Zeitschrift: Bulletin des Schweizerischen Elektrotechnischen Vereins

Herausgeber: Schweizerischer Elektrotechnischer Verein ; Verband Schweizerischer Elektrizitätswerke

Band: 59 (1968)

Heft: 16

Artikel: Zur Optimierung von Zeichenerkennungsverfahren durch Rechnersimulation

Autor: Meyer-Brötz, G. / Schürmann, J.

DOI: https://doi.org/10.5169/seals-916068

Nutzungsbedingungen

Die ETH-Bibliothek ist die Anbieterin der digitalisierten Zeitschriften auf E-Periodica. Sie besitzt keine Urheberrechte an den Zeitschriften und ist nicht verantwortlich für deren Inhalte. Die Rechte liegen in der Regel bei den Herausgebern beziehungsweise den externen Rechteinhabern. Das Veröffentlichen von Bildern in Print- und Online-Publikationen sowie auf Social Media-Kanälen oder Webseiten ist nur mit vorheriger Genehmigung der Rechteinhaber erlaubt. Mehr erfahren

Conditions d'utilisation

L'ETH Library est le fournisseur des revues numérisées. Elle ne détient aucun droit d'auteur sur les revues et n'est pas responsable de leur contenu. En règle générale, les droits sont détenus par les éditeurs ou les détenteurs de droits externes. La reproduction d'images dans des publications imprimées ou en ligne ainsi que sur des canaux de médias sociaux ou des sites web n'est autorisée qu'avec l'accord préalable des détenteurs des droits. En savoir plus

Terms of use

The ETH Library is the provider of the digitised journals. It does not own any copyrights to the journals and is not responsible for their content. The rights usually lie with the publishers or the external rights holders. Publishing images in print and online publications, as well as on social media channels or websites, is only permitted with the prior consent of the rights holders. Find out more

Download PDF: 10.07.2025

ETH-Bibliothek Zürich, E-Periodica, https://www.e-periodica.ch

Zur Optimierung von Zeichenerkennungsverfahren durch Rechnersimulation

Von *G. Meyer-Brötz* und *J. Schürmann*, Ulm

681.327.12

1. Zur Aufgabe der automatischen Zeichenerkennung

Menschen übermitteln Informationen untereinander in grossem Umfang in Form von geschriebenen Texten — ein Grund dafür, dass wir alle es für nützlich halten, lesen zu lernen. In dem Masse, in dem zunehmend elektronische Rechenanlagen Informationsempfänger werden, wächst der Wunsch, dass die Rechner die Information in derselben Eingabeform verarbeiten können, dass sie also auch lesen lernen.

Der Ingenieur steht damit einmal mehr vor der Aufgabe, Leistungen des lebenden Organismus durch Maschinen nachzubilden. Es ist in solchen Fällen stets ein naheliegender und verlockend erscheinender Weg gewesen, der Natur in die Werkstatt zu schauen und sich bei dem Versuch, Lesegeräte zu entwickeln, an der Leistungsfähigkeit des menschlichen Auges und Gehirns zu orientieren. Im Rahmen der Kybernetik studierten Nachrichtentechniker gemeinsam mit Biologen neurophysiologische Tatbestände, operierten an Krebs- und Katzenaugen, erfanden Neuronen- und Gehirnmodelle und versuchten, hinter die Geheimnisse des menschlichen Nervensystems, des Lernens und Denkens zu kommen. Diese Forschungsarbeiten waren sicher sehr fruchtbar und brachten Erkenntnisse über Funktion und Struktur lebender Organismen, sie sind aber in Bezug auf technische Realisierungen ohne praktischen Erfolg geblieben. Für den Ingenieur sind die vielleicht wichtigsten Resultate dieser Forschung die noch tiefere Bewunderung der faszinierenden Leistungsfähigkeit des menschlichen Gehirns und die Erkenntnis, dass es wenig aussichtsreich scheint, den lebenden Organismus — der ja für ganz andere Aufgaben, nämlich das Überleben und Futtersuchen, konzipiert wurde — mit technischen Mitteln zu kopieren. Praktisch brauchbare und realisierbare Ergebnisse wird man nur durch wohldefinierte Einschränkungen der Aufgabenstellung erreichen können, die auf einem soliden mathematischen und technischen Fundament aufbauen.

Da ein Digitalrechner nur codierte Zeichen aufnehmen und verarbeiten kann, ist es heute noch erforderlich, viele der ursprünglichen Texte oder Belege durch menschliche Arbeitskraft in maschinell verarbeitbare Form umzusetzen. In der Deutschen Bundesrepublik werden jährlich etwa 8 Milliarden Lochkarten hergestellt mit einem Kostenaufwand, der mit dem Mietwert aller installierten Datenverarbeitungsanlagen vergleichbar ist. In den USA sind derzeit 300000 Personen mit der Herstellung von Lochkarten und Lochstreifen beschäftigt. Der Zeitaufwand für das Umsetzen der Daten vom Beleg in die Lochkarte steht häufig in keinem vernünftigen Verhältnis zum Zeitaufwand für die Datenverarbeitung im Digitalrechner. Die direkte Verarbeitbarkeit der Urbelege ist eine wichtige Voraussetzung für eine weitergehende Rationalisierung in der Verwaltung, im Handel und in der Industrie. Der Umsatz von Beleglesern wird für die USA im Jahr 1980 auf 4 Milliarden DM geschätzt.

Bei der wirtschaftlichen Benutzung von automatischen Lesemaschinen ist jedoch gegenwärtig und sicher auch in absehbarer Zukunft mit drastischen Einschränkungen in der Art und Variationsbreite der zugelassenen Schriftzeichen zu rechnen. Eine solche Einschränkung ist zum Beispiel die ausschliessliche Verwendung von gedruckten Schriftzeichen. Vor rund zehn Jahren wurden magnetische Schriften, später stark stilisierte optische Schriften für die automatische Verarbeitung eingeführt. Heute steht ein Schriftsatz vor der internationalen Normung (Fig. 1), dem man nicht ohne weiteres ansehen kann, dass er nicht nur nach ästhetischen, sondern auch nach praktisch-technischen Gesichtspunkten entworfen wurde.

2. Einrichtungen zur Rechnersimulation

Die zu lesenden Zeichen sind zweidimensionale Schwärzungsverteilungen auf einer Papiervorlage, denen durch Verabredung eine bestimmte Bedeutung zugeordnet ist. Die wesentliche Schwierigkeit bei der automatischen Zeichenerkennung ist, dass Zeichen gleicher Bedeutung, die also einer Zeichenklasse angehören, nicht durch identische Schwärzungsverteilungen dargestellt werden, sondern dass zahlreiche Variationen der Schwärzungsverteilung zulässig sind, welche die Klassenzugehörigkeit nicht beeinflussen. Solche Variationen entstehen beim Drucken der Zeichen und Fördern der Belege; sie sind abhängig von der Art des Druckwerkes und der Farbbänder, der Papier- und Druckfarbenqualität, von Flecken auf dem Papier, Typenverdrehungen und Höhenversatz sowie vielen anderen Einflüssen.

2148 - 2157

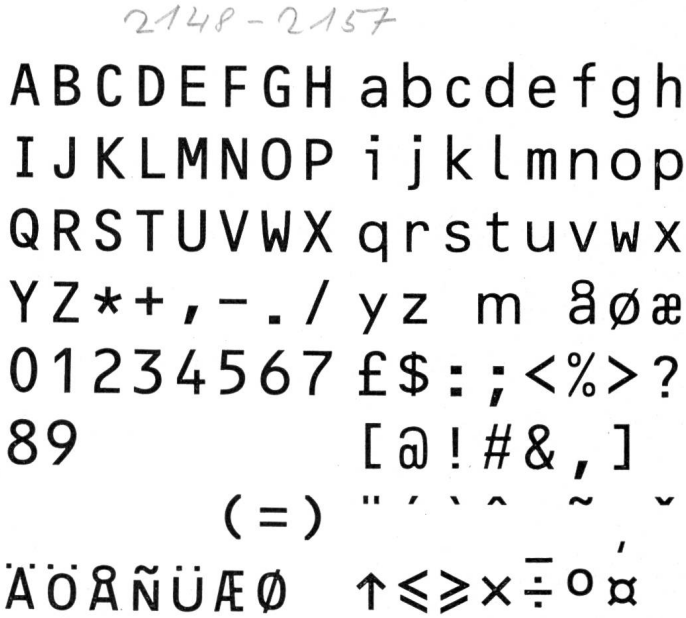

Fig. 1
Der internationalen Normung vorgeschlagener Schriftsatz OCR-B

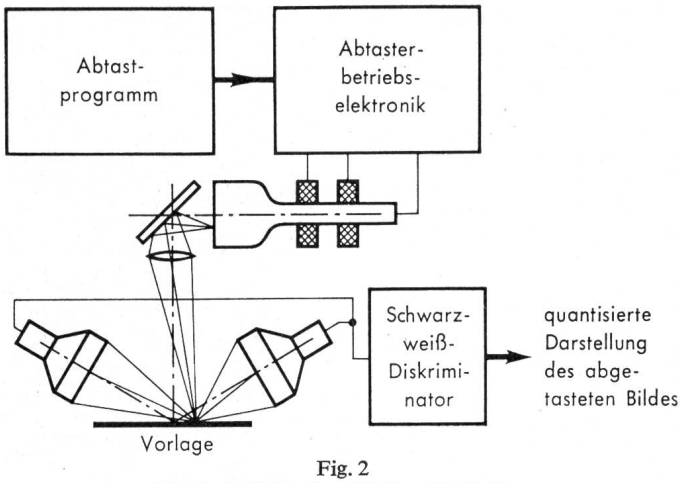

Fig. 2
Blockschaltbild eines Lichtpunktabtasters

Aus all diesen Gründen ist es nicht möglich, die Eigenschaften der verschiedenen zu unterscheidenden Zeichenklassen mathematisch zu beschreiben. Die Beschreibung steckt nur implizite in Beispielen, das heisst in einer Stichprobe, die für die später zu lesenden Zeichen repräsentativ ist. Man ist deshalb bei der Untersuchung von Erkennungsverfahren auf das Experiment angewiesen. Wollte man nun für jedes zu erprobende Erkennungsverfahren, wie das früher üblich war, ein Laboratoriumsmuster bauen, dann würde der dafür erforderliche Zeit- und Geldaufwand jeden Rahmen überschreiten. Der einzige Ausweg ist, die Experimente mit einem universell verwendbaren Gerät auszuführen, das einfach und schnell programmierbar ist, um es der jeweiligen speziellen Aufgabe anpassen zu können. Dieser Weg ist die Simulation auf einem Digitalrechner, der damit als Laborgerät der experimentellen Erprobung von Systemkonzepten dient.

Da der Digitalrechner nur Daten verarbeiten kann, die sich in seinem Speicher befinden, muss zunächst die Schwarz-Weiss-Verteilung der Zeichen auf der Papiervorlage als elektrisches Signal in den Speicher übertragen werden. Dazu dient ein Lichtpunktabtaster, dessen prinzipieller Aufbau in Fig. 2 gezeigt ist.

Der Lichtpunkt auf dem Schirm einer hochauflösenden Kathodenstrahlröhre wird über Spiegel und Objektiv auf der Papiervorlage abgebildet. Das dort reflektierte Licht wird von Photovervielfachern verstärkt. Das Video-Ausgangssignal ist gross, wenn der Reflexionsfaktor am jeweiligen Ort des Bildpunktes gross, das heisst das Papier nicht geschwärzt ist, und es ist klein an geschwärzten Stellen. Legt man zwischen beide Signalpegel eine Schwelle, dann wird der Bildpunkt als schwarz oder weiss gemessen. Durch schrittweises Fortschalten des Lichtpunktes mit treppenförmig ansteigenden Strömen in den Ablenkspulen der Kathodenstrahlröhre wird das Zeichen gerastert und in eine endliche Anzahl von nebeneinanderliegenden schwarzen und weissen Punkten zerlegt (Fig. 3). Ordnet man einem weissen Bildpunkt eine Null und einem schwarzen eine Eins zu, dann steht nach dem Abtastvorgang die in Fig. 3 gezeigte 5 als 320-stellige Dualzahl im Speicher des Digitalrechners.

3. Optimierung von linearen Erkennungsverfahren

Die vorher beschriebene Aufgabe der Zeichenerkennung lässt sich nun etwas abstrakter so formulieren:

Aus der Messung der Schwärzungsverteilung des gerasterten Zeichens, das heisst eines Vektors

$$x = \{x_1, x_2, ..., x_N\} \tag{1}$$

bei dem jede Komponente x_n, $n = 1...N$ der Messung des Reflektionsfaktors in einem Bildpunkt entspricht, ist eine Prognose zu berechnen, welcher Bedeutungsklasse das unbekannte Zeichen mutmasslich angehört. Diese mathematische Aufgabe ist in der statistischen Entscheidungstheorie allgemein gelöst. Wenn die bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte für den Vektor x unter der Bedingung, dass das Zeichen der Bedeutungsklasse z_k angehört, $p\{x/z_k\}$ und die à priori-Wahrscheinlichkeit, dass ein Zeichen der Klasse z_k angehört $P\{z_k\}$ gegeben ist, so ist die Grösse:

$$L_k = P\{z_k\} \cdot p\{x/z_k\} \tag{2}$$

für alle Klassen $k = 1, 2, ... K$ zu berechnen. Das unbekannte Zeichen gehört dann mit grösster Wahrscheinlichkeit der Klasse k an, wenn:

$$L_k > L_j \qquad \text{für alle } j \neq k \tag{3}$$

Diesem mathematischen Resultat entspricht das allgemeine Entscheidungsnetzwerk (Fig. 4), das K Funktionsspeicher und Multiplikatoren und einen Maximum-Detektor enthält, der den Multiplikator mit dem grössten Ausgangssignal ermittelt. Das in Fig. 4 dargestellte Entscheidungsnetzwerk realisiert die allgemeinste Lösung des Zeichenerkennungsproblems; sie ist so allgemein, dass sie praktisch völlig unbrauchbar ist. Jeder Funktionsspeicher muss eine N-dimensionale Wahrscheinlichkeitsdichte, also eine Funktion von N Veränderlichen enthalten. Kann jede dieser Veränderlichen nur zwei Werte annehmen, so müssen bereits 2^N Funktionswerte gespeichert werden; für $N = 320$ Bildpunkte sind das $2^{320} \approx 10^{100}$ Werte, eine Zahl, die nicht nur jetzt, sondern für alle Zukunft völlig utopisch ist. Dieses Ergebnis der mathematischen Behandlung hat seinen Grund darin, dass der mathematische Ansatz überhaupt nicht berücksichtigt, welche Gestalt die Zeichen haben, die unterschieden werden sollen. Das in Fig. 4 gezeigte Netzwerk wäre nicht nur geeignet, etwa die Ziffern und Buchstaben zu klassifizieren, sondern auch beliebige «Schneestürme». Tatsächlich aber repräsentiert unter der Menge aller möglichen Vektoren x nur ein verschwindend kleiner Anteil wirklich vorkommende Schriftzeichen. Berücksichtigt man diese Einschränkung im

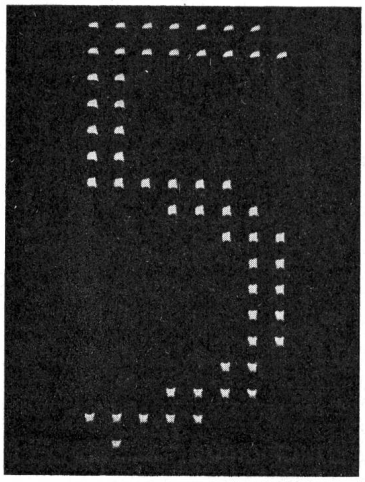

Fig. 3
Ein in Bildpunkte gerastertes Zeichen
Zahl der Bildpunkte : 20×16=320

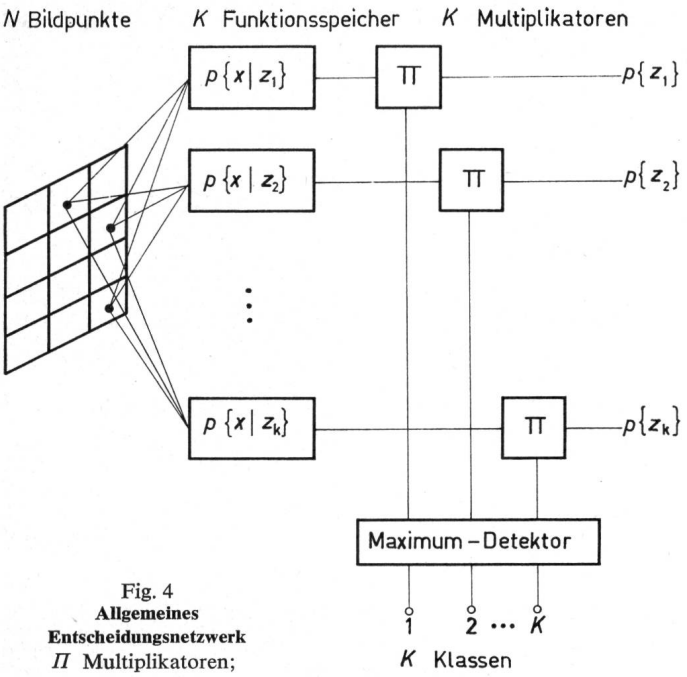

Fig. 4
Allgemeines Entscheidungsnetzwerk
Π Multiplikatoren;
$p\{x|z_j\}$ bedingte Wahrscheinlichkeitsdichte;
$p\{z_j\}$ Wahrscheinlichkeit für das Auftreten der Klasse z_j;
X Messdaten, die die Schwärzungsverteilung wiedergeben

mathematischen Ansatz, so ergeben sich wesentlich einfachere Lösungen.

Ein möglicher Weg zur Vereinfachung ist die Annahme, dass die Messungen an den einzelnen Bildpunkten statistisch unabhängig sind, so dass sich die N-dimensionale Wahrscheinlichkeitsdichte in Gl. (2) durch ein Produkt von eindimensionalen Wahrscheinlichkeitsdichten darstellen lässt:

$$L_k = P\{z_k\} \prod_{n=1}^{N} p\{x_n/z_k\}$$

man also für jede Zeichenklasse nur noch N Funktionen einer Veränderlichen zu speichern hat. Setzt man weiter voraus, dass entsprechend einem weissen oder schwarzen Bildpunkt jede Komponente $x_n = \{0,1\}$ nur zwei Werte annehmen kann, so wird mit:

$$p\{x_n = 1/z_k\} = p_{kn}$$

$$p\{x_n = 0/z_k\} = 1 - p_{kn}$$

$$L_k = P\{z_k\} \prod_{n \varepsilon x_n = 1} p_{kn} \cdot \prod_{n \varepsilon x_n = 0} (1 - p_{kn})$$

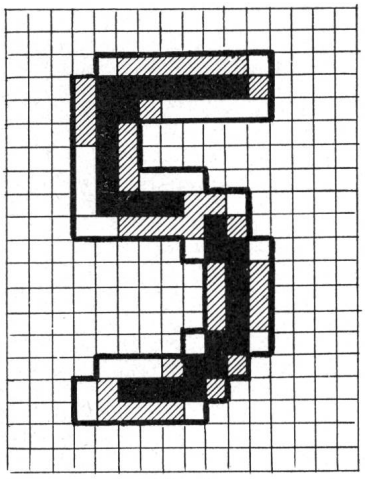

Fig. 5
Verteilung der Schwärzungswahrscheinlichkeit
□ 10...50 %; ▨ 50...90 %; ■ 90...100 %

Die Schwärzungswahrscheinlichkeiten p_{kn} sind für das Beispiel einer in 320 Bildpunkte gerasterten Ziffer 5 in Fig. 5 dargestellt.

Da für die Entscheidung im Maximum-Detektor nach Gl. (3) nur ein relativer Grössenvergleich durchgeführt wird, bleibt dieser unverändert für jede monotone Funktion von L_k, insbesondere:

$$L_k^* = \ln L_k =$$

$$= \ln P\{z_k\} + \sum_{n=1}^{N} \ln(1 - p_{kn}) + \sum_{n=1}^{N} x_n \ln \frac{p_{kn}}{1 - p_{kn}} \qquad (4)$$

Der erste Term in Gl. (4) berücksichtigt die unterschiedliche Häufigkeit, mit der Zeichen der verschiedenen Klassen auftreten, der zweite die unterschiedliche Fläche der Zeichen. Der letzte Term ist ein linearer Ausdruck bezüglich der Komponenten x_n, die mit:

$$g_{kn} = \ln \frac{p_{kn}}{1 - p_{kn}} \qquad (5)$$

gewichtet sind (Fig. 6). Die durch Gl. (4) zusammen mit der Entscheidungsregel (3) gebildete Vorschrift realisiert das in Fig. 7 dargestellte lineare Entscheidungsfilter.

Die Gewichtsfunktion Gl. (5) deutet darauf hin, dass Bildpunkte, die *innerhalb* einer Zeichenklasse stets schwarz oder stets weiss sind, stark, dagegen Bildpunkte, die innerhalb einer Stichprobe manchmal schwarz und manchmal weiss sind, schwach bewertet werden. Das ist noch ausgeprägter bei der Gewichtsfunktion

$$g_{kn} = \begin{cases} 1 & \text{für } p_{kn} \geqq S \\ -1 & \text{für } p_{kn} \leqq 1 - S \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \qquad (6)$$

der Fall (Fig. 6), die nur noch Bildpunkte wertet, die *innerhalb* einer Zeichenklasse oft entweder schwarz oder weiss sind, bei denen also die Schwärzungswahrscheinlichkeit oberhalb einer zunächst noch frei wählbaren Schwelle S bzw. unterhalb der Schwelle $1 - S$ liegt.

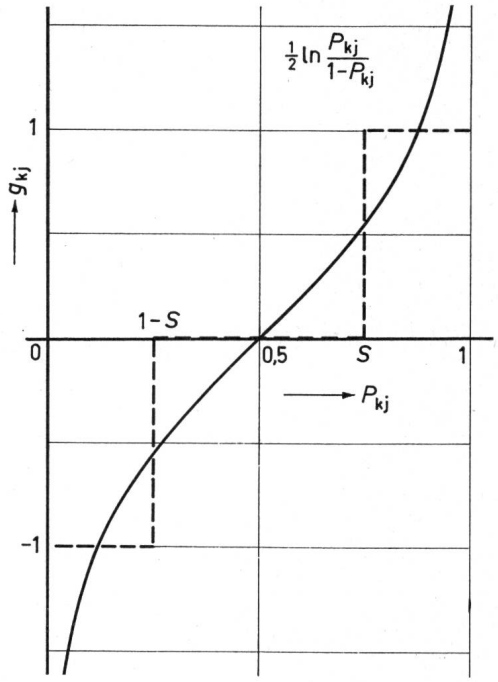

Fig. 6
Gewichtsfunktionen g_{kj} für ein lineares Erkennungsverfahren
P_{kj} Schwärzungswahrscheinlichkeit; S Schwelle

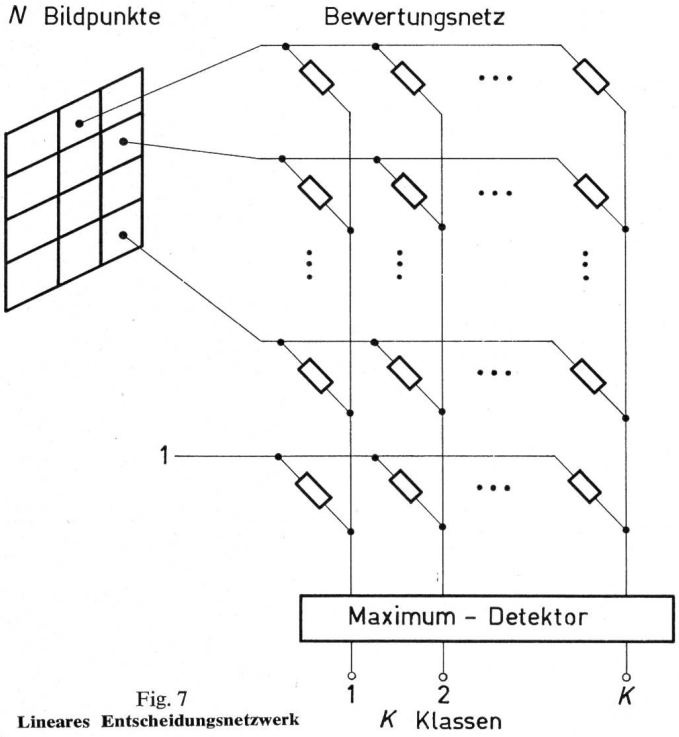

Fig. 7
Lineares Entscheidungsnetzwerk

Nun gibt es aber offenbar Bildpunkte, die innerhalb *jeder* Klasse immer schwarz oder immer weiss sind, aber dennoch keinen Beitrag zur Unterscheidung der Klassen untereinander liefern. So sind z. B. die Punkte am Bildfeldrand stets weiss; sie würden also stark gewichtet, obwohl sie keinerlei Beitrag zur Erkennung liefern. Es muss also noch eine Bewertung der Bildpunkte danach gesucht werden, welchen Beitrag sie zur Unterscheidung *zwischen* den Zeichenklassen leisten. Eine Funktion, die diese Bewerung liefert, ist der Transinformationsgehalt:

$$T_{kn} = \mathrm{ld}\,\frac{p\{z_k/x_n\}}{P\{z_k\}} = \mathrm{ld}\,\frac{p\{x_n/z_k\}}{p\{x_n\}}$$

die ein Mass dafür ist, wie sicher man aus der Beobachtung eines Bildpunktes auf die zugehörige Zeichenklasse schliessen kann. In dem Fall, dass Bildpunkt und Zeichenklasse völlig unabhängig sind, ist:

$$p\{z_k/x_n\} = P\{z_k\}$$

und

$$T_{kn} = 0$$

Die Bewertung eines Bildpunktes für alle Klassen ist der Erwartungswert des Transinformationsgehaltes oder die Synentropie d. h. der Mittelwert über alle Klassen k und alle möglichen Werte von x_n:

$$T_n = \sum_{k=1}^{K} \sum_{x_n} P\{z_k\}\, p\{x_n/z_k\}\, \mathrm{ld}\,\frac{p\{x_n/z_k\}}{p\{x_n\}}$$

Es sei wieder angenommen, dass die Bildpunkte nur weiss oder schwarz sind, $x_n = \{0, 1\}$, also nur zwei Werte annehmen, so erhält man:

$$T_n = \sum_{k=1}^{K} P\{z_k\} \left[p_{kn}\, \mathrm{ld}\,\frac{p_{kn}}{p_n} + (1 - p_{kn})\, \mathrm{ld}\,\frac{1 - p_{kn}}{1 - p_n} \right] \tag{7}$$

Darin ist:

$$p_n = p\{x_n = 1\} = \sum_{k=1}^{K} P\{z_k\}\, p_{kn}$$

die Wahrscheinlichkeit, dass der Bildpunkt n schwarz ist gemittelt über alle Zeichenklassen. Gl. (7) für T_n hat die Form eines Erwartungswertes:

$$T_n = E\{B_{kn}\}$$

wobei

$$B_{kn} = p_{kn}\, \mathrm{ld}\,\frac{p_{kn}}{p_n} + (1 - p_{kn})\, \mathrm{ld}\,\frac{1 - p_{kn}}{1 - p_n} \tag{8}$$

ein Mass für den Beitrag des n-ten Bildpunktes zur Unterscheidung der Zeichenklasse k von allen anderen ist. Dieses Bedeutungsmass ist in Fig. 8 dargestellt. Ein Bildpunkt, der im Mittel selten schwarz ist ($p_n \ll 1$), für eine Zeichenklasse aber ausgeprägt schwarz ist ($p_{kn} \approx 1$), hat danach in Übereinstimmung mit der Anschauung eine hohe Bedeutung. Mit Hilfe des Bedeutungsmasses in Gl. (8) lässt sich für jede Zeichenklasse eine Rangfolge unter den Bildpunkten aufstellen. Wenn man für die Klassifizierung der Schriftzeichen nicht sämtliche Bildpunkte heranzieht, sondern nur die N jeweils in der Rangliste führenden, hat man einen Parameter verfügbar, mit dem sich der Aufwand für das Erkennungssystem stark beeinflussen lässt.

Durch die geschilderte Betrachtungsweise werden zwei für den Entwurf des Erkennungssystems wichtige Gesichtspunkte berücksichtigt. Es werden für die Erkennung nur solche Bildpunkte verwendet, die einerseits *innerhalb* einer Zeichenklasse ausgeprägt schwarz oder weiss sind und anderseits zur Unterscheidung der Klassen *gegeneinander* einen nennenswerten Beitrag leisten. Diese beiden Gesichtspunkte finden ihren Ausdruck in den beiden Parametern S und N. Unter der Menge aller möglichen Parameterkombinationen $\{S, N\}$ ist eine für die Bedürfnisse der praktischen Aufgabenstellung optimale Auswahl zu treffen. Das geschieht durch die Simulation des Erkennungsverfahrens auf dem Digitalrechner.

Man braucht für diese Aufgabe ein Qualitätsmass, mit dem sich die Leistungsfähigkeit des durch die Parameterkombination S und N definierten Erkennungsverfahrens beurteilen lässt. Aus verschiedenen Gründen ist die Fehlerrate des Erkennungssystems, die sich dafür zunächst anzubieten scheint,

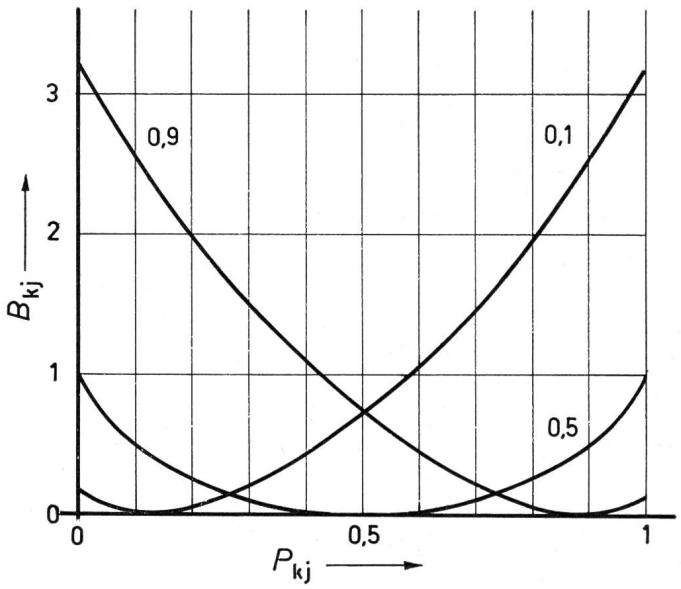

Fig. 8
Bedeutungsmass B_{kj}
P_{kj} Schwärzungswahrscheinlichkeit für die Klasse z_k; die Zahlen an den Kurven bedeuten den Parameter p_j = Schwärzungswahrscheinlichkeit, über alle Klassen gemittelt

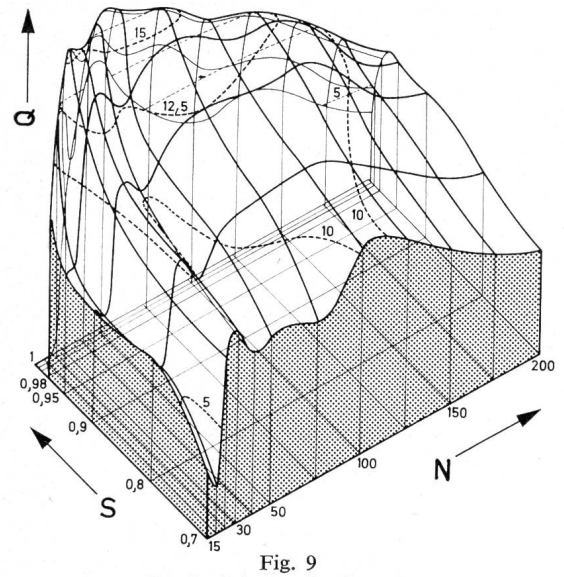

Fig. 9
Zur Optimierung der Parameter
Q Erkennungssicherheit; S Wahrscheinlichkeits-Schwelle; N Zahl der ausgewählten Bildelemente

für diesen Zweck nicht geeignet, wenn es um die Optimierung von Erkennungssystemen geht, die standardisierte Schriften mit hoher Genauigkeit lesen sollen. Die zulässige Fehlerrate ist in solchen Fällen derart gering, dass sie sich unter den Bedingungen der Simulation überhaupt nicht verifizieren lässt, einerseits, weil der Zeitbedarf bei der Simulation um mehrere Grössenordnungen über dem der zu simulierenden Lesemaschine liegt, anderseits, weil die Simulation zahlreiche neue Fehlerquellen enthält, die den echten Klassifizierungsfehler vollständig verdecken können. Man muss unter diesen Umständen von dem mit verkleinertem Stichprobenumfang durchgeführten Simulationsexperiment vollständige Fehlerfreiheit verlangen und anstelle der Fehlerrate ein anderes Kriterium zur Bewertung des Klassifizierungserfolges heranziehen.

Dieses Kriterium ergibt sich aus der betrachteten Struktur des Erkennungssystems, das in Übereinstimmung mit Gl. (3) seine Entscheidung über die Klassenzugehörigkeit eines zu erkennenden Schriftzeichens durch einen Maximumvergleich unter den K Funktionswerten L_k trifft. Wenn das zu klassifizierende Zeichen x der Klasse k angehört, dann soll L_k grösser sein als alle übrigen Werte L_j. Bezeichnet man die Differenz zwischen L_k und dem grössten der übrigen Werte L_j mit dem Symbol D, dann ist die Entscheidung des Klassifikators korrekt, solange $D > 0$, und sie ist umso sicherer, je grösser D ist. Führt man während des Simulationsexperimentes ein Protokoll über die auftretenden Differenzen D, so kennt man den Wert Q, den die kritische Differenz D in z. B. 99 % aller Fälle überschritten hat:

$$P\{D > Q\} = 99\ \%$$

Dieser Wert Q gibt die Entscheidungssicherheit des Erkennungssystems wieder und wird aus diesem Grunde als Qualitätsmass für die Bewertung des Erkennungssystems verwendet.

Trägt man die so definierte Erkennungssicherheit als Funktion der beiden Systemparameter S und N auf, so erhält man die in Fig. 9 perspektivisch dargestellte Qualitätsfunktion, die ihr Maximum bei etwa $N = 45$ und $S = 0{,}97$ hat. Es zeigt sich, dass durch die Verwendung weniger, aber praktisch ausgewählter Bildelemente die Unterscheidungssicherheit über den Wert angehoben werden kann, den man bei Verwendung aller 320 Bildelemente erreichen würde. Es zeigt sich auch, dass in dem zugrundegelegten Beispiel — Unterscheidung der zehn Ziffernklassen der Schriftart OCR-B — die Beschränkung auf solche Bildelemente, die innerhalb der verschiedenen Zeichenklassen fast immer schwarz oder fast immer weiss sind, die grösste Unterscheidungssicherheit gewährt.

Diese ausserordentlich plausiblen Ergebnisse des beschriebenen Verfahrens werden bestätigt, wenn man die zu der optimalen Parameterkombination $\{S, N\}$ gehörende Dimensionierung des Erkennungsnetzwerkes der Fig. 7 betrachtet. Fig. 10 zeigt diese Dimensionierung für die Zeichenklasse 5. Da man auf Gewichte mit dem Wert 0 verzichten kann, kommen nur noch die beiden festen Werte + 1 und − 1 vor. Sie können durch eine einzige Leitwertgrösse realisiert werden.

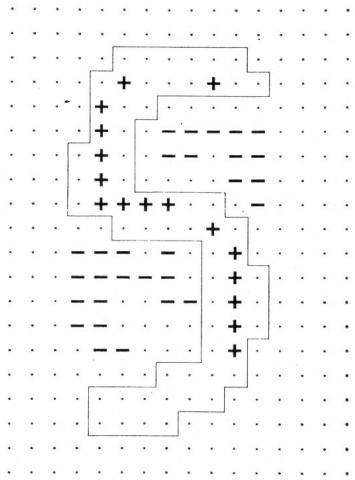

Fig. 10
Vergleichsmaske

Ihre Anzahl ist von den möglichen 320 auf 45 zurückgegangen. Für die Erkennung der 5 sind offenbar nur die beiden senkrechten schwarzen Teile und die weissen Bereiche in den beiden Buchten wesentlich. Da dem Rangordnungskriterium nicht nur die Randbildpunkte — die immer weiss sind — zum Opfer fallen, sondern auch solche inneren Bildpunkte, die in vielen Klassen schwarz sind, fehlt in der Vergleichsmaske Fig. 10 der untere Bogen der 5, der sich mit Strichteilen der Zeichen 2, 3, 6, 8 und 0 deckt.

Literatur

[1] *J. Schürmann:* Ein Lichtpunktabtaster hoher Auflösung als Eingabegerät für ein Simulationssystem zum Studium optischer Zeichenerkennungsprobleme. Elektronische Rechenanlagen 9(1967), S. 112...116.

[2] *C. K. Chow:* An optimum character recognition system using decision functions. Trans. IRE Electronic Computers 6(1957), S. 247...254.

[3] *P. M. Lewis:* A note on realization of decision networks using summation elements. Information and Control 4(1961), S. 282...290.

Adresse des Autors:
Prof. Dr. *G. Meyer-Brötz* und Dr. *J. Schürmann*, Forschungsinstitut der AEG-Telefunken, Elisabethenstrasse 3, D–79 Ulm/Donau.