ihre Einsatzfähigkeit für die Unterscheidung und Erkennung von Handschriften getestet.⁴⁹

Holistische Erkennungsmethoden benutzen sowohl numerische Merkmale, die pixelweise von einem eingegebenen Bild berechnet werden, als auch globale strukturelle Merkmale wie Auf- und Abstriche, Schleifen, Strichkreuzungen etc.

Analytische Erkennungssysteme suchen nach lokalen Merkmalen in dem jeweils untersuchten Segment. Die populärsten Merkmale sind hier ebenfalls strukturelle Merkmale, wie Auf- und Abstriche und Schleifen, und lokale Irregularitäten, wie Strichkreuzungen, Endpunkte, scharfe Krümmungen etc. Andere numerische Alternativen sind unterschiedliche Arten von Pixelmomenten und unterschiedliche Pixelverteilungen in dem untersuchten Segment.

⁴⁹ Siehe hierzu zum Beispiel: B. Eastwood, A. Jennings: Pre-Segmentation Points: An Analysis of features, in: Progress in Handwriting Recognition, hg. von A. C. Downton und S. Impedovo (Singapore, 1997), 185-190.

Ein Merkmal gilt als um so verlässlicher, je unempfindlicher es gegen Bildstörungen wie Rauschen und Schriftvariationen ist und je besser seine Erkennungsraten sind.

4.3.1 Strukturelle Merkmale

Strukturelle Merkmale basieren auf der geometrischen Form eines eingegebenen Musters. Sie verfügen über eine semantische Bedeutung für Menschen. Sie werden überwiegend von syntaktischen Klassifizierern verwendet.

Ein Algorithmus, der strukturelle Merkmale verwendet, versucht zunächst die geometrische Form des Musters durch ein Vieleck nachzuempfinden. Anschließend berechnet er dann Merkmale wie die Anzahl von Löchern, Konkaven, Bögen und boolesche Merkmale wie die Konkavität der Seiten. Die Klassifizierung erfolgt dann durch einen Entscheidungsbaum, der die Merkmale sequentiell abarbeitet.⁵⁰

Eine Studie, die boolesche Merkmale verwendet, ist die von Shridar und Badreldin. Die booleschen Merkmale wurden aus einer globalen Repräsentation linker und rechter Profile von Musterkanten gewonnen. Ein Beispiel ist die Position einer Spitze auf dem rechten Profil. Diese Merkmale werden zur Konstruktion einer Baumgrammatik verwendet, die aus einer Reihe von Produktionsregeln besteht. In diesem Schema erfolgt die Klassifizierung über einen Parser.⁵¹

Abuhaiba schlug eine grafisch-theoretische Annäherung vor. Ein angenähertes Vieleck eines skeletierten Schriftbildes wurde in eine Baumstruktur konvertiert, in der jeder Knoten einem bestimmten Bogen zusätzlich einiger geometrischer Informationen über die Ausrichtung und das Vorkommen von Schleifen, zugeordnet wird. Über die Baumstruktur werden Buchstaben Modelle für jede Klasse konstruiert, so dass sie in der Erkennungsphase für die Klassifizierung verwendet werden können. Der Grad der Übereinstimmung wird mit Hilfe von *fuzzy logic* errechnet.⁵²

⁵⁰ Diese Vorgehensweise stammt von: T. Pavlidis, F. Ali: Computer recognition of handwritten numerals by polygonal approximations. IEEE Tr. SMC, 5 (1975) 6, 610-614. Andere Forschungsarbeiten die mit strukturellen Merkmalen arbeiten sind: I. S. I. Abuhaiba, P. Ahmed: A fuzzy graph theoretic approach to recognize the totally unconstrained handwritten numerals. Pattern Recognition, 26 (1993) 9, 1335-1350.

⁵¹ M. Shridhar, A. Badreldin: A high accuracy syntactic recognition algorithm for handwritten numerals. IEEE Tr. SMC, 15 (1985) 1, 152-158.

⁵² I. S. I. Abuhaiba, P. Ahmed: A fuzzy graph theoretic approach to recognize the totally unconstrained handwritten numerals, in: Pattern Recognition, 26 (1993) 9, 1335-1350.

In einer Forschungsarbeit von Rocha und Pavlidis extrahieren die Autoren Merkmale direkt von dem grau skalierten Bild, wie konvexe Bögen, Striche und einzelne Punkte. Darüber hinaus werden räumliche Beziehungen zwischen den geometrischen Grundlinien in die Merkmalsrepräsentation eingeschlossen. Die Klassifikation basiert hier auf einem neuen grafischen Erkennungsalgorithmus, der durch M-zu-1-Übereinstimmung, grafische Transformationen und Berechnung von Lücken zwischen Bögen charakterisiert werden kann.⁵³

Nachteile dieser syntaktischen Methoden, die strukturelle Merkmale verwenden, sind, dass eine automatische Prozedur für die Konstruktion von Buchstabenmodellen fehlt und ihre Beschreibungskraft bei großen Schwankungen in der Schreibweise nachlässt.

Diese Methoden sind somit eher geeignet für die Erkennung von Druckschrift oder handgeschriebener Druckbuchstaben als für die Erkennung von Kurrentschriften.

4.3.2 Numerische Merkmale

Numerische Merkmale werden von digitalisierten Bildern gewonnen (binäre, reale Merkmale). Hierzu gehören Schritte der Vorverarbeitungsphase, durch die das Schriftbild verbessert wird, wie die Quantifizierung und Normalisierung des Bildes zur Herausarbeitung der Schriftkontur mittels Skeletierung. Numerische Merkmale werden von Klassifizierern verwendet, die mit Neuronalen Netzen arbeiten. Da in einem Neuronalen Netz eine festgelegte Anzahl von Eingabeneuronen existiert, beschreiben die numerischen Merkmale einen n-dimensionalen Merkmalsvektor.

Das einfachste numerische Merkmal besteht in der Abbildung eines eingegebenen Bildes auf eine Matrix. Le Cun et al. benutzen eine 16*16 Grauwertematrix, um einen 256-dimensionalen Merkmalsvektor zu generieren. Dieser Merkmalsvektor wird direkt auf die Eingabeschicht eines Neuronalen Netzes gegeben und weiterverarbeitet.⁵⁴

Auch in der Arbeit von Cao benutzen die Autoren eine 16*16 Grauwertematrix. Wegen der geringen unterscheidenden Kraft dieses einfachen Merkmals, führten sie ein weiteres Merkmal ein, das sogenannte *directional code histogramm*. Dieses gewinnt man, indem man das eingegebene Bild in 4*4 Blöcke unterteilt und die direk-

⁵³ J. Roche, T. Pavlidis: A shape analysis model with applications to a character recognition system. IEEE Tr. PARM, 16 (1994), 393-404.

⁵⁴ Le Cun, Y./Matan, O./Boser, B.: Handwritten zip-code recognition with multilayer networks. Proc. ICPR (1990), 35-40.

tionalen Codes in jedem Block zählt. Die erhaltenen Merkmale werden anschließend in einem Neuronalen Netz mit zwei Schichten weiterverarbeitet.

Weitere Merkmale können durch die Transformierung des Bildes gewonnen werden. Hierzu gehören FFT (*fast fourier transformation*) oder DCT (*discrete cosine transformation*). In einem Versuch wurden die Koeffizienten, die nach durchlaufener Transformation erhalten wurden, als Merkmale verwendet.⁵⁵

Ein weiteres Merkmal, das auf der *gabor transformation* beruht wurde von Hamamoto vorgeschlagen. Ein *gabor*-Merkmal erhält man durch die Erhebung von Daten von 64 Punkten mit Hilfe verschiedener Filter, die jeweils eine andere Orientierung untersuchen.⁵⁶ Das *wavelet-transformation*-Merkmal wurde von Lee et al. vorgeschlagen. Es basiert auf multiskalierten Merkmalen und repräsentiert ein Bild (oder ein Signal) auf verschiedenen Skalen.⁵⁷

Das *pixel distance feature* berechnet die Entfernung zwischen den extrahierten Schriftkanten und dem Bildrand. Zunächst wird das eingegebene Bild skeletiert, d. h. die Schriftlinien werden soweit verdünnt, dass sie nur noch ein Pixel breit sind. Dann wird von einem Hintergrundpixel die kürzeste Distanz zum skeletierten Muster in horizontaler und vertikaler Richtung berechnet. Dieses Verfahren wurde erfolgreich an handgeschriebenen Zahlen erprobt.⁵⁸

Der Gradient ist eine Maßzahl, die häufig benutzt wird, da sie sehr vielfältig einsetzbar ist. Er wird zur Kantenextraktion verwendet, welche wiederum hilfreich für die Segmentierung ist. Wenn ein Bildpunkt auf einer Kante liegt, wird dies durch einen hohen Betrag des Gradienten ausgedrückt. Gerade für die Schrifterkennung bietet sich der Gradient als Berechnungsmerkmal an, da er die Konturen des Objektes betont, in welchen ja die Informationen über die Form des Objektes sich konzentrieren. Schriftmerkmale, die mit Hilfe des Gradienten berechnet wurden, beschreiben die Buchstabenmuster sehr gut. In der aktuellen Forschung haben die

⁵⁵ Transformations Algorithmen werden sehr gut beschrieben in: R. C. Gonzalez, R. E. Woods: Digital Image Processing. Reading (MA: Addison-Wesley, 1992). Ergebnisse dieser Versuche werden besprochen in: K. H. Seo, J. Y. Kim, J. M. Yoon, K. S. Chung: Comparison of feature performance and its application to feature combination in off-line handwritten Korean alphabet recognition. Proc. 17th Int. Conf on Computer Processing of Oriental Language (Hong Kong, 1997), 681-686.

⁵⁶ Y. Hamamoto, S. Uchimura, M. Watanabe, T. Yasuda: Recognition of handwritten numerals using Gabor features. Proc. ICPR (Wien, 1996), 250-253.

⁵⁷ S. W. Lee, C. H. Kim, H. Ma, Y. Y. Tang: Multiresolution recognition of unconstrained handwritten numerals with wavelet transform and multilayer cluster neural network. Pattern Recognition, 29 (1996) 12, 1953-1961.

⁵⁸ N. W. Strathy, C. Y. Suen: A new system for reading handwritten zip codes. Proc. ICDAR (1995), 74-77.

Gradientenmerkmale eine hohe Erkennungsrate erzielt, wenn sie mit Hilfe eines Neuronalen Netzes klassifiziert wurden.⁵⁹

Neben dem Betrag des Gradienten kann auch noch die Richtung des Gradienten ausgerechnet werden.

4.4 Die Erkennungsphase

Die Erkennungsphase ist, wie schon erwähnt, abhängig von der Art der Segmentierung. Im Erkennungsmodul unterscheiden sich die einzelnen Forschungen zum einen in der Wahl des Erkennungsalgorithmus, zum anderen in der Größe des verwendeten Lexikons. Die Erkennungsmodule kann man in vier Gruppen unterteilen. Die erste arbeitet mit einem Hidden Markov Modell (*hidden markov model*), die zweite mit Minimum Edit-Distanz (*minimum edit-distance*), die dritte mit dynamischer Programmierung und die vierte mit wahrnehmungsorientierten Methoden.

Segmentierungsbasierte und holistisch arbeitende Erkennungsalgorithmen verwenden häufig dynamische Programmieretechniken, um das beste Ergebnis zu erzielen. Dynamische Programmieretechniken werden besonders gerne bei Optimierungsproblemen verwendet, wo das optimale Ergebnis aus einer Kombination mehrerer optimierter Einzellösungen besteht.

Die Lexika kann man in drei Gruppen unterteilen: Entweder wird ein kleines spezifisches Lexikon mit bis zu 100 Wörtern verwendet, oder ein beschränktes, aber dynamisches, das bis zu 1000 Wörter umfassen kann, oder ein großes Lexikon, welches alle Größen über 1000 Wörter umfasst. Bei einem großen, dynamischen Lexikon werden die zu erkennenden Wörter vorher nicht trainiert, da sie zu einer noch unbekannteren Untergruppe eines größeren Lexikons gehören. Der Erkennungsprozess läuft hier wegunterscheidend ab (*path discriminant*), dies bedeutet, dass das System auf ein eingegebenes Wort mit einer Liste möglicher zutreffender Wörter antwortet. Neben den korrekten Wörtern werden hierbei auch falsche, nichtexistierende Wörter ausgegeben. Während des Erkennungsvorgangs wird das Lexikon zur Überprüfung der vorgeschlagenen Wörter herangezogen.

Wenn ein kleines oder beschränktes Lexikon verwendet wird, werden häufig modellunterscheidende (*model discriminant*) Erkennungsalgorithmen verwendet. Hier wird jedes Wort durch ein einziges Wortmodell repräsentiert. Mit Wahrscheinlich-

⁵⁹ S. B. Cho: Neural Network classifiers for recognizing totally unconstrained handwritten numerals. IEEE Tr. on NN, 8 (1997) 1, 289-294.

keitsrechnung wird dann aus allen Wortmodellen das mit der höchsten Wahrscheinlichkeit ermittelt.⁶⁰ Praktisch bedeutet dies, dass Systeme, die modellunterscheidend arbeiten, keine großen Lexika handhaben können.

Die Wortmodelle in großen und beschränkten Lexika haben trotzdem einiges gemeinsam. Da aufgrund der großen Wortmenge nicht jedes Wort trainiert werden kann, arbeiten sie buchstabenorientiert (*letter oriented*). Die Wortmodelle werden so als zusammengesetzt aus Buchstaben betrachtet, basierend auf der Annahme, dass ein einzelner Buchstabe, der in verschiedenen Wörtern und Stellen von Wörtern auftaucht, immer gleich aussieht. Dieser Ansatz funktioniert, wenn die richtigen Merkmale verwendet werden, die die Buchstaben ausreichend zuverlässig unterscheiden können und unempfindlich sind gegen die typischen Störungen (*noise*) in Kurrentschrift.

Je größer das Lexikon wird, um so flexibler kann der Erkennungsalgorithmus sein, aber die Erkennung wird ebenfalls schwieriger und die Erkennungsraten sinken. Darüber hinaus gilt, dass alle Methoden, die für große Lexika verwendet werden auch an kleinere Lexika angepasst werden können, auch wenn sie hier unter Umständen schlechtere Erkennungsraten erzielen.

4.4.1 Hidden Markov Modelle

Die Implementation eines *hidden markov model* erfolgt nach folgendem Muster: Gegeben sei eine Reihe von Zuständen q_1, \dots, q_s und eine Anzahl von codierten Beobachtungen v_1, \dots, v_o . Dann kann ein HMM erster Ordnung mit Hilfe der Parameter

$\lambda = (\Pi, A, \Gamma, B)$, mit

der Anfangszustandswahrscheinlichkeit $\Pi = \{\pi_i\}$,

wobei $\pi_i = \Pr(q_i \text{ mit } t = 1)$

der Zustandsüberführungswahrscheinlichkeit $A = \{a_{ij}\}$,

wobei $a_{ij} = \Pr(q_j \text{ mit } t + 1 | q_i \text{ mit } t)$

der Endzustandswahrscheinlichkeit $\Gamma = \{\gamma_i\}$,

wobei $\gamma_i = \Pr(q_i \text{ mit } t - T)$ und

der Beobachtungswahrscheinlichkeit $B = \{b_j(k)\}$,

wobei $b_j(k) = \Pr(v_k \text{ mit } t | q_j \text{ mit } t)$ beschrieben werden.

⁶⁰ Hierfür wird häufig die *Bayes rule* verwendet.

HMMs gewannen ihre Popularität bei Klassifizierungsproblemen in der Handschriftenerkennung, weil sie am besten mit den Varianten und Unterschieden, wie sie gewöhnlich in den symbolischen Beschreibungsketten der Objekte auftauchen, umgehen und sich daran anpassen können. Sie können sehr einfach für die notwendigen Symbollöschungs-, Symboleinsetzungs- und Symbolersetzungsfunktionen programmiert werden, die eine bestehende Beschreibung eines Wortes komplett verändern können. HMMs werden daher in den Worterkennungssystemen zur Modellierung von Wörtern eingesetzt. Wenn kleine oder eingeschränkte Lexika verwendet werden, wird die modellunterscheidende Methode bevorzugt. In dieser Methode wird jedes Wort mit einem eigenen HMM assoziiert, welches die Schätzung der Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Wortes in einer bestimmten Beobachtungssequenz anstrebt. Darüber hinaus ist jedes Wortmodell eines solchen HMMs, welches entweder nach der holistischen oder analytischen Variante vorgeht, zusammengesetzt aus Sub-HMMs, die jeweils einen Buchstaben des Wortes repräsentieren.⁶¹

Die Anfangszustands- und die Endzustandswahrscheinlichkeit werden berechnet anhand des äußersten linken und rechten Punktes des Schriftzugs. Die a posteriori Wahrscheinlichkeit eines Modells berechnet sich aus den höchst möglichen Wahrscheinlichkeiten des gesamten Wortes, diese werden mit Hilfe des Viterbi-Algorithmus⁶² gefunden. Da die Schreibrichtung (zumindest für die hier betrachteten europäischen Schriftarten) von links nach rechts verläuft, gibt es in den Sub-HMMs, die einen Buchstaben repräsentieren, keine rückwärts gewandten Überföhrungsfunktionen.

Es ist sehr wichtig, zwischen der Wortmodell-Kreierungsphase, die buchstabenorientiert ist und der Erkennungsphase zu unterscheiden, die ein so gewonnenes Wortmodell mit holistischen Methoden weiterverwenden kann.

Es gibt eine HMM-basierte Methode für große Lexika, die pfadunterscheidend arbeitet. Jedem Buchstaben des Alphabets wird ein Sub-HMM zugeordnet. Diese Sub-HMMs sind miteinander verbunden. Die Wörter werden mittels ihres jeweiligen Pfads, den die Zusammensetzung aus den einzelnen Buchstaben ergibt, vonein-

⁶¹ L. R. Rabiner, H. B. Juang: An introduction to hidden Markov models. In: IEEE ASSP, 3 (1986) 1, 4-16; A. B. Poritz: Hidden Markov models. A guided tour, in: Proceedings IEEE ICASSP (1988), 7-13.

⁶² A. J. Viterbi: Error bounds for convolutional codes and asymptotically optimal decoding algorithm. IEEE Transactions on Information Theory IT-13 (1967) 2, 260-269; G. D. Forney: The Viterbi Algorithm. IEEE Proceedings, 61 (1973) 3, 268-278.

ander unterschieden. Die Ausgabe des Erkennungsprozesses ist das Wort, das mit dem Pfad der höchstmöglichen Wahrscheinlichkeit im Vergleich über alle möglichen Pfade dieser Beobachtungssequenz assoziiert wird. Für gewöhnlich wird dieser Pfad mit Hilfe des Viterbi-Algorithmus gefunden.⁶³

4.4.2 Minimum Edit-Distanz

Gegeben sei eine Sequenz von Beobachtungen eines eingegebenen Wortbildes und einer Wissensbasis mit gleichartigen Beschreibungen aller möglichen Wörter, dann wird gewöhnlich versucht die Beschreibung mit der geringsten Edit-Distanz zu dem eingegebenen Wort zu finden. Hierfür wird gewöhnlich Levenshteins metrisches Konzept verwendet.⁶⁴ Die minimale Edit-Distanz zwischen zwei Symbolketten notiert als $o_1 \dots o_m$ und c , ist die einfachste Möglichkeit, um eine Kette in eine andere zu transformieren durch Symbollöschung, -ersetzung und -einfügung. Für diese Problemstellung gibt es eine einfache Lösung mittels dynamischer Programmierung.

$$d(o_1 \dots o_m, r_1 \dots r_n)$$

$$= \min \begin{cases} d(o_1 \dots o_{m-1}, r_1 \dots r_{n-1}) + \text{sub}(o_m, r_n) \\ d(o_1 \dots o_{m-1}, r_1 \dots r_n) + \text{ins}(o_m) \\ d(o_1 \dots o_{m-1}, r_1 \dots r_{n-1}) + \text{del}(r_n) \end{cases}$$

Wobei $\text{sub}(o_m, r_n)$, $\text{ins}(o_m)$ und $\text{del}(r_n)$ die Parameter für die oben erwähnten Operationen sind, die Konstanten oder eine Funktion des Symbols sein können.⁶⁵

4.4.3 Dynamische Programmierung

Die Essenz der meisten segmentierungsbasierten Erkennungsmethoden ist eine dynamische Programmieretechnik zur Berechnung der besten Übereinstimmung zwi-

⁶³ T. Steinherz, E. Rivlin, N. Intrator: Offline cursive script recognition - a survey, in: IJDAR (1999) 2, 109. Zu einzelnen Versuchen die ein HMM benutzen siehe die Referenzen im Kapitel 4.2.

⁶⁴ V. I. Levenshtein: Binary codes capable of correcting deletions, insertions and reversals. Sov. Phys. Dokl. 10 (1966) 707-710; T. Steinherz, E. Rivlin, N. Intrator: Offline cursive script recognition - a survey. In: IJDAR (1999) 2, 109.

⁶⁵ Arbeiten die Minimum Edit-Distanz verwenden, siehe Fussnoten 25 bis 34.

schen einem Wort $C_1, C_2 \dots C_N$ und einem Bild, das repräsentiert wird durch eine Sequenz einfacher Segmente $S_1, S_2 \dots S_{N_s}$:

Value (N_c, N_s)

$$- \max_k \{ \text{value}(N_c - 1, k) + \text{match}(S_{k|1, N_s}, C_{N_c}) \mid N_c - 1 \leq k < N_s \}$$

wobei die Übereinstimmung (Segment (S), Buchstaben) eine Evaluierungsfunktion ist, welche die Korrelation zwischen einer Menge einfacher Segmente und dem jeweiligen Buchstaben schätzt. Die Annahme, dass jedes einfache Segment mindestens einen Buchstaben enthält, kann aufgelockert werden. Wenn zum Beispiel ein einfaches Segment mit zwei Buchstaben korrespondiert, muss obige Maximierungsfunktion zusätzlich durch folgenden Ausdruck ergänzt werden:

$$\text{value}(N_c - 2, N_s - 1) + \text{match}(S_{N_s, N_s}, C_{N_c-1} C_{N_c})$$

Es erfordert jedoch ein zusätzliches Training der Evaluierungsfunktion, damit sie zwei Buchstaben in einem einfachen Segment erkennen und bearbeiten kann.

Um die beste Übereinstimmung für ein einzelnes Wort zu finden, wird ein Array [N_c, N_s] angelegt, wobei N_c und N_s die Anzahl der Buchstaben und einfachen Segmente darstellen. Die Knoten $A(i, j)$ enthalten die Werte der besten Übereinstimmung zwischen dem ersten Buchstaben (i) des Wortes und dem ersten einfachen Segment (j). Der erste Schritt wird entsprechend obiger Formel berechnet. Nachdem die dynamische Programmierungsphase durchlaufen wurde, kann die optimale Segmentierung, durch *backtracing* wiedergefunden werden.⁶⁶

4.5 Die Nachbearbeitungsphase

Als letztes folgt die Nachbearbeitungsphase. In dieser Phase werden erkannte Wörter mit dem Lexikon verglichen, einzelne Buchstaben oder Zeichenketten werden korrigiert, die Wortwahrscheinlichkeit wird in Hinsicht auf die Syntax und den Kontext überprüft. Wenn große Lexika verwendet werden, ist die Fehlerrate nach wie vor sehr hoch, so dass linguistische Einschränkungen in bezug auf die Satzstellung und den inhaltlichen Kontext notwendig sind, um die Erkennungsraten von menschlichen Lesern und Leserinnen zu erreichen.

⁶⁶ T. Steinherz, E. Rivlin, N. Intrator: Offline cursive script recognition - a survey. In: IJDAR (1999) 2, 110.

5. Zusammenfassung

Die Forschungen zur automatischen Handschriftenerkennung haben in den letzten zehn Jahren große Fortschritte gemacht, jedoch sind sie noch weit entfernt von einem endgültigen Durchbruch. Zum gegenwärtigen Zeitpunkt ist es schwierig, einen abwägenden Vergleich zwischen den bisher entwickelten unterschiedlichen Methoden aufzustellen. Zum einen wurden die meisten Methoden häufig nur mit kleinen Lexika getestet, obwohl sie potentiell auch größere handhaben könnten.

Die Erkennungsraten eines Handschriftenerkennungssystems hängen darüber hinaus von der Arbeitsweise sämtlicher Module ab - ein Vergleich der Erkennungsalgorithmen wäre nicht aussagekräftig genug. Wesentlich für das Abschneiden eines Systems sind zum Beispiel die Art der ausgewählten Merkmale und die Trainingsphase. Ein großer Teil der Probleme, die mit der Handhabung großer Lexika entstehen, hängen mit der Auswahl unpassender Schriftmerkmale zusammen. Verlängert man die Trainingsphase eines Systems, so steigen die Erkennungsraten.

Es gibt auch schon erste kommerzielle Produkte auf dem Markt, z. B. Programme für handgeschriebene Buchstaben in Formularen. Die letzten Forschungen haben gezeigt, dass Handschriftenerkennung machbar ist für kleine Lexika, und / oder wenn die Sätze syntaktisch sehr einfach sind. So wurden Erkennungsraten von 95% erreicht bei Lexika die amerikanische Städtenamen enthalten und eine Größe von 10 bis 100 haben.⁶⁷

Diese Stufe in der Entwicklung wurde erreicht durch eine Kombination unterschiedlicher Faktoren: die Verbesserung von Erkennungsraten, den Gebrauch von komplexen Systemen, die unterschiedliche Arten von Informationen integrieren können, die Auswahl zwischen unterschiedlichen relevanten Erkennungsalgorithmen, Fortschritte in der Scanner-Technologie und immer schneller und billiger werdende Prozessoren.⁶⁸

⁶⁷ F. Kimura, M. Shridhar, Z. Chen. Improvements of a lexicon-directed algorithm for recognition off unconstrained handwritten words, in: ICDAR (1993), 18.

⁶⁸ S. Impedovo (Hrsg.): Fundamentals in Handwriting Recognition. NATO-Advanced Study Institute Series F. Springer-Verlag, Oktober, 1994; Proceedings of the Third International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (New York, 1993); R. Plamondon: Handwriting processing and recognition. Pattern Recognition, 26 (1993) 3; T. Pavlidis, S. Mori: Special issue on optical character recognition. Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7; S. Impedovo, J. C. Simon (Hrsg.): From Pixels to Features III. Elsevier Science (Amsterdam, 1992); P. S. P. Wang: Character and handwriting recognition: Expanding frontiers. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence 5 (1991).

Die interdisziplinären Ansätze in der graphonomischen Forschung führten zum Auffinden besserer Merkmale und zur Kombination unterschiedlicher Merkmale in einem System. Es wird auch davon ausgegangen, dass das Verhalten eines automatischen Handschriftenerkennungssystems verbessert werden kann, wenn Merkmale verwendet werden, die dem menschlichen Lesen entsprechen, besonders, wenn der Erkennungsalgorithmus auf Wissen über das menschliche Lesen aufbaut. Das Segmentierungsproblem ist nach wie vor ungelöst, auch wenn es Ansätze zu seiner Überwindung gibt⁶⁹ und der wahrnehmungsorientierte Ansatz eine Umgehung des Problems ermöglicht.

Eine zukünftige wichtige Aufgabe für die Worterkennung ist die Entwicklung besserer Algorithmen zur Verwendung großer Lexika mit mehr als 50.000 Wörtern. Darüber hinaus sollte der Gebrauch kontextuellen Wissens auf der Wort- Satz- oder auch Textebene optimiert werden. Tendenziell entwickelt sich die Forschung hin zur Kombinierung verschiedener Erkennungstechnologien in einem Worterkennungssystem. Hier wird es eine besondere Herausforderung sein, schon bestehende Methoden zu optimieren. Ein weiterer Optimierungsfaktor für Handschriftenerkennungssysteme liegt in der Verbesserung der Nachbearbeitungsphase, die stärker inhaltliche, syntaktische und linguistische Aspekte einbeziehen sollte.

6. Literaturverzeichnis

- AIPR-IEEE. Proceedings of the First International Conference on Document Analysis and Recognition. St. Malo, 1991.
- AIPR-IEEE. Proceedings of the Second International Conference on Document Analysis and Recognition. Tsukuba Science City, 1993.
- Alimi, A.; Plamondon, R.: Performance analysis of handwritten strokes generation models. In: IWFHR, 1993. S. 272-283.
- Alimi, A.; Plamondon, R.: Analysis of the parameter dependence of handwriting generation models on movements characteristics. In: C. Faure, G. Lorette, A. Vinter, and P. Keuss (Hrsg.). Advances in Handwriting and Drawing: A multidisciplinary Approach. Paris, 1994.
- Allen, T.; Hunter, W.; Jacobson, M.; Miller, M.: Comparing several discrete handwriting recognition algorithms. Technical report, AT&T GIS, Human Interface Technology Center, New User Interface Group, 1994.

⁶⁹ G. Lorette: Handwriting recognition or reading? What is the situation at the dawn of the 3rd millennium, in: IJDAR (1999) 2, 2-12.

- Amin, A.: Off-Line Arabic Character Recognition: The State Of The Art. In: Pattern Recognition, 31 (1998) 5, 517-530.
- Anigbogu, J. C. ; Belaïd, A.: Application of hidden Markov models to multifont text recognition. In: ICDAR, 1991. S. 785-793.
- Anigbogu, J. C. ; Belaïd, A.: Recognition of Multifont Text Using Markov Models. In: 7th SCIA, Bd. 1, 1991. S. 469-476.
- Anquetil, E.; Lorette, G.: Automatic Generation of Hierarchical Fuzzy Classification Systems Based on Explicit Fuzzy Rules Deduced from Possibilistic Clustering. In: Application to on-line Handwritten Character Recognition. IPMU, Granada, 1996. S. 259-264.
- Anquetil, E.; Lorette, G.: On-Line Handwriting character recognition system based on hierarchical quality fuzzy modeling. In: Progress in Handwriting Recognition. Singapur: World Scientific Publication, 1997. S. 109-116.
- Baird, H. S.: Document Image Defect Models. In: Proceedings WSSPR, 1990. S. 38-47.
- Baird, H. S.; Fossey, R.: A 100-font classifier. In: ICDAR (1991). S. 332-340.
- Baird, H. S.; Kahan, S.; Pavlidis, T.: Components of a Omnifont S. Reader. In: Proceedings 8th ICPR. Paris, 1986. S. 344-348.
- Baum, L. E.: An inequality and associated maximization technique in statistical estimation for probabilistic functions in Markov processes. In: Inequalities, 3 (1972), 1-8.
- Baum, L. E.; Petrie, T.; Soules, G.; Weiss, N.: A maximization technique occurring in the statistical analysis of probabilistic functions of Markov chains. Ann. Math. Stat., 41 (1970) 1, 164-171.
- Bayer, T.: Segmentation of Merged Character Patterns with Artificial Intelligence Techniques. In: SCIA. Stockholm, 1987. S. 49-55.
- Belaïd, A.; Anigbogu, J. C.: Text recognition using stochastic models. In: R. Gutiérrez; M. J. Valderrama (Hrsg.). 5th International Symposium on ASMDA, 1991. S. 87-98.
- Bokser, M.: Omnidocument Technologies. Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7, 1066-1078.
- Bunke, H.; Roth, M.; Schukat-Talamazzini, E. G.: Off-line cursive handwriting recognition using Hidden Markov Models. In: Pattern Recognition, 28 (1995) 9, 1399-1413.
- Burges, C. J. C.; Matan, O.; Le Cun, Y.; Denker, J. S.; Jackel, L. D.; Stenard, C. E.; Nohl, C. R. und Ben J. I.: Shortest path segmentation: A method for training a neural network to recognize character strings. In: Proceedings IJCNN, Baltimore, Maryland, 1992. S. 165.
- Bramall, P. E.; Higgins, C. A.: A cursive script recognition system based on human reading models. In: Machine Visions and Applications, 8 (1995) 4, 224-231.
- Casey, R. G. et al.: Intelligent forms processing system. In: Machine Vision and Applications, 5 (1992) 5, 143-155.

- Casey, R. G.; Nagy, G.: Recursive Segmentation and Classification of Composite Patterns. In: Proceedings 6th ICPR, 1982. S. 1023-1026.
- Chang, L.; MacKenzie, I. S.: A comparison of two handwriting recognizers for pen-based computers. In: Proceedings of CANSON, Canada, 1994.
- Chen, M. Y.; Kundu, A.; Zhou, J.; Srihari, S. N.: Off-line handwritten word recognition using hidden Markov model. In: Proceedings of the USPS Advanced Technology Conference, 1992. S. 563.
- Chen, M. Y.; Kundu, A.; Srihari, S. N.: Handwritten word recognition using continuous density variable duration hidden Markov model. In: Proceedings IEEE ICASSP, 1993. S. 105-108.
- Chen, M. Y.; Kundu, A.; Srihari, S. N.: Variable duration hidden Markov model and morphological segmentation for handwritten word recognition. In: Proceedings IEEE CCVPR, 1993. S. 600-601.
- Chen, M. Y.; Kundu, A.; Srihari, S. N.: Variable duration hidden Markov model and morphological segmentation for handwritten word recognition. In: IEEE Transactions on Image Processing, 4 (1995) 12, 1675-1688.
- Clergeau-Tournemire, S.; Plamondon, R.: Integration of lexical and syntactical knowledge in a handwriting-recognition system. In: Machine Vision and Applications, 8 (1995) 4, 249-259.
- Cohen, E.; Hull, J. J.; Srihari, S. N.: Understanding handwritten text in a structured environment: determining zip codes from addresses. In: IJPRAI, 5 (1991) 1/2, 221-264.
- Cote, M.; Lecolinet, E.; Cheriet, M.; Suen, C. Y.: Building a perception based model for reading cursive script. In: Proceedings ICDAR, 1995. S. 898-901.
- Cote, M.; Lecolinet, E.; Cheriet, M.; Suen, C. Y.: Automatic Reading of of cursive scripts using human knowledge. In: Proceedings ICDAR, 1997. S. 107-111.
- Cote, M. et al.: Automatic reading of cursive scripts using a reading model and perceptual concepts. The PERCEPTO system. In: IJDAR, 1 (1998), 3-17.
- Coulmas, Florian C.: The Writing Systems of the World. Blackwell, New York, 1989.
- Dengel, A. et al.: From paper to office document standard representation. IEEE Computer, 25 (1992) 7, 63-67.
- Denier van der Gon, J. J.; Thuring, J. P.: The guiding of human writing movements. Kybernetik, 4 (1965) 2, 145-148.
- Downton, A. C.; Impedovo, S. (Hrsg.): Progress in Handwriting Recognition. Proceedings 5th IWFHR'96. Singapur: World Scientific Publishing, 1997.
- Duda, R. O.; Hart, P. E.: Pattern Recognition and Scene Analysis. New York: John Wiley, 1973.

- Eastwood, B.; Jennings, A.: Pre-segmentation points: an analysis of features. In: Downton, A. C.; Impedovo, S. (Hrsg.): Progress in Handwriting Recognition. Proceedings 5th IWFHR'96. Singapur: World Scientific Publishing 1997. S. 185-190.
- Edelman, S.; Flash, T.; Ullman, S.: Reading cursive handwriting by alignment of letter prototypes. In: IJCV, 5 (1990) 3, 303-331.
- Eliaz, A.; Geiger, D.: Word-level recognition of small sets of handwritten words. In: Pattern Recognition Letters, 16 (1995) 10, 999-1009.
- Faure, C.; Lorette, G.; Vinter, A.; Keuss, P.: Advances in Handwriting and Drawing: A Multidisciplinary Approach. Paris: Europia, 1994.
- Forman, G.; Zahorjan, J.: The challenges of mobile computing. In: IEEE Computer, (1994). S. 38-47.
- Forney, G. D.: The Viterbi Algorithm. IEEE Proceedings, 61 (1973) 3, 268 - 278.
- Gader, P.; Mohamed, M.; Chiang, J. H.: Segmentation based handwritten word recognition. In: Proceedings USPS 5th Advanced Technology Conference, (1992). S. 215-225.
- Gader, P.; Mohamed, M.; Chiang, J. H.: Handwritten word recognition with character and inter-character neural networks. In: IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 27 (1997) 1, 158-164.
- Geist, J. et al.: The second census optical character recognition systems conference. Technical Report NISTIR-5452, National Institute of Standards and Technology, U.S. Department of Commerce, 1994.
- Van Galen; Stelmach, G. E.: Handwriting, issue of psychomotor control and cognitive models. Acta Psychologica, 82 (1993), 1-3.
- Gilloux, M.; Leroux, M.; Bertille, J.-M.: Strategies for handwritten words recognition using Hidden Markov Models. In: Proceedings ICDAR, 1993. S. 299-304.
- Goldberg, D.; Richardson, D.: Touch-typing with a stylus. In: INTERCHI'93 conference on Human factors in computer systems, New York : ACM, 1993.
- González, J.; Salvador, I.; Toselli, A. H.; Vidal, J. E.; Casacuberta, F.: Offline Recognition of Syntax-Constrained Cursive Handwritten Text. In: LNCS, 1876 (2000), 143ff.
- Govindan, V. K.; Shivaprasad, A. P.: Character recognition - a review. In: Pattern Recognition, 23 (1990) 7, 671-683.
- Govindaraju, V.; Shekhawat, A.; Srihari, S. N.: Interpretation of handwritten addresses in U.S. mail stream. In: Proceedings ICDAR, 1993.
- Guillevic, D.; Suen, C. Y.: HMM word recognition engine. In: Proceedings ICDAR, 1997. S. 11-14.
- Guyon, I.; Schomaker, L.; Plamondon, R.; Liberman, M. ; Janet, S.: UNIPEN project of on-line data exchange and recognizer benchmarks. In: Proceedings 12th ICPR, Jerusalem, Oktober 1994.

- Halder-Sinn, Petra; Lehmann, H.: Die Beurteilung historischer Schriften durch die forensische Schriftvergleichung. In: Peter Rück (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 417-428.
- Handschin-Simon, Marianne: Strukturelle Bewegungszuganalyse an einer mittelalterlichen Handschrift. In: Peter Rück (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 429-432.
- Hanson, Stephen José; Cowan, Jack D.; Giles, C. Lee (Hrsg.): Advances in Neural Information Processing Systems 5. Morgan: Kaufmann, 1993.
- Ho, T. K.: A Theory of Multiple Classifier Systems and Its Application to Visual Word Recognition. PhD thesis, State University of New York at Buffalo, Mai 1992.
- Hochberg, J. et al.: Script and language identification for handwritten document images. In: IJDAR (1999) 2, 45-52.
- Holstege, M.; Inn, Y. J.; Tokuda, L.: Visual Parsing: An Aid to Text Understanding. In: RIAO (1991). S. 175-193.
- Hull, J.: Language-level syntactic and semantic constraints applied to visual word recognition. In: S. Impedovo (Hrsg.): Fundamentals in Handwriting Recognition. NATO-Advanced Study Institute Series F. Springer-Verlag, Oktober, 1994. S. 289.
- Hull, J.; Ho, T. K.; Favata, J.; Govindaraju, V.; Srihari, S.: Combination of segmentation-based and holistic handwritten word recognition algorithms. In: S. Impedovo; J. C. Simon (Hrsg.): From Pixels to Features III. Elsevier Science, Amsterdam, 1992. S. 261.
- Impedovo, S. (Hrsg.): Fundamentals in Handwriting Recognition. NATO-Advanced Study Institute Series F. Springer-Verlag, Oktober, 1994.
- Impedovo, S.; Ottaviano, L.; Occhinegro, S.: Optical Character Recognition - A Survey. In: IJPRAI, 5 (1991) 1/2, 1-24.
- Impedovo, S. Simon, J. C. (Hrsg.): From Pixels to Features III. Elsevier Science, Amsterdam, 1992.
- Institute of Electrical and Electronic Engineers. Proceedings ICASSP, Adelaide, 1994.
- Proceedings of the Third International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, Buffalo, New York, Mai 1993.
- Kahan, S.; Pavlidis, T.; Baird, H. S.: On the Recognition of Printed Characters of Any Font and Size. In: IEEE Trans. PAMI, 9 (1987) 2, 274-288.
- Kanai, J.: Text Line Extraction and Baseline Detection. In: RIAO. France, 1990. S. 194-209.
- Kasturi, R.; Sira, S. O'Gorman, L.: Techniques for line drawing interpretation: An overview. In: IAPR IWMVA. Tokio, 1990. S. 151-160.
- Kim, G. et al: An architecture for handwritten text recognition systems. In: IJDAR (1999) 2, 37-44.

- Kim, G.; Govindaraju, V.: Handwritten word recognition for realtime applications. In: Proceedings ICDAR, 1995. S. 24-27.
- Kim, G.; Govindaraju, V.: Recognition of handwritten phrases as applied to street name images. In: Proceedings IEEE CCVPR, 1996. S. 459-464.
- Kim, G.; Govindaraju, V.: A lexicon driven approach to handwritten word recognition for real time applications. IEEE Trans. PAMI, 19 (1997) 4, 366-379.
- Kim, J. H.; Kim, K. K.; Suen, C. Y.: An HMM-MLP Hybrid Model for Cursive Script Recognition. In: Pattern Analysis & Applications, 3 (2000) 4, 314-324.
- Kimura, F.; Shridar, M.; Chen, Z.: Improvements of a lexicon-directed algorithm for recognition off unconstrained handwritten words. In: Proceedings ICDAR, 1993. S. 18-23.
- Kimura, F.; Shridar, M.; Narasimhamurthi, N.: Lexicon directed segmentation-recognition procedure for unconstrained handwritten words. In: Proceedings IWFHR, 1993. S. 122-131.
- Kimura, F.; Shridar, M.; Chen, Z.; Tsuruoka, S.: Context directed handwritten word recognition for postal service applications. In: Proceedings USPS 5th Advanced Technology Conference, 1992. S. 199-213.
- Kolcz, A. et al.: A Line-Oriented Approach to Word Spotting in Handwritten Documents. In: Pattern Analysis & Applications, (2000) 3, 153-168.
- Lam, S. W.; Baird, H. S.: Performance Testing of Mixed-font Variable-size Character Recognizers. In: SCIA, Stockholm, 1987. S. 563-570.
- Lashley, K. S.: The accuracy of movements in the absence of excitation from the moving organ. In: American Journal of Physiology, 20 (1987), 169.
- Lecolinet, E.; Crettez, J-P.: A grapheme-based segmentation technique for cursive script recognition. In: Proceedings ICDAR, 1991. S. 740.
- Leroux, M.; Salome, J.C.; Badard, J.: Recognition of cursive script words in a small lexicon. In: Proceedings ICDAR, 1991. S. 774-782.
- Liang, S.; Ahmadi, M.; Shridhar, M. Segmentation of Touching Characters in Printed Document Recognition. In: Proceedings ICDAR, 1993. S. 569-572.
- Lorette, G.; Lecourtier, Y.: Is recognition and interpretation of handwritten text a scene analysis problem? In: Proceedings 3rd IWFHR, 1993. S. 184.
- Lorette, Guy: Handwriting recognition or reading? What is the situation at the dawn of the 3rd millenium. In: IJDAR (1999) 2, 2-12.
- Luca, P. G.; Gisotti, A.: How to Take Advantage of Word Structure in Printed Character Recognition. In: RIAO 1991. S. 148-159.
- Luca, P. G.; Gisotti, A.: Printed Character Preclassification Based on Word Structure. In: Pattern Recognition, 24 (1991) 7, 609-615.

- MacQueen, C.; MacKenzie, I. Scott; Nonnecke, B.; Riddesma, S.; Meltz, M.: A comparison of four methods of numeric entry on pen-based computers. In: Proceedings of Graphics Interface'94. CIPS. Toronto, 1994.
- Madhvanath, S.; Govindaraju, V.: Holistic lexicon reduction for handwritten word recognition. In: Proceedings of the SPIE - Document Recognition III, 1996. S. 224-234.
- Madhvanath, S.; Govindaraju, V.: Using holistic features in handwritten word recognition. In: Proceedings USPS 5th Advanced Technology Conference, 1992. S. 183-198.
- Madhvanath, S.; Krpasundar, V.: Pruning large lexicons using generalized word shape descriptors. In: Proceedings ICDAR, 1997. S. 552-555.
- Manmatha, R.; Srimal, N.: Scale Space Technique for Word Segmentation in Handwritten Documents. In: LNCS, 1682 (2000), 22ff.
- Mantas, J: An Overview of Character Recognition Methodologies. In: Pattern Recognition, 19 (1986) 6, 425-430.
- Michel, Lothar: Methoden der forensischen Schriftuntersuchung. In: Rück, Peter (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 373-386.
- Mohamed, M.; Gader, P.: Handwritten word recognition using segmentation free hidden markov modeling and segmentation based dynamic programming techniques. In: IEEE Trans. PAMI, 18 (1996) 5, 548-554.
- Moreau, J. V.; Plessis, B.; Bougeois, O.; Plagnaud, J. L.: A postal cheque reading system. In: Proceedings ICDAR, 1991. S. 758-766.
- Mori, S.; Suen, C. Y.; Yamamoto, K. : Historical review of OCR research and development. In: Proceedings IEEE, 80 (1992) 7, 1029-1058. Special Issue on Optical Character Recognition.
- Nadler, M.: A Survey of Document Segmentation and Coding Techniques. In: CVIP, 28 (1984), 240-262.
- Nagy, G.: At the frontiers of OCR. In: Proceedings IEEE, 80 (1992) 7, 1093-1100.
- Nagy, G.; Seth, S.; Stoddard, S.: Document analysis with an expert system. In: Proceedings PRP, Jg. 2, Amsterdam, Juni 1985.
- Nartker, T. A.; Rice, S. V.; Kanai, J.: OCR Accuracy: UNLV's Second Annual Test. Technical Journal INFORM of the University of Nevada. Las Vegas, 1994.
- Paquet, T.; Lecourtier, Y.: Handwriting recognition: Application on banc cheques. In: Proceedings ICDAR, 1991. S. 749-757.
- Parisse, C.: Global word shape processing in off line recognition of handwriting. In: IEEE Trans. PAMI, 18 (1996) 4, 460-464.
- Pasqueur, L.; Anquetil, E.; Lorette, G.: Coherent Knowledge Source Integration Through Perceptual Cycle Framework for Handwriting Recognition. In: Proceedings IWFHR, Taejon, 1998. S. 249-258.

- Pavlidis, T.; Mori, S.: Special issue on optical character recognition. In: Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7.
- Perez-Cortes, J. C.; Llobet, R.; Arlandis, J.: Fast and Accurate Handwritten Character Recognition Using Approximate Nearest Neighbours Search on Large Databases. In: LNCS, 1876 (2000), 767ff.
- Plamondon, R.; Alimi, A.; Yergeau, P.; Leclerc, F.: Modelling velocity profiles of rapid movements: A comparative study. In: Biological Cybernetics, 69 (1993) 2, 119-128.
- Plamondon, R.: Handwriting control, a functional model. In: R. Cotterill (Hrsg.): Models of Brain Function. Cambridge, [u. a.]: Academic Press, 1989. S. 563-574.
- Plamondon, R.: A handwriting model based on differential geometry. In: R. Plamondon, C. Y Suen, M. Simner (Hrsg.): Computer Recognition and Human Production of Handwriting. Singapore [u. a.]: World Scientific. S. 179-192.
- Plamondon, R.: A model based segmentation framework for computer processing of handwriting. In: Proceedings 11th ICPR, 1992. S. 303-307.
- Plamondon, R.: Handwriting processing and recognition. In: Pattern Recognition, 26 (1993) 3.
- Plamondon, R.: The design of an on-line signature verification system: From theory to practice. Progress in Automatic Signature Verification. In: MPAI, 13 (1994), 795-811.
- Plamondon, R.: A model-based dynamic signature verification system. In: S. Impedovo (Hrsg.): Fundamentals in Handwriting Recognition. NATO-Advanced Study Institute Series F. 1994.
- Plamondon, R.: A delta-lognormal model for handwriting generation. In: Proceedings 7th CIGS, London, Ontario, 1995. S. 126-127.
- Plamondon, R.: A kinematic theory of rapid human movements. In: Biological Cybernetics, 72 (1995), I: 295-307 und II: 309-320.
- Plamondon, R.: Special issue on cursive script recognition. Machine Vision & Applications, 1995.
- Plamondon, R. Maarse, F. J.: An evaluation of motor models of handwriting. IEEE Trans. on Syst. Man Cybernetic, 19 (1989) 5, 1060-1072.
- Plamondon, R.; Suen, C. Y.; Simner, M. (Hrsg.): Computer Recognition and Human Production of Handwriting. World Scientific, 1989.
- Plessis, B.; Sicsu, A.; Heutte, L.; Menu, E.; Lecolinet, E.; Dobon, O.; Moreau, J. V.: A multi classifier combination strategy for the recognition of handwritten cursive words. In: Proceedings ICDAR, 1993. S. 642-645.
- Poritz, A. B.: Hidden Markov models. A guided tour. In: Proceedings IEEE ICASSP, 1988. S. 7-13.

- Rabiner, L. R./Juang, H. B.: An introduction to hidden Markov models. In: IEEE ASSP, 3 (1986) 1, 4-16.
- Rocha, J.; Pavlidis, T.: New method for word recognition without segmentation. In: Proceedings SPIE, 1906 (1993), 76.
- Romeo-Pakker, K.; Ameer, A.; Olivier, C.; Lecourtier, Y.: Structural analysis of Arabic handwriting: segmentation and recognition. In: Machine Vision and Applications, 8 (1995) 4, 232-240.
- Rose, T. G.; Everett, L. J.: The use of context in cursive script recognition. In: Machine Vision and Applications, 8 (1995) 4, 241-248.
- Rubinstein, R.: Digital Typography: An Introduction to Type and Composition for Computer System Design. Addison-Wesley, 1988.
- Rück, Peter (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart: Thorbecke, 1999.
- Saon, G.; Belaid, A.: Off-line handwritten word recognition using HMM MRF approach. IN: Proceedings ICDAR, 1997. S. 118-122.
- Schomaker, L.; Segers, E.: Finding features used in the human reading of cursive handwriting. In: IJDAR (1999) 2, 13-18.
- Schürmann, J. et al. Document analysis - from pixels to contents. In: Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7, 1101-1119.
- Schürmann, J.; Bartneck, N.; Bayer, T.; Franke, J.; Mandler, E.; Oberlander, M.: Document Analysis - From Pixels to Contents. In: Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7, 1101-1119.
- Schürmann, J.: A Multifont Word Recognition System for Postal Address Reading. In: IEEE Transactions on computers, C-27 (1978) 8, 721-732.
- Seni, G.; Srihari R. K.: Hierarchical approach to on-line script recognition using a large vocabulary. In: Proceedings 4th IWFHR, Taipei, Taiwan, 1994.
- Shlien, S.: Multifont Character Recognition For Typeset Documents. In: IJPRAI, 2 (1988) 4, 603-620.
- Shridar, M.; Houle, G.; Kimura, F.: Handwritten word recognition using lexicon free and lexicon directed word recognition algorithms. In: Proceedings ICDAR, 1997. S. 861-865.
- Simon, J. C.; Baret, O.; Gorski, N.: A system for the recognition of handwritten literal amounts of checks. In: Proceedings of DAS. Kaiserslautern, 1994. S. 135.
- Singh, S.; Amin, A.: Neural Network Recognition of Hand-printed Characters. In: Neural Computing & Applications, 8 (1999) 1, 67-76.
- Srihari, R.; Baltus, C. M.: Incorporating syntactic constraints in recognizing handwritten sentences. In: Proceedings 13th IJCAI, Chambéry, 1993. S. 1262.
- Srihari, S. N.; Bozinovic, R. M.: A multi level perception approach to reading cursive script. In: Artificial Intelligence, 33 (1987) 2, 217-256.

- Srihari, S. N.: Computer Text Recognition and Error Correction. In: IEEE Computer Society Press, Silver Springs, Maryland, 1984.
- Srihari, S. N.; Hull, J. J.: Address Recognition Techniques in Mail Sorting: In: Research Directions. Technical Report 85-09, Department of Computer Science, SUNY at Buffalo, 1985.
- Srihari, S. N.: High-performance reading machines. In: Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7, 1120-1132.
- Srihari, S. N.; Hull, J. J.: Character recognition. In: Stuart C. Shapiro (Hrsg.). Encyclopedia of Artificial Intelligence, second edition, John Wiley, 1992. S. 138-150.
- Stalder, Robert: Ausdrucksanalytische Methoden der Schriftbeschreibung. In: Rück, Peter (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 357-372.
- Suen, C. Y.; Oh, I. S.: Distance features for neural network based recognition of handwritten characters. In: IJDAR, (1998) 1, 73-88.
- Tappert, C. C.; Suen, C. Y.; Wakahara, T.: The state of the art in on-line handwriting recognition. In: IEEE Trans. PAMI, 12 (1990) 8, 787-808.
- Thaller, Manfred (Hrsg.): Optical Character Recognition in the Historical Discipline. In: Halbgraue Reihe zur Historischen Fachinformatik. St. Katharinen, 1993.
- Thomassen, A. J. W. M.; Teulings, H. L.: Cursive script production: Some Graphonomic Aspects of Handwriting. In: Rück, Peter (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 443-452.
- Tsujimoto, Y.; Asada, H.: Resolving Ambiguity in Segmenting Touching Characters. In: Proceedings ICDAR, 1991. S. 701-709.
- Tsujimoto, S.; Asada, S.: Major components of a complete text reading system. In: Proceedings of the IEEE, 80 (1992) 7, 1133-1149.
- Ullman J. R.: Pattern Recognition Techniques. Crane-Russak, New York, 1973.
- Unicode Consortium, The. The Unicode Standard, Worldwide Character Encoding. Addison-Wesley, 1990.
- Vaxiviere, P.; Tombre, K.: Celsstin: CAD conversion of mechanical drawings. In: IEEE Computer, 25 (1992) 7, 46-54.
- Viterbi, A. J.: Error bounds for convolutional codes and asymptotically optimal decoding algorithm. In: IEEE Transactions on Information Theory IT-13 (1967) 2, 260-269.
- De Waard, W. P.: An optimised minimal edit-distance for handwritten word recognition. In: Pattern Recognition Letters, 16 (1995) 10, 1091-1096.
- Wang, P. S. P.: Character and handwriting recognition: Expanding frontiers. In: IJPRAI, 5 (1991).

- Wallner, Teut: Methoden der Schriftbeschreibung in der Schriftpsychologie. Klassifizierung und Vorschläge zur Registrierung von Handschriftenvariablen. In: Rück, Peter: Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 329-346.
- Warwick, C.: Trends and limits in the talk time of personal communicators. In: Proceedings of the IEEE, 83 (1995) 4.
- Wilkinson, R. A.; Geist, J.; Janet, S.; Grother, P. J.; Burges, C. J. C.; Creecy, R.; Hammond, B.; Hull, J. J.; Larsen, N. J.; Vogl, T. P.; Wilson C. L.: The first census optical character recognition systems conference. Technical Report NISTIR-4912, National Institute of Standards and Technology, U.S. Department of Commerce. September, 1992.
- Wong, K. Y.; Casey, R. G.; Wahl, F. M.: A document analysis system. IBM Journal of Research and Development, 26 (1982) 6, 647-656.
- Zimmer, Alf, C.: Argumente für die Bedeutung der impliziten Dynamik beim Lesen handgeschriebener Texte - Experimentelle Daten und ein theoretisches Modell. In: Rück, Peter (Hrsg.): Methoden der Schriftbeschreibung. Stuttgart, 1999. S. 453-462.

Abkürzungsverzeichnis

ACM	Association for Computing and Machinery
CCVPR	Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
CEDAR	Centre of Excellence for Document Analysis and Recognition in Buffalo, New York
CENPARMI	Centre for Pattern Recognition & Machine Intelligence of Concordia University, Montreal, Quebec, Canada
CGIP	Computer Graphics and Image Processing
CIGS	Conference of the International Graphonomics Society
CIPS	Canadian Information Processing Society
CVIP	Computer Vision and Image Processing
IAPR	International Association for Pattern Recognition

ICASSP	International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing
ICDAR	International Conference on Document Analysis and Recognition
ICPR	International Conference on Pattern Recognition
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IGS	International Graphonomics Society
IJCAI	International Joint Conference on Artificial Intelligence
IJCNN	International Joint Conference on Neural Networks
IJCV	International Journal of Computer Vision
IJDAR	International Journal on Document Analysis and Recognition
IJPRAI	International Journal on Pattern Recognition and Artificial Intelligence
IPMU	Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge Based Systems
IWFHR	International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition
IWMVA	International Workshop on Machine Vision & Applications
LNCS	Lecture Notes in Computer Science
MPAI	Machine Perception and Artificial Intelligence
NICI	Nijmegen Institute of Cognition and Information
NISTIR	National Institute of Standards and Technology
PRP	Pattern Recognition in Practice

OCR von Handschriften

RIAO	Recherche d'Informations Assistée par Ordinateur
SCIA	Scandinavian Conference in Image Analysis
SPIE	International Society for Optical Engineering
Trans. PAMI	Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence
USPS	United States Postal Service
WSSPR	Workshop on Syntactical and Structural Pattern Recognition