

# Anwendung neuronaler Netze in Kommunikationssystemen

**P. Tran-Gia , H. Gold**

Lehrstuhl für verteilte Systeme (Informatik III),  
Universität Würzburg, Am Hubland, D-8700 Würzburg

## 1 Potentielle Anwendungen neuronaler Netze in Kommunikationssystemen

In neueren Arbeiten über Konzeption, Planung und Steuerung von Kommunikationssystemen und Netzen findet man immer häufiger Ansätze zur Anwendung von neuronalen Netzen für die Lösung von Teilproblemen, die mit Hilfe konventioneller Verfahren bisher nicht optimal bzw. nur unbefriedigend gelöst werden können [8]. Ähnlich wie in anderen Disziplinen, in denen neuronale Netze bereits Einzug gehalten haben, geht es im Bereich von Kommunikationssystemen vorwiegend um Anwendungen, für die die Aufgabenstellung mit seriellen Algorithmen nicht leicht formulierbar ist (z. B. Verkehrslenkung) bzw. für die die Geschwindigkeitsanforderung nur durch massive Parallelisierung bewerkstelligt werden kann (Steuerung von Verbindungsnetzwerken in Paketvermittlungssystemen). In den bisherigen Arbeiten findet man vorwiegend bekannte Netzstrukturen und Lernalgorithmen wie mehrschichtige Perceptron-Netze mit Backpropagation-Lernalgorithmus [1] und anwendungsspezifische Hopfield-Netze [7] für Optimierungsaufgaben.

Ziel dieses Beitrages ist es, anhand einiger Beispiele potentielle Anwendungen neuronaler Netzstrukturen und Algorithmen aufzuzeigen und laufende Projekte vorzustellen, ohne dabei Anspruch auf Vollständigkeit zu erheben. Dabei wird besonderes Augenmerk auf die Erläuterung der Problematik und die Abbildung der Aufgabe auf eine geeignete Netzstruktur gelegt. Folgende Problemkreise werden diskutiert:

- Zugangssteuerung in Hochgeschwindigkeits-Kommunikationsnetzen
- Steuerung von Verbindungsnetzwerken in Paketvermittlungssystemen
- Verkehrslenkung in Weitverkehrsnetzen

Auf eine detaillierte Beschreibung der Implementierungen, die in einschlägiger z.T. hier zitierten Literatur vorzufinden ist, wird verzichtet.

## 2. Beispiele

### 2.1 Zugangssteuerung in Hochgeschwindigkeits-Kommunikationsnetzen

In der Planung breitbandiger diensteintegrierender digitaler Kommunikationsnetze (B-ISDN: Broadband Integrated Services Digital Network) wird momentan das ATM-Konzept (ATM: Asynchronous Transfer Mode) favorisiert und intensiv diskutiert. Charakteristisch für ein ATM-Netz ist die Aufteilung der zu übermittelnden Information (Sprach-, Daten-, Videoverkehr etc.) in gleich lange Dateneinheiten, sog. Zellen. Typischerweise beträgt die Zellenlänge 53 Byte (48 Byte für Nutzdaten und 5 Byte für Steuerdaten). Bei einer Übertragungskapazität von 140 Mbit/sec ergibt sich eine Übertragungszeit von etwa  $3\mu\text{sec}$  pro Zelle. Betrachtet man eine Verbindung eines bestimmten Dienstes in einem ATM-Netz, so werden verschiedene Ebenen des Nachrichtenflusses bzw. unterschiedliche Verkehrsströme sichtbar (s. Bild 1).

Wie in Bild 1 illustriert, erscheint das Nachrichtenvolumen einer bestimmten Verbindung zeitlich gesehen aufgeteilt in Bursts und Pausen. Ein Burst kann mikroskopisch mit einer Bitratenfunktion beschrieben werden. Auf der untersten Ebene der Hierarchie erhält man schließlich den Zellprozess dieser Verbindung. Es soll hier angemerkt werden, daß die Dauer der Verbindung im Sekundenbereich, die der Bursts im Millisekundenbereich und die der Zellen im Mikrosekundenbereich liegt.

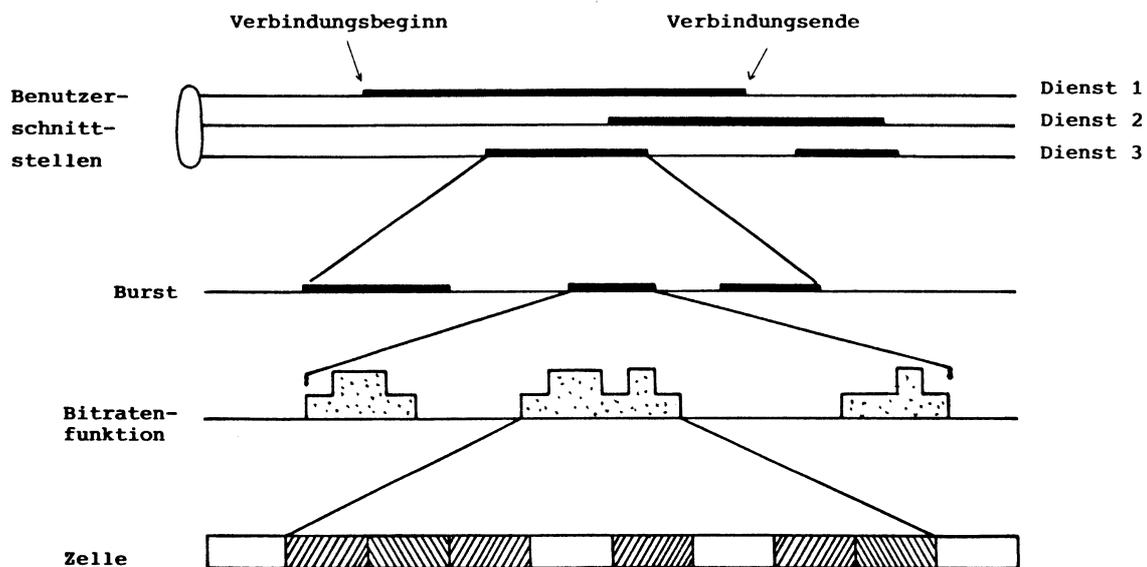


Bild 1: Schichtenmodell von Verkehrsströmen in ATM-Umgebung

Die verschiedenen Zellprozesse einzelner Verbindungen werden überlagert und von einem ATM-Netz übermittelt. Um eine bestimmte vordefinierte Netzgüte (maximale Verzögerung der Übertragung, maximale Blockierungswahrscheinlichkeit bei der Multiplexbildung, usw.) zu erreichen, werden bei den peripheren Schnittstellen des Netzes Algorithmen zur Zugangssteuerung benötigt.

Die Aufgabe der Zugangssteuerung besteht darin, aufgrund der Netzbelastung in der Form von aktuell genutzter Übertragungskapazität zu entscheiden, ob ein neu ankommender Verbindungswunsch angenommen wird oder nicht. Dabei sind nicht immer alle

aktuellen Belastungsinformationen, z.B. wieviele Verbindungen welcher Dienste mit welcher maximalen Bitrate momentan bestehen, leicht verfügbar. Infolgedessen muß die Zugangssteuerung aufgrund der aktuellen Übertragungskanalbelastung, d.h. aufgrund einer Beobachtung des überlagerten Prozesses der Bitraten einzelner Verbindungen, die Annahmeentscheidung für einen Verbindungswunsch treffen. Hierin begründet sich der Ansatz, diese Problematik als Mustererkennungsaufgabe zu formulieren.

Ein Verfahren zur Zugangssteuerung in einem ATM-Knoten wurde 1989 von Hiramatsu (NTT) vorgestellt [1] und hat die in Bild 2 gezeigte Struktur. Als neuronales Netz wird hierbei ein mehrschichtiges Perceptron-Netz mit Backpropagation-Lernalgorithmus verwendet, das aus 10 Eingabeneuronen, 10 verborgenen Neuronen und einem Ausgabeneuron besteht. In der Lernphase vergleicht das Netz die aktuelle Verkehrsgüte mit der Zielnetzgüte und klassifiziert somit ankommende Bitraten in zwei Kategorien: i) normale Bitratenmuster (good patterns) und ii) für das Netz gefährliche Bitratenmuster (bad patterns). Diese Information, die nach Abschluß der Lernphase in den Verbindungsmatrizen des neuronalen Netzes gespeichert ist, wird in der Aufrufphase (im Betrieb) zur Entscheidungsfindung über die Annahme oder Ablehnung einer Verbindung benutzt.

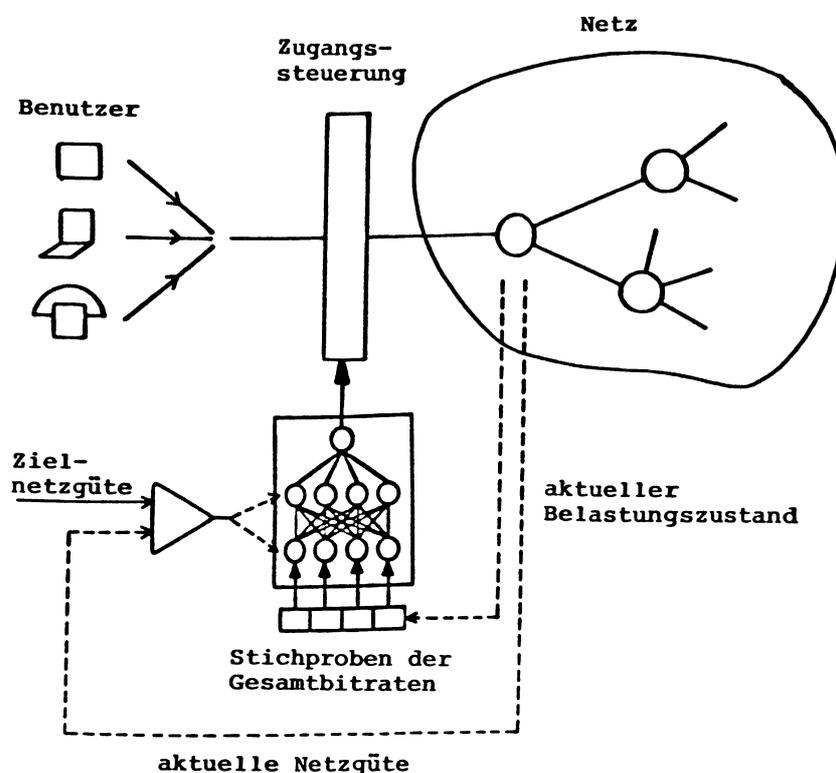


Bild 2: Prinzip der Zugangssteuerung mit neuronalem Netz (aus Hiramatsu [1])

In Hiramatsu [1] wurde mit einigen Simulationsbeispielen gezeigt, daß die neuronale Lösung im Vergleich zu konventionellen Lösungen adaptiv arbeitet und einen besseren Gesamtdurchsatz erzielt. Weitere Untersuchungen in unserer Forschungsgruppe zeigen ebenfalls, daß geeignetere Beobachtungsgrößen und eine adaptive Steuerung der Lernphasen eine Leistungsverbesserung bezüglich des Netzdurchsatzes versprechen.

## 2.2 Steuerung von Verbindungsnetzwerken

In modernen Hochgeschwindigkeit-Paketvermittlungssystemen werden Verbindungsnetzwerke benötigt, die eine Vielzahl von Benutzern unterschiedlicher Dienste und Systemumgebungen (Direktanschluß, LAN, etc.) miteinander verbinden (vgl. Bild 3). Das Hauptmerkmal heutiger Verbindungsnetzwerke besteht darin, daß der gesamte Informationsfluß zeitlich getaktet ist, z.B. in Übertragungsdauern von ATM-Zellen (vgl. 2.1) bzw. von Paketen.

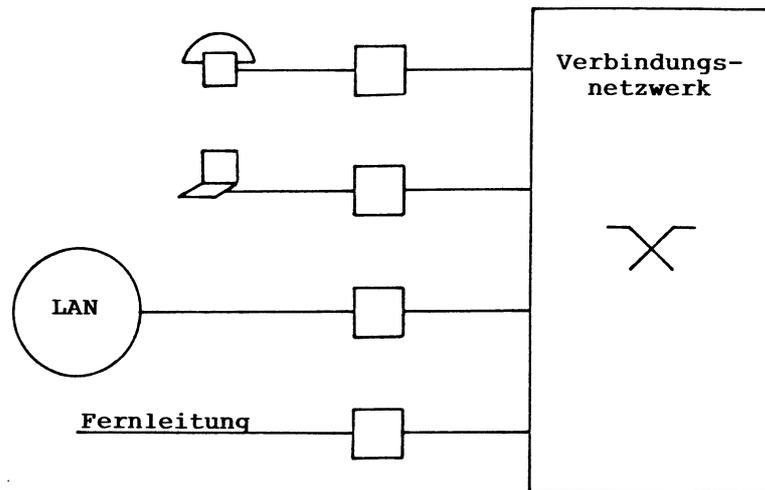


Bild 3: Zur Funktion von Verbindungsnetzwerken

Um den Einsatz von neuronalen Netzen zur Steuerung von Verbindungsnetzwerken zu erläutern, betrachten wir nachfolgend die Klasse der Crossbar-Netze (siehe Bild 4). An ein solches Netz werden über die Eingangsleitungen eine Anzahl von Verbindungswünschen herangetragen, die für einen Zeittakt z.B. zur Übertragung eines Nachrichtenpaketes oder einer ATM-Zelle realisiert werden sollen (die Verbindungswünsche sind in Bild 4 durch Punkte symbolisiert). Da von einer angeschlossenen Eingangsleitung zu einem Zeitpunkt jeweils nur an eine andere Ausgangsleitung etwas gesendet werden kann bzw. eine Ausgangsleitung von nur jeweils einer anderen Eingangsleitung etwas empfangen kann, muß eine Auswahl unter den Verbindungswünschen getroffen werden. Es ist zu beachten, daß diese Auswahl während einer Taktdauer durchgeführt werden muß, beispielsweise innerhalb von  $3\mu\text{sec}$  in der oben erwähnten ATM-Umgebung. Bei der ausgewählten Verbindungskonfiguration handelt es sich formal um eine Untermenge einer Permutationsmatrix (wie z.B. die Matrix, die durch die Menge der in Bild 4 eingekreisten Kreuzungspunkte bezeichnet ist), die so geartet sein soll, daß zu jedem Zeitpunkt möglichst eine maximale Anzahl von Verbindungswünschen durchgeschaltet wird.

Diese Steuerungsaufgabe von Verbindungsnetzwerken gehört zu der Klasse von Scheduling-Problemen, zu deren Lösung häufig eine Neuronale Netzstruktur herangezogen wird [6,7]. Hierbei handelt es sich meist um Hopfield-Netze mit problemspezifischen Verbindungsstrukturen. Für das beschriebene Scheduling-Problem findet man in Troudet [3] einen Hardware-Lösungsvorschlag, der der oben erwähnten Geschwindigkeitsanforderung in Hoch-

geschwindigkeitsnetzen gerecht wird. Die Neuronen sind hier Schwellwertschalter mit sigmoider Transferfunktion, die mit Operationsverstärkern realisiert werden.

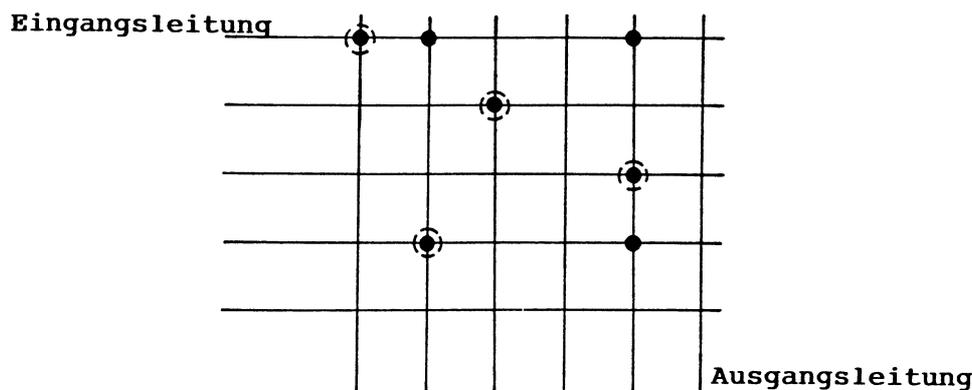


Bild 4: Crossbar-Verbindungsnetzwerke

Die Arbeitsweise des verwendeten Hopfield-Netzes wird im folgenden beschrieben. Jeder Kreuzungspunkt des Crossbar-Verbindungsnetzwerkes wird durch ein Neuron repräsentiert (vergl. Bild 5). Das Scheduling-Problem wird an das Hopfieldnetz gestellt, indem die Neuronen durch externe Eingaben gemäß der Verbindungswünsche aktiviert werden. Im allgemeinen wird dadurch das Hopfieldnetz in einen instabilen Zustand versetzt. Die Neuronen kommunizieren nun untereinander über Konflikte im Netz und Möglichkeiten zu deren Lösung. Konkurrenzsituationen um bestimmte Ein- und Ausgangsleitungen werden ausgetragen, indem die zugehörigen Neuronen inhibitorisch aufeinander einwirken. Neuronen, die sowohl in der horizontalen als auch in der vertikalen Richtung starker Konkurrenz ausgesetzt sind, stehen im Kreuzfeuer und werden gegenüber anderen in besonders starkem Maße deaktiviert. Das Resultat ist eine flächige Verteilung der aktivierten Neuronen, was im Verbindungsnetzwerk dem größtmöglichen Durchsatz gleichkommt.

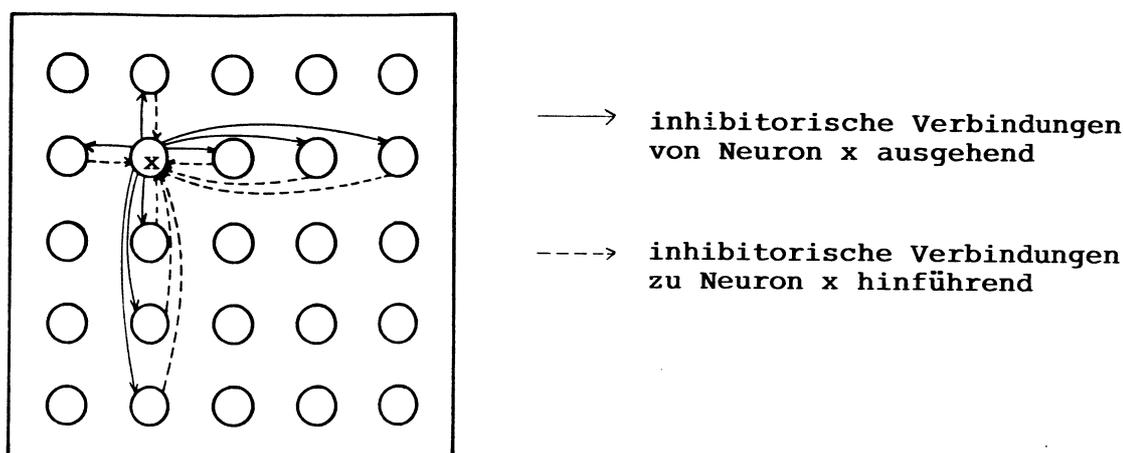


Bild 5: Abbildung des Crossbar-Verbindungsnetzwerkes auf ein Hopfield-Netz

Ähnlich wie bei den meisten Optimierungsproblemen mit Hopfield-Netzen geht es auch hier um die Minimierung einer Energiefunktion  $E$  der Gestalt:

$$E = \frac{A}{2} \sum_i \sum_{j \neq k} V_{ij} V_{ik} + \frac{B}{2} \sum_i \sum_{l \neq m} V_{li} V_{mi} + \frac{C}{2} \left( \sum_i \sum_j V_{ij} - n \right)^2 \quad (1)$$

$V_{\nu\eta}$  ist dabei die Ausgabe des Neurons  $N_{\nu\eta}$ , das den Kreuzungspunkt zwischen Eingangsleitung  $\nu$  und Ausgangsleitung  $\eta$  abbildet. Der erste Term auf der rechten Seite dieser Gleichung ist minimal, wenn in jeder Zeile nur höchstens ein Neuron aktiv ist; entsprechendes gilt für den zweiten Term bezüglich der Spalten. Unter der Maßgabe, daß die ersten beiden Terme minimiert wurden, wird der dritte Term minimal, wenn die Anzahl der realisierten Verbindungen maximal wird. Weitere Beispiele für die Konstruktion von Energiefunktionen für spezielle Optimierungsaufgaben finden sich in [7].

### 2.3 Verkehrslenkung in Kommunikationsnetzen

Die Hauptaufgabe der Verkehrslenkung in Kommunikations- und Rechnernetzen kann mit einem "Travelling Salesman Problem" beschrieben werden. Man betrachtet das in Bild 6 aufgezeigte Beispiel eines Netzes, bestehend aus einer Anzahl von Knoten. Geht man ferner von einer verbindungsorientierten Kommunikation aus, so wird bei einem Verbindungswunsch beispielsweise zwischen den Knoten  $i$  und  $j$  ein Pfad gesucht, der zum Zeitpunkt des Suchvorganges am kostengünstigsten ist. Die Gesamtkosten eines Pfades setzen sich zusammen aus den Teilkosten der involvierten Verbindungsabschnitte. Der momentane Kostenfaktor eines Abschnittes wiederum wird von einer Anzahl von zeit- und belastungsabhängigen Faktoren bestimmt, z.B. von der aktuellen Last auf dem Abschnitt, der Verkehrsgüte (Wartezeit, Blockierungswahrscheinlichkeit von Dateneinheiten), den Gebührenfaktoren, dem Kanaltyp, dessen Kapazität, etc. Bei optimaler Verkehrslenkung kann sowohl für einzelne Verbindungen unterschiedlicher Dienste als auch für das ganze Netz eine Kostenoptimierung erzielt werden.

Man unterscheidet zwischen starrer, alternativer und adaptiver Verkehrslenkung. Wird die zeitliche Abhängigkeit der Kostenmatrix des Netzes bei der Verkehrslenkung berücksichtigt, so spricht man von adaptiver Verkehrslenkung.

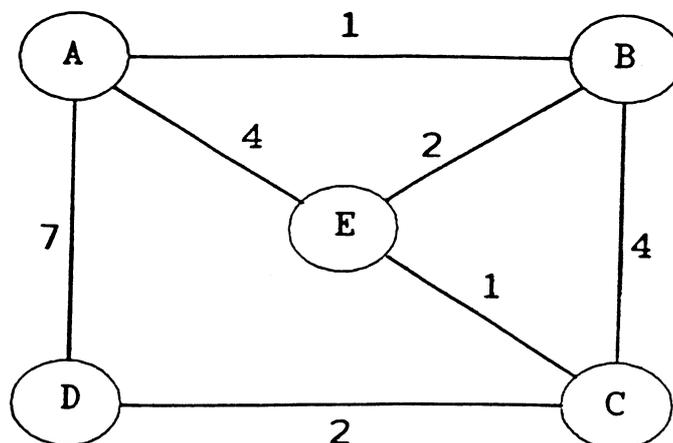


Bild 6: Kommunikationsnetz und Kostenfunktion

Da die Anzahl möglicher Pfade zwar endlich, jedoch mit zunehmender Netzgröße sehr groß sein kann, ist die Verkehrslenkung ein nicht einfach zu lösendes Problem in Kommunikationsnetzen. Das hier zu lösende Optimierungsproblem ist NP-vollständig. Der geographisch kürzeste Pfad ist dabei nicht immer der kostengünstigste. In Bild 6 ist beispielsweise der Pfad von A über B, E, C nach D der momentan kostengünstigste zwischen A und D.

Hier wird nun ein Hopfield-Netz mit spezieller Verbindungsstruktur zur Lösung einer Optimierungsaufgabe eingesetzt, die sich aus dem Problem der Verkehrslenkung ergibt. Das Kommunikationsnetz in Bild 6 kann beispielsweise mittels der Netzstruktur nach Bild 7 abgebildet werden.

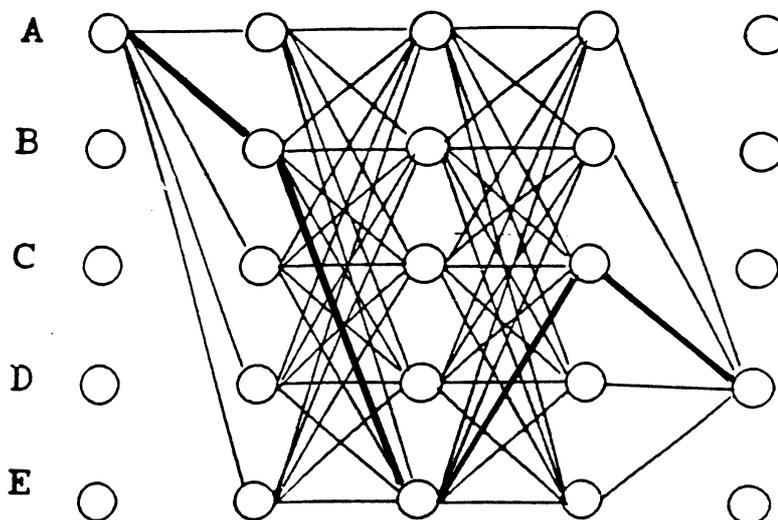


Bild 7: Hopfield-Netz-Anordnung zur Verkehrslenkung (Beispiel in Bild 6)

Diese Netzstruktur wurde in Arbeiten von Rauch und Winarske [4] und Zhang und Thomopoulos [5] vorgeschlagen. In [4] wurde das Grundprinzip beschrieben. In [5] wurde der Ansatz so erweitert, daß man fast immer einen kürzesten Pfad findet, egal wie lang der Pfad (Anzahl der benötigten Knoten) ist.

Der gesuchte Pfad soll nun aus einer Verbindung von maximal  $n$  Knoten bestehen. Wiederum handelt es sich hier um die Minimierung einer Energiefunktion  $E$  folgender Form:

$$E = \frac{A}{2} \sum_k \sum_i \sum_j V_{ik} w_{ij} V_{jk+1} + \frac{B}{2} \sum_k \sum_i \sum_{j \neq i} V_{ik} V_{jk} + \frac{C}{2} \left( \sum_i \sum_j V_{ij} - n \right)^2 \quad (2)$$

Bei dem Faktor  $w_{ij}$  handelt es sich um den Kostenfaktor für die Verbindung zwischen Knoten  $i$  und Knoten  $j$ . Die Größe  $V_{\nu\eta}$  beschreibt die Ausgabe des Neurons  $N_{\nu\eta}$ , wobei  $\nu$  die Knotennummer im Netz und  $\eta$  die Reihenfolge der vom Pfad berührten Knoten kennzeichnet. Wenn der erste Term auf der rechten Seite dieser Gleichung minimal wird, so wird auch der Pfad kostenminimal. Durch die Minimierung des zweiten Terms wird die Eindeutigkeit des gewählten Pfades garantiert. Die Minimierung der letzten Teilsumme stellt zusammen mit der Minimierung des zweiten Terms sicher, daß genau  $n$  Knoten vom Pfad berührt werden.

### 3 Ausblick

Wir haben in diesem Beitrag den Versuch unternommen, potentielle Anwendungen neuronaler Netze in Teilgebieten der Kommunikationssysteme und -netze aufzuzeigen. Die Aufzählung anhand der Beispiele ist keineswegs vollständig. Momentan werden in laufenden Arbeiten neuartige Lernalgorithmen erprobt, parametrische Netzdimensionierung (Bsp. ATM-Zugangssteuerung) untersucht und neue Problemkreise erschlossen. In diesem Zusammenhang sollen Anwendungen von neuronalen Netzen in mobilen Kommunikationsnetzen erwähnt sowie auf Verfahren zur Unterdrückung zeitvarianter Rauschanteile hingewiesen werden. Diese neuen Ansätze finden große Beachtung in den aktuellen Forschungsaktivitäten, auf deren Ergebnisse man gespannt sein kann.

## Literatur

- [1] A. Hiramatsu, "ATM Communications Network Control by Neural Network", Proc. International Joint Conference On Neural Networks, Washington DC, 1989, pp. 259-266.
- [2] A. Marrakchi, T. Troudet, "A Neural Net Arbitrator for Large Crossbar Packet-Switches", IEEE Transactions on Circuits and Systems, July 1989, pp. 1039-1041.
- [3] M. Ali, T. Nguyen, "A Neural Network Implementation of an Input Access Scheme in a High Speed Packet Switch", Proc. Globecom 1989, Dallas, pp. 32.7.
- [4] H. Rauch, T. Winarske, "Neural Networks for Routing Communication Traffic", IEEE Control Systems Magazine, April 1988, pp. 26-30.
- [5] L. Zhang, S. Thomopoulos, "Neural Network Implementation of the Shortest Path Algorithm for Traffic Routing in Communication Networks", Research Report, University of Maryland, 1989.
- [6] M. Johnston, H.-M. Adorf, "Learning in Stochastic Neural Networks for Constraint Satisfaction Problems", NASA Conference on Space Telerobotics, Pasadena, 1989.
- [7] D. Tank, J. Hopfield, "Simple 'Neural' Optimization Networks: An A/D Converter, Signal Decision Circuit, and a Linear Programming Circuit", IEEE Transactions on Circuits and Systems, May 1986, pp. 87-95.
- [8] IEEE COMSOC, IEEE Communications magazine, Nov 1989, Special Issue "Neural Networks in Communication".