

**EXPERTENSYSTEM ZUR ORIENTIERUNG KOMPLEXER BILDVERBÄNDE**  
**(EXPERT SYSTEM FOR THE ORIENTATION OF BUNDLE CONFIGURATIONS)**

Christian Föhring

Technische Universität Braunschweig  
 Institut für Photogrammetrie und Bildverarbeitung  
 Gaußstraße 22, 3300 Braunschweig  
 Germany

Commission III

**ABSTRACT:**

There are various programs which make orientation of complex bundle configurations possible. Each of these programs is able to process special areas of an image. The different programs are employed by experts according to their specific tasks. At the IPB in Braunschweig, an expert system which is to simulate the action of an expert is being developed. With this program, difficulties with pattern recognition during the orientation of bundle configurations can be overcome by means of neural networks.

**KEY WORDS:** expert system, artificial intelligence.

1. EXPERTENSYSTEME

1.1 Beschreibung von Expertensystemen

Ein Expertensystem ist ein KI-System, welches Expertenwissen maschinell verfügbar macht. Das Verhalten wird durch die Wissensbasis, die Inferenzkomponente und die Benutzerschnittstelle bestimmt. Die Wissensbasis besteht meist aus Fakten (Sachgebietswissen) und Regeln (Verarbeitungswissen).

Durch Expertensysteme können Computer so eingesetzt werden, daß komplexe Probleme gelöst werden können, die oft nur in verbaler Form beschrieben werden können. Wird das Wissen eines menschlichen Experten in einem Expertensystem integriert, entstehen Programme, die Probleme analysieren können und durch logisches Schlußfolgern Vorschläge zur Lösung unterbreiten können. Für diesen Vorgang benötigt man sonst einen menschlichen Experten.

Die Systemschale (Expertensystem-Shell oder kurz Shell) besteht aus Inferenz-, Erklärungs-, Wissensakquisitionskomponente, und der Benutzerschnittstelle. Außerdem ist der Shell eine leere Wissensbasis angegliedert. Shell's sind als Softwarepaket erhältlich.

-> Wissensbasis:

Das Expertenwissen wird in der sogenannten externen Wissensbank oder Wissensbasis abgespeichert. Durch Austausch der Wissensbasis kann ein Expertensystem schnell an ein neues Fachgebiet angepaßt werden.

-> Inferenzkomponente:

Die Inferenzkomponente enthält die Ablaufstrategie. Sie generiert zielgesteuert aus dem gespeicherten Wissen in der Wissensbasis logische Schlüsse, um z.B. eine gestellte Benutzeranfrage beantworten zu können. In einem weiteren Sinne gehören zur Inferenzmaschine auch die verschiedenen Subsysteme für Wissenserwerb, Erklärung und Benutzerschnittstelle.

-> Erklärungskomponente:

Diese Komponente erklärt auf Anfrage die Entscheidungen der Inferenzkomponente. Eine weitere Möglichkeit besteht darin, hypothetische Lösungen zu simulieren und Erklärungen für Folgerungen, die nicht abgeleitet worden sind, zu erhalten.

-> Wissensakquisitionskomponente:

Sie steuert die Erweiterung der externen Wissensbank und beinhaltet Überprüfungsmechanismen bezüglich der Konsistenz des eingegebenen Wissens. Die Wissensangabe kann durch den Experten mit Hilfe eines Editierprogramms, durch den Knowledge Engineer oder durch ein selbstlernendes Programm geschehen.

-> Benutzerschnittstelle:

Diese Komponente führt den Ein- und Ausgabedialog mit dem Benutzer.

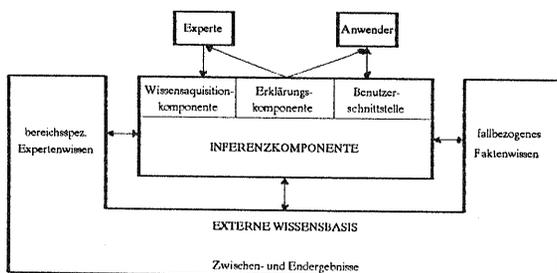


Bild 1: Architektur von Expertensystemen

## 1.2 Wissensbasis

Die Wissensrepräsentation ist eines der zentralen Probleme bei der Erstellung von Expertensystemen. Das Wissen in der Wissensbasis kann in drei verschiedene Bereiche unterteilt werden.

-> fallbezogenes Faktwissen: Dieses Wissen wird vom Benutzer des Systems im Laufe der Konsultation eingegeben.

-> bereichsspezifisches Expertenwissen: Es existieren verschiedene Repräsentationsformen im Bereich der Wissensrepräsentation. Das bereichsspezifische Expertenwissen kann im Prinzip nur durch Regeln abgebildet werden. Viele Expertensysteme beschränken sich auf diese Repräsentationsart des Wissens. Andere Formen der Wissensrepräsentation stellen eine konzeptionelle Erweiterung zur Annäherung an menschliche Denkabläufe und Gedächtnismechanismen dar. Sie erhöhen aber nicht die Mächtigkeit bezüglich der Problemlösungsfähigkeit. Normalerweise ändert sich das bereichsspezifische Wissen während der Konsultation nicht.

-> Die Zwischen- und Endergebnisse: Dieses Wissen wird von System durch den Inferenzmechanismus ermittelt.

Es gibt verschiedene Formen der Wissensrepräsentation:

Die regelorientierte Wissensrepräsentation verwendet Wissen in Form von Regeln, die strukturierte Wissensrepräsentation läßt sich unter anderem in Semantische Netze, Frames und die objektorientierte Repräsentation unterteilen.

Regelbasierte Systeme sind meistens einfach zu handhaben. Sie bieten den Vorteil, daß sie relativ schnell zu verwirklichen sind. Dadurch besteht die Möglichkeit Wissen, das in verbaler Form vorliegt, mit vergleichsweise wenig Aufwand in einem Expertensystem zu integrieren.

Eine Regel kann folgende Form haben:

Wenn (Prämisse) dann (Konklusion)

Sowohl Prämisse als auch Konklusion können Einzelaussagen der Konjunktionen und Disjunktionen von Einzelaussagen sein, wie z.B.

Wenn A und B oder C ... dann D

Eine Erweiterung der regelorientierten Wissensrepräsentation ist die strukturierte Regel. Die strukturierte Regel enthält Aussagen über Aktivierungsbedingungen. Diese können zum Beispiel Randbedingungen, Schwellenwerte oder Listen von Ausnahmefällen mit den zugehörigen Unterlassungswerten sein.

Unsicheres Wissen kann mit Hilfe von Konfidenzfaktoren repräsentiert werden. Als weitere Möglichkeiten dieser Wissensrepräsentation sei auf das Bayes'sche Theorem, die Dempster-Shafer-Theorie und die Fuzzy-Logik verwiesen.

Die Wissensbank des am IPB entwickelten Expertensystems besteht aus Programmen, Objekten und Regeln. Mit Hilfe der Regeln wird die Vorgehensweise des Experten simuliert. Da sich Regeln eng an die natürliche Sprache anlehnen, kann das Wissen relativ einfach implementiert werden. Außerdem verringern sich so die Kosten für Wartung und Erweiterung des Systems.

## 1.3 Inferenzkomponente

Das Inferenzsystem ist für den Ablauf des gesamten Problemlösungsprozesses während der Konsultation eines Expertensystems verantwortlich.

Regeln in der Wissensbasis können durch die Inferenzkomponente wie folgt ausgewählt werden:

1. Durch Mustervergleich wird eine anwendbare Regel aus der Wissensbasis ausgesucht. Existieren mehrere anwendbare Regeln, die sich auf gleiche Fakten beziehen, entscheidet die Inferenzkomponente über die Auswahl einer Regel (Konfliktlösung).
2. Nun kommt die ausgewählte Regel zur Anwendung, d.h. die Regel feuert.
3. Wenn der Zielzustand erreicht ist, terminiert das Expertensystem, andernfalls beginnt die Inferenzkomponente erneut bei Punkt 1.

Die in Expertensystemen angewendeten Methoden zur Lösungsfindung stammen zum Teil noch aus den Anfängen der Künstlichen Intelligenz. Sie entsprechen nicht dem neuesten Stand der Forschung. Allerdings wenden menschliche Experten auch keine komplexen Kontrollstrategien an. Sie bedienen sich eher einfacherer Problemlösungsstrategien, mit denen ein umfangreiches Fachwissen bearbeitet wird. Dadurch sind auch einfachere Strategien in Expertensystemen wirkungsvoll.

Als Möglichkeiten des Vorgehens der Inferenzkomponente sei auf folgende Punkte verwiesen:  
Rückwärtsverkettung, Vorwärtsverkettung, Tiefensuche, Breitensuche, nicht monotones Schließen, Blackboard-Architektur und Metainferenz.

## 1.4 Benutzerschnittstelle

Wesentlich für die Akzeptanz eines Expertensystems ist die Benutzerschnittstelle. Bei dem am IPB zur Zeit entwickelten Expertensystem ist die Wissensbasis in Module unterteilt worden. Jedes Modul repräsentiert einen bestimmten Teilbereich der Berechnung komplexer Bildverbände. Jeder Teilbereich der Berechnung besteht aus bisher eingesetzten Programmen und dem Wissen zur Bedienung und Steuerung der Programme. Sämtliche Module sind in Form eines Flußdiagrammes in einem Fenster angeordnet. Durch eine entsprechende Auswahl mit der Maus können die Module ausgewählt werden. So ist es möglich Teilbereiche oder komplette Berechnungsvorgänge zu starten. Dabei werden die durch die Berechnung erzielten Ergebnisse dem Anwender automatisch zur Verfügung gestellt und immer auf den neuesten Stand gebracht. Die Ausgabe geschieht meist in graphischer Form. Ferner werden dem Anwender in jeder Phase der Konsultation des Systems Informationen zur Erklärung des Vorgehens des Systems angeboten. Sämtliche Variablen des Systems sind jederzeit abruf- und veränderbar, so daß auch eine manuelle Veränderung der Zustände des Expertensystems durch den Benutzer erfolgen kann.

## 2. MUSTERERKENNUNG IM EXPERTENSYSTEM

Ein Programm innerhalb des Expertensystems legt eine neue Orientierungsreihenfolge des Bildverbandes fest. Das Ergebnis wird in Form von Verknüpfungspunkten in einer Matrix dargestellt.

Bevor das Programm gestartet wird, sind die Verknüpfungspunkte in der Matrix gleichverteilt. Wenn das Programm erfolgreich eine neue Orientierungsreihenfolge festgelegt hat, liegen die Verknüpfungspunkte in der Nähe der Diagonalen der Matrix. Es bereitet dem Menschen keine Schwierigkeit zu erkennen, ob eine Verteilung der Verknüpfungspunkte in Richtung der Matrixdiagonalen stattgefunden hat. Als Möglichkeit diesen Vorgang maschinell zu bearbeiten bieten sich neuronale Netzwerke an.

Eine weitere Möglichkeit der Anwendung neuronaler Netze besteht in der Auswahl einzelner Bilder für die Orientierung. Ein einfaches Merkmal zur Auswahl der Bilder stellt unter anderem die Verteilung und Anzahl der Punkte im zu orientierenden Bild dar. Ein menschlicher Experte wird zunächst Bilder zur Orientierung auswählen, deren gemeinsame Punkte in ausreichender Zahl und über das gesamte Format gleichverteilt vorliegt. Bilder, die diese Voraussetzungen nicht erfüllen, werden dementsprechend erst später zur Orientierung ausgewählt. Die Klassifikation der Bilder kann von einem neuronalen Netzwerk übernommen werden.

### 3. NEURONALE NETZE

Um Probleme der Mustererkennung zu lösen bedarf es neuer Ansätze. Ein möglicher Ansatz ist in biologischen Gehirnen vorgezeichnet. An der Funktionsweise der biologischen Gehirne orientieren sich neuronale Netzwerke in ihrem Aufbau und ihrer Konzeption sehr viel stärker als an der Arbeitsweise konventioneller Rechner.

Unter neuronalen Netzen versteht man dynamische Systeme, die auf unterschiedlichen Abstraktionsebenen versuchen, die Funktion von Gehirnen nachzubilden.

Neuronale Netze bestehen aus drei Komponenten: aus den Zellen, aus der Vernetzung der Zellen und aus der Lernregel. Die Zellen sollen die Neuronen in biologischen Gehirnen simulieren, die Vernetzung der Zellen entspricht demnach der Vernetzung der Neuronen im biologischen Vorbild und durch die Lernregel wird die Veränderung der Kopplungsstärke der Verbindungen zwischen den Zellen beschrieben.

Neuronale Netze können in einem gewissen Grad aus Beispielen (Erfahrung) lernen, indem die für das Lernen verantwortlichen synaptischen Veränderungen zwischen den Neuronen durch Gewichte und Lernregeln simuliert werden. Durch diese Lernfähigkeit müssen neuronale Netze nicht mehr programmiert werden, sondern sie werden trainiert. Es ist also nicht mehr in dem bisherigen Umfang erforderlich einen Algorithmus für das Problem zu kennen. Neuronale Netzwerke können bis zu einem gewissen Grad abstrahieren, generalisieren und Informationen assoziativ speichern. Durch die verteilte Speicherung von Informationen sind die neuronalen Netze fehlertoleranter als konventionelle Systeme.

### 4. AUSWAHL EINES NEURONALEN NETZWERKES

Es gibt eine Vielzahl von Modellen neuronaler Netzwerke. Entsprechend der gestellten Aufgabe muß ein passendes Modell ausgewählt werden. Zur Musterklassifikation im Expertensystem wurde das Hopfield Modell ausgewählt, da es mit ihm relativ leicht möglich ist Muster zu klassifizieren. Bei

der Klassifikation durch das Netzwerk werden angelegte Muster überprüft und der ähnlichsten Klasse zugeordnet. Der wichtigste Grund bei der Auswahl des Hopfield Modells stellte allerdings die geringe Anzahl der benötigten Iterationen bei der Musterklassifizierung dar. Diese nimmt mit zunehmender Größe der Muster nur geringfügig zu, sofern die Kapazität des Netzes nicht überschritten wird. Eine geringe Anzahl von Iterationen bedeutet vor allem, daß der Berechnungsvorgang erheblich kürzer ist, als bei Netzwerken, die viele Iterationen zur Lösung benötigen.

### 5. DAS HOPFIELD MODELL

Das Hopfield Modell lehnt sich sehr stark an Vorgänge in physikalischen Systemen an. In physikalischen Systemen stehen, genau wie in neuronalen Netzwerken, viele Komponenten in Wechselwirkung zueinander. Insbesondere die statistische Mechanik versucht Aussagen über das Verhalten dieser Systeme zu machen. Sofern die Struktur der neuronalen Netze der des untersuchten thermodynamischen Systems entspricht, lassen sich Erkenntnisse aus der Thermodynamik auf neuronale Netze übertragen. Das Hopfield Modell verbindet Datenverarbeitung mit physikalischen Systemen, die bestimmte Zustände speichern können.

Grundlage des Hopfield Netzwerkes ist die physikalische Theorie des Spinglases.

#### 5.1 Das Spinglas-Modell

Im Spinglas-Modell wird das magnetische Verhalten von Festkörpern beschrieben. Die sogenannten Spingläser bestehen aus einer ungeordneten Verteilung von ferromagnetischen, antiferromagnetischen und nicht magnetischen Atomen. Die nicht magnetischen Atome besitzen keinen Ising-Spin, sie können aber die ausrichtende Kraft zwischen den Atomen abschwächen. Die ausrichtende Kraft zwischen dem Atom  $i$  und dem Atom  $j$  wird durch den Kopplungskoeffizienten  $w_{ij}$  symbolisiert. Der Kopplungskoeffizient ist von allen Atomen abhängig. Der Kopplungskoeffizient ist symmetrisch:

$$w_{ij} = w_{ji} \quad (1)$$

Außerdem ist keine Selbstkopplung vorhanden:

$$w_{ii} = 0 \quad (2)$$

Die Veränderung eines Spins hat eine Veränderung des Gesamtzustands zur Folge. Der veränderte Gesamtzustand beeinflusst wieder die Stellung des Spins (Rückkopplung). Die Kräfte überlagern sich, den Zustand eines Spins  $S_i$  zur Zeit  $\delta t + t$  verdeutlicht die folgende Gleichung:

$$S_i(\delta t + t) = \text{sign} \left( \sum_j w_{ij} S_j(t) - \theta_i \right) \quad (3)$$

Am Ort des Atoms  $i$  ist ein lokales Feld  $\theta_i$  vorhanden. Dieses Feld versucht unabhängig vom Zustand der anderen Spins  $S_i$  in eine bestimmte Richtung zu zwingen. Durch  $\theta_i > 0$  wird der Zustand  $S_i = -1$  bevorzugt erreicht, durch  $\theta_i < 0$   $S_i = +1$ .

Eine Änderung der Orientierung der Spins hat eine Änderung der wirkenden Kräfte zur Folge. Unter den Einschränkungen  $w_{ij} = w_{ji}$  und  $w_{ii} = 0$  gibt es eine Größe  $E$ , die in der zeitlichen Entwicklung nur gleich oder kleiner werden kann. Diese Größe  $E$

heißt Hamilton-Funktion und ist ein Maß für die im System gespeicherte Energie:

$$E = - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (w_{ij} S_i S_j) + \sum_{i=1}^N (\theta_i S_i) \quad (4)$$

Nach jeder Veränderung eines Spins klappen einzelne Spins solange um, bis ein Energieminimum erreicht ist. Kein Spin kann seine Ausrichtung ändern, ohne die Gesamtenergie zu erhöhen.

### 5.2 Struktur des Hopfield Netzwerkes

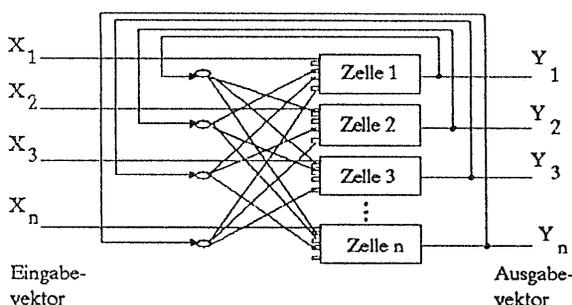


Bild 2: Hopfield Netzwerk

Das Hopfield Netzwerk ist den selben Regeln unterworfen, wie das Spinglas-Modell. Dadurch lassen sich alle Erkenntnisse über das zeitliche Verhalten des Spinglases auf das Hopfield Netzwerk übertragen.

Die Gewichte des Hopfield Modells sind symmetrisch ( $w_{ij}=w_{ji}$ ). Dieser symmetrischen Eigenschaft entspricht in der Physik die Symmetrie der Kraftwirkung (Newtons Actio-Reactio). Es gibt keine Rückkopplung einer Zelle mit sich selbst ( $w_{ii}=0$ ). Physikalisch gesehen bedeutet das, daß eine Ausrichtung eines Spins nicht von seiner Vorgeschichte, sondern nur vom gegenwärtigen Zustand des Systems abhängt. Allerdings ist indirekt eine Rückkopplung vorhanden. Die Stellung des Spins verändert den Zustand des Netzes. Das Netz beeinflusst daraufhin wieder die Stellung des Spins.  $w_{ij}>0$  gilt bei exzitatorischer (angeregter),  $w_{ij}<0$  bei inhibitorischer (geschwächter) Verknüpfung.

Der Zustand  $y_i$  einer binären Zelle  $i$  ist äquivalent zum Ising-Spin  $S_i$  im Spinglas-Modell. Wenn die Zelle aktiv ist, gilt  $y_i=1$  (Spin hat den Wert  $S_i=+1$ ), wenn die Zelle in Ruhe ist, gilt  $y_i=0$  (Spin hat den Wert  $S_i=-1$ ).

Eine Eingabe erfolgt durch Setzen der Zustände der Zellen. Der Eingabevektor ist demnach die Gesamtaktivität des Netzes zum Zeitpunkt  $t=0$ . Die Ausgabe liegt dann vor, wenn das Netz einen stabilen Zustand erreicht hat. Der Ausgabevektor ist die Aktivität des Netzes im stabilen Zustand. Unabhängig, ob es sich um ein Eingabemuster oder ein Ausgabemuster handelt, wird jedes Bit  $i$  eines Musters durch den Zustand  $y_i$  der Zelle  $i$  im Netz repräsentiert.

Die Aktivierungsfunktion einer Zelle  $i$  zum Zeitpunkt  $t+1$  kann wie folgt beschrieben werden.  $y_i(t+1)$  ist dabei die Ausgabe der Zelle zum Zeitpunkt  $t+1$ :

$$\begin{aligned} y_i(t+1) &= 1 && \text{wenn } net_i(t) > \theta_i \\ y_i(t+1) &= 0 && \text{wenn } net_i(t) < \theta_i \\ y_i(t+1) &= y_i(t) && \text{wenn } net_i(t) = \theta_i \end{aligned} \quad (5)$$

Die Übertragungsfunktion im Hopfield Modell lautet:

$$net_i = \sum_{j \neq i} w_{ij} y_j + x_i \quad (6)$$

Zusammengefaßt kann eine Zelle in dem Hopfield Modell also wie folgt dargestellt werden:

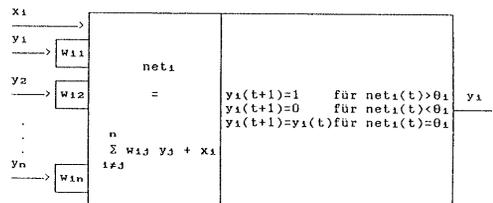


Bild 3: Zelle im Hopfield Netzwerk

Im Ising-Spin-Modell ist der Schwellwert  $\theta_i$  ein lokales Feld. Dieses Feld versucht unabhängig von der Stellung der anderen Spins, den Spin  $S_i$  in eine bestimmte Richtung auszurichten. Wenn der Schwellwert  $\theta_i$  von Null verschieden ist, erreicht man, daß ein Zustand der Zelle häufiger angenommen wird als ein anderer Zustand. Beispielsweise ist bei einem Schwellwert  $\theta_i$  größer als Null die Ausgabe  $y_i$  gleich Null bei zufällig verteilter Eingabe häufiger. Bei einem Schwellwert  $\theta_i$  kleiner als Null ist die Ausgabe  $y_i$  gleich Eins häufiger. Hopfield wählt in diesem Zusammenhang der Einfachheit halber den Schwellwert  $\theta_i$  gleich Null. Die Kopplungskoeffizienten im Spinglas-Modell haben die gleiche Dynamik wie die Gewichte im Hopfield Netzwerk.

Genau wie im Spinglas-Modell existiert auch für das Hopfield Netz eine Energie-Funktion, die wie folgt definiert ist:

$$E = - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (w_{ij} y_i y_j) + \sum_{i=1}^N (\theta_i y_i) \quad (7)$$

Jedes gelernte Muster (Ausgaben, stabile Zustände) soll nun einem Energieminimum entsprechen. Im Gegensatz zum Spinglas-Problem (Gewichte bekannt, Energieminima gesucht) werden beim Hopfield Netz die Energieminima vorgegeben und die Gewichte gesucht. Wenn die zu erkennenden Muster bekannt sind, bei denen die Energiefunktion ein Minimum haben soll, können die Gewichte berechnet werden. Dazu muß die erste Ableitung von Gleichung 7 gleich Null gesetzt und nach  $w_{ij}$  aufgelöst werden.

### 5.3 Lernphase des Hopfield Netzes

Die Formel, nach der die Gewichte berechnet werden, heißt Hopfield Regel. Im Hopfield Netzwerk entsprechen die Ausgaben (die stabilen Zustände) den zu lernenden Mustern. Jedem Muster entspricht eine ganz bestimmte Aktivität des Netzes. Diese wird mit  $\Omega^s$  bezeichnet. Die Anzahl der Muster beträgt  $M$ . Wenn die Energiefunktion  $E$  an den Stellen der zugeordneten Muster  $\Omega^s$  ein Minimum haben soll, müssen die Gewichte wie folgt aussehen:

$$w_{ij} = \sum_{s=1}^M (2\Omega_s^i - 1)(2\Omega_s^j - 1) \text{ für } i < j \quad (8)$$

$$w_{ii} = 0$$

Wenn die beiden Zellen  $i$  und  $j$  gleichzeitig aktiv sind, werden die Gewichte  $w_{ij}$  verstärkt, haben die beiden Zellen unterschiedliche Zustände, wird  $w_{ij}$  verkleinert. Dies entspricht der Hebb'schen Lernregel. Der Schwellwert  $\theta$  wird nach der folgenden Formel berechnet:

$$\theta_i = - \sum_{s=1}^M (2\Omega_s^i - 1) \quad (9)$$

Mit  $y_i$  wird der Zustand einer binären Zelle  $i$  bezeichnet. Die zu lernenden Muster sollten sich nach Möglichkeit wenig ähnlich sein. Ferner sollten die Zustände jeder binären Zelle  $i$  etwa gleich häufig vorkommen. Wenn der Zustand  $y_i=1$  beispielsweise in den zu lernenden Mustern häufiger vertreten ist als der Zustand  $y_i=0$ , so muß der Schwellwert  $\theta_i < 0$  gewählt werden. Damit erhöht sich für die Zelle  $i$  die Wahrscheinlichkeit den Zustand  $y_i=1$  anzunehmen. Die Zelle  $i$  ist damit besser an die Gesamtheit der Muster angepaßt.

Im Absatz Mustererkennung im Expertensystem ist bereits auf Verwendungsmöglichkeiten von neuronalen Netzwerken bei der Mustererkennung eingegangen worden. Die Lernphase bei neuronalen Netzwerken dauert erfahrungsgemäß sehr lange. Die Muster, nach denen eine Klassifikation vorgenommen werden soll, stehen fest. Das bedeutet, daß mit diesen Mustern das Hopfield Modell trainiert werden kann. Das so trainierte Hopfield Modell kann nun bei einer Inbetriebnahme des Expertensystems mit den anderen Programmen zusammen geladen werden. Bei einer Konsultation des Expertensystems kann nun sofort auf das trainierte Hopfield Modell zurückgegriffen werden. Bei der Klassifikation von Mustern muß nun nur noch das Testmuster eingegeben werden, das Hopfield Modell kann dann sofort, ohne Lernphase, die Muster klassifizieren.

#### 5.4 Eingabe eines Musters

Bei einer Eingabe eines Musters werden die Zustände  $y_i$  der Zellen verändert. Man geht alle Zellen nacheinander durch und berechnet die neuen Aktivitäten. Die neu gesetzten Zustände gehen in die Berechnung der folgenden Zellen ein. Dabei können je nach Durchlaufsinne verschiedene Verhaltensweisen des Modells auftreten.

Als Abbruchkriterium dient meist eine fest vorgegebene Anzahl von Berechnungen. Wenn das Abbruchkriterium wirksam wird, hat das Hopfield Modell ein bestimmtes Aktivitätsmuster. Dieses Aktivitätsmuster wird auch als Antwortvektor bezeichnet. Durch entsprechende Simulationen auf Computern konnte gezeigt werden, daß das Hopfield Modell in den meisten Fällen nach  $4N$  Berechnungen einen stabilen Zustand erreicht. Mit  $N$  wird die Anzahl der Zellen bezeichnet.

#### 6. VORRAUSSETZUNGEN

Als Hardware wird die Workstation von IBM RISC/6000 verwendet. Die zu verarbeitenden Datenmengen sind

erfahrungsgemäß sehr umfangreich, dadurch würde eine Berechnung auf einem PC zu lange dauern. Als Expertensystem-Shell wird KEE (Knowledge Engineering Environment) verwendet. Diese Shell vereinigt in hybrider Technik frameorientierte, regelbasierte, prozedurale u. objektorientierte Repräsentationsmechanismen. Die Implementierungssprache ist Lisp. KEE ist eine komfortable, grafikunterstützte Expertenentwicklungsumgebung. Sie unterstützt den modularen Aufbau der Wissensbasis. Das Grafiksystem ist in Form einer Wissensbasis aufgebaut, es kann durch den Benutzer oder Hersteller in Form von neuen graphischen Einheiten leicht ergänzt werden.

#### 7. ERWEITERUNG DES EXPERTENSYSTEMS

Als zukünftige Erweiterung des Expertensystems soll die Möglichkeit realisiert werden, Informationen zur simultanen Kammerkalibrierung im Expertensystem zu integrieren. Eine simultane Kalibrierung der Aufnahmekammer im Rahmen einer Bündelausgleichung stellt eine Möglichkeit dar, die Qualität der Meßergebnisse erheblich zu steigern. Nur bei geeigneter Konfiguration der Aufnahmen, die mit einfachen Regeln zu beschreiben sind, ist eine ausreichend zuverlässige Kalibrierung möglich.

#### 8. ZUSAMMENFASSUNG

Bisher wurden Programme, die Teilbereiche bei der Berechnung von Bildverbänden übernehmen, durch einen menschlichen Experten eingesetzt. Dieses Wissen des Experten ist anhand der oben vorgestellten Möglichkeiten im Expertensystem zu integrieren. Durch den Einsatz eines neuronalen Netzwerkes werden bestimmte Muster, die für die Berechnung notwendig sind, klassifiziert. Durch den Einsatz eines Expertensystems zur Orientierung komplexer Bildverbände besteht die Möglichkeit, den gesamten Berechnungsvorgang maschinell vornehmen zu lassen.

#### 9. LITERATUR

- Abu-Mostafa, Y., St. Jaques, J.M., 1985. Information Capacity of the Hopfield Model, IEEE Trans. on Infor. Th., IT-31, No. 4, 461-464.
- Expertensysteme, 2. Braunschweiger Symposium des Beratungszentrum für Expertensysteme, Institut für angewandte Mikroelektronik e V. in Zusammenarbeit mit dem Labor für Künstliche Intelligenz der Universität Hamburg, 1991.
- Harmon, P., Maus, R., Morrissey, W., 1989. Expertensysteme; Werkzeuge und Anwendungen. Oldenbourg Verlag München Wien.
- Hopfield, J., 1984. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two. State neurons, proc. natl. acad. sci, 81, 3088-3092.
- Hopfield, J., 1979. Neuronal Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. P N A S USA: 2554-2558.
- Hopfield, J., Tank, D.W., 1985. Neural Computation of Decisions in Optimization Problems, Biological Cybernetics, 52, 141-152.

- Karras, D., Kredel L., Pape U., 1987. Entwicklungsumgebungen für Expertensysteme. Vergleichende Darstellung ausgewählter Systeme. Walter de Gruyter, Berlin, New York.
- McClelland, J., Rumelhart, D. & the PDP Research Group, 1986. Parallel distributed processing. Explorations in the microstructure of cognition. Volume 2: Psychological and biological models. The MIT Press, Cambridge (Mass.).
- Palm, P., 1980. On associative Memory. Biol Cybern 36:19-31.
- Puppe, F, 1986. Expertensysteme, Informatik-Spektrum (1986) 9; S. 1-13.
- Rumelhart, D., McClelland, J. & the PDP Research Group, 1986. Parallel distributed processing. Explorations in the microstructure of cognition. Volume 1: Foundations. The MIT Press, Cambridge (Mass.).
- Szu H., 1986. Optical and Hybrid Computing, SPIE Institute Series, published as: SPIE Proc., 634.
- Thakoor, A., 1987. Contnet-Adressable, High Density Memories Based on neural Network Models, JPL Report D-4166.
- Treleaven, P., 1989. Neurocomputers. International Journal of Neurocomputing. Volume 1.
- Wassermann, P., 1989. Neural Computing, Theorie and Practice. Van Nostrad Reinhold.
- Wester-Ebbinghaus, W., 1986. Analytische Kammerkalibrierung. ISPRS - Symposium, Kommission V, Ottawa.