

Wissensverarbeitung in neuronaler Architektur

G.Palm*, U. Rückert⁺, A.Ultsch⁺

*Universität Düsseldorf
Moorenstr. 5
D-4000 Düsseldorf 1

⁺Universität Dortmund
Postfach 500 500
4600 Dortmund 50

Im Rahmen eines vom BMFT geförderten Verbundprojektes "Wissensverarbeitung in neuronaler Architektur" wird die Integration konnektionistischer Modelle mit symbolischer Wissensverarbeitung erforscht. Die anvisierten Bereiche für eine Integration sind: probabilistisches Schließen, die Einbeziehung nichtsymbolischer Wissensquellen (Daten aus physikalischen Prozessen; Meßdaten), eine Überführung gelernten Wissens in symbolische Form (maschinelles Lernen, Regelextraktion) und Information Retrieval.

1. Integration von neuronalen Netzen und K.I.-Systemen

In den letzten Jahren hat die Untersuchung und technische Umsetzung der Informationsverarbeitungseigenschaften neuronaler Netze einen enormen Aufschwung erlebt. Neuronale Netze sind für den Biologen Netze von Nervenzellen im Zentralnervensystem der Tiere, die diesen ihr erstaunlich komplexes und dabei zugleich flexibles, anpassungsfähiges Verhalten ermöglichen. Für den Informatiker sind neuronale Netze informationsverarbeitende Systeme aus einer großen Anzahl gleichartiger, relativ einfacher Operatoren, die erst durch ihre Zusammenschaltung zu interessanten, komplexen Gesamtoptionen fähig werden. Diese Operatoren können als Software oder als Hardware implementiert werden. Als Software bieten sie durch ihre Einfachheit und auch durch ihre lokale Adaptivität (vgl. [Palm 82]) die interessante Möglichkeit, neuartige Programmierstile zu entwickeln [Ultsch 91]. Als Hardware bieten sie zusätzlich den Vorteil der Parallelität. Die Organisation eines Verarbeitungsprozesses in neuronaler Hardware ermöglicht Parallelverarbeitung, d.h. gleichzeitiges Arbeiten sämtlicher Operatoren im Netzwerk, und damit eine weit höhere Verarbeitungsgeschwindigkeit [Ramacher/Rückert 90].

Bisher waren neuronale Netze als technische Systeme in relativ 'datennahen' Bereichen der Informationsverarbeitung erfolgreich, also etwa im Bereich der Mustererkennung. Diese Bereiche entsprechen den peripheren Bereichen des menschlichen Nervensystems, etwa der Retina oder der Cochlea, in denen man auch in der Hirnforschung noch relativ leicht den Zusammenhang zwischen den biophysikalischen Eigenschaften einzelner Neurone und der dort wahrscheinlich stattfindenden Informationsverarbeitung herstellen kann.

Auf der anderen Seite, d.h. bei relativ abstrakten Leistungen des menschlichen Gehirns, wie etwa dem Aufstellen und Beweisen mathematischer Sätze, ist eine solche Beziehung zu den Eigenschaften einzelner Neurone nicht mehr so direkt herzustellen, und es ist in der Tat fraglich, ob solche Fähigkeiten überhaupt innerhalb des Gehirns genauer lokalisierbar sind, oder ob sie nicht eher als Gesamtleistung fast des ganzen Gehirns verstanden werden müssen. Gerade in diesem Bereich ist das regelbasierte, funktionsorientierte Vorgehen der modernen K.I.-Systeme relativ erfolgreich gewesen. Der erfolgreiche Einsatz von Expertensystemen in den verschiedensten Gebieten wie Diagnose, Konstruktion und Planung

zeugt von der Nützlichkeit einer symbolischen Wissensverarbeitung. Gespeichertes Wissen in symbolischer Repräsentation hat den Vorteil, daß es kommunizierbar ist, also schriftlich oder mündlich weitergegeben oder auch erklärt werden kann. Symbolische Wissensverarbeitung ist jedoch problematisch, wenn es um die Verarbeitung von Daten aus wirklichen physikalischen Prozessen geht. Solche Daten liegen oft in der Form von Meßwerten vor, die weit von einer symbolischen Repräsentation entfernt sind [Becks et al. 90].

Konnektionistische Systeme, beziehungsweise neuronale Netze können einen möglichen Brückenschlag zwischen den Rohdaten auf subsymbolischer Ebene und ihrer Verarbeitung in symbolischen Systemen darstellen. Hierzu werden die Rohdaten untersucht und in Gruppen (Cluster) klassifiziert. Die mit neuronalen Netzen gemachten Erfahrungen im Bereich der Clusteranalyse sind durchaus ermutigend. Die Interpretation der vorgenommenen Clusterungen kann zwar durch den Computer unterstützt werden [Ultsch/Siemon 90], liegt aber letztlich beim Anwender. Ein Ziel unserer Arbeit wird es sein, hier Methoden zu entwickeln, die eine Rückführung des im Netz implizit vorhandenen Wissens in eine explizite Regeldarstellung erlauben.

Eine weitere Motivation für den Einsatz neuronaler Netze liegt darin, daß die Erfassung von Eingabedaten verbessert werden kann, da neuronale Netze ohne weiteres mit einer großen Menge von Eingabedaten umgehen, die auch direkt von Sensoren abgeleitet werden können. Sie erlauben nicht nur das Finden und Erkennen von Regelmäßigkeiten in den Eingabedaten [Ultsch/Siemon 89] sondern bieten darüber hinaus noch eine Reihe anderer Vorteile, die klassische Verfahren nicht zeigen: (1) sie sind sehr robust gegenüber "verrauschten" Eingabedaten; (2) das Verfahren eignet sich hervorragend zur Parallelisierung [Siemon/ Ultsch 90, Ernoult 88]; (3) es kann für die Analyse und Einordnung neuer Daten benutzt werden und es hat (4) sehr gute prognostische Eigenschaften. Für Kohonen-Netze wurde dies exemplarisch gezeigt [Ultsch/Siemon 89, Marks/Goser 88].

Weiterhin können auch wirklich alle Inputs (gleichzeitig) Auswirkungen auf den Gesamtprozeß haben. Dies war bei den bisherigen, auf symbolischer Repräsentationsebene arbeitenden Expertensystemen nicht von vornherein gewährleistet. Hinzu kommt, daß eine große Anzahl von Eingabedaten auch die Verarbeitungsgeschwindigkeit dieser Systeme drastisch reduzierte.

Gerade im Bereich der wissensbasierten Verarbeitung ergeben sich jedoch noch weitere Probleme. Wissen in einem Expertensystem beruht auf einer Konzeptualisierung der realen Außenwelt [Genesereth/Nilsson 87] und somit auf einer Vergrößerung. Auf der anderen Seite muß man damit rechnen, daß auch die Eingabedaten nicht immer exakt sind. Daher sind in Expertensystemen probabilistische oder vage Schlußfolgerungen letztlich unvermeidlich. Häufig finden sich daher in wirklichen Expertensystemen "ad-hoc"-Realisierungen von Evidenzverrechnungsfunktionen, die oft implementiert wurden, ohne daß ein klar definiertes Evidenzkalkül zugrunde lag. Allgemein kann man sagen, daß die bisher bekannten Kalküle im Bereich des probabilistischen Schließens bei genauer Betrachtung keine zufriedenstellenden Ergebnisse liefern [Puppe 88]. Eine Alternative zu den eingesetzten Kalkülen des unsicheren Schließens bietet der Einsatz von neuronalen Netzen. Es liegt daher nahe, aus "konventionellen" Expertensystemen und neuronalen Netzen hybride Architekturen zu entwickeln, bei denen der Bereich des probabilistischen Schließens durch die neuronalen Netze übernommen wird. Für solche Systeme gibt es bisher allerdings nur erste Ansätze.

Für den Bereich der Prognose (also Zuordnung von neuen Daten zu bestehenden Clustern; Ergänzung von fehlenden oder falschen Daten) gibt es bereits Ansätze zur Kopplung von regelbasierten Systemen mit neuronalen Netzen und dem Abruf des darin enthaltenen Wissens [Ultsch(Hrsg) 90, Marks/Goser 87]. Die Umwandlung von implizitem Wissen in Regeln wurde allerdings noch nicht geleistet. Erste Ansätze auf dem Gebiet der Classifier-Systeme und zugehörigen genetischen Lern-/Suchverfahren sind vorhanden [Forrest 85, Antonisse/ Keller 87]. Allerdings liegen hier noch keine Ergebnisse vor. Hinzu kommt, daß die dort gewählten Anwendungen sehr direkte Entsprechungen haben, so daß fast eine 1:1-Abbildung möglich ist.

Die beiden Zugänge zu den Informationsverarbeitungsleistungen des Gehirns, nämlich die an der neuronalen Struktur orientierte Neuroinformatik, die sozusagen 'von unten', d.h. von der physikalischen Basis der Neurone und Synapsen ausgeht, und die an der kognitiven Funktion orientierte Künstliche Intelligenz, die sozusagen 'von oben', d.h. von den kognitiven Leistungen des Menschen ausgeht, sind also nicht nur im Ansatz komplementär zueinander, sondern sie können sich auch in ihrer technischen Leistungsfähigkeit ideal ergänzen.

Wenn man sich nun mit der Integration von neuronalen Netzen und K.I.-Systemen in ein 'hybrides' Gesamtsystem befassen will, so muß man nicht nur viele Probleme der Definition von Schnittstellen und der Anpassung von Programmierumgebungen lösen, sondern es ist vor allem auch ein tiefgehendes gegenseitiges Verständnis dieser beiden so verschiedenen Denkansätze und Programmierstile zu erreichen. Die theoretischen Grundlagen für eine Integration neuronaler Netze mit symbolischer Wissensverarbeitung im besonderen für die Bereiche probabilistisches Schließen, Einbeziehung nichtsymbolischer Wissensquellen (Daten aus physikalischen Prozessen) und Wissensakquisition (maschinelles Lernen), sollen erarbeitet und in einem Prototyp praktisch erprobt werden. Konkretes Gesamtziel unseres Verbundvorhabens ist also die theoretische Untersuchung und die praktische Konzeption und Implementation eines hybriden Wissensverarbeitungssystems (siehe Abbildung), welches neuronale Netze und klassische K.I.-Komponenten vereinigt.

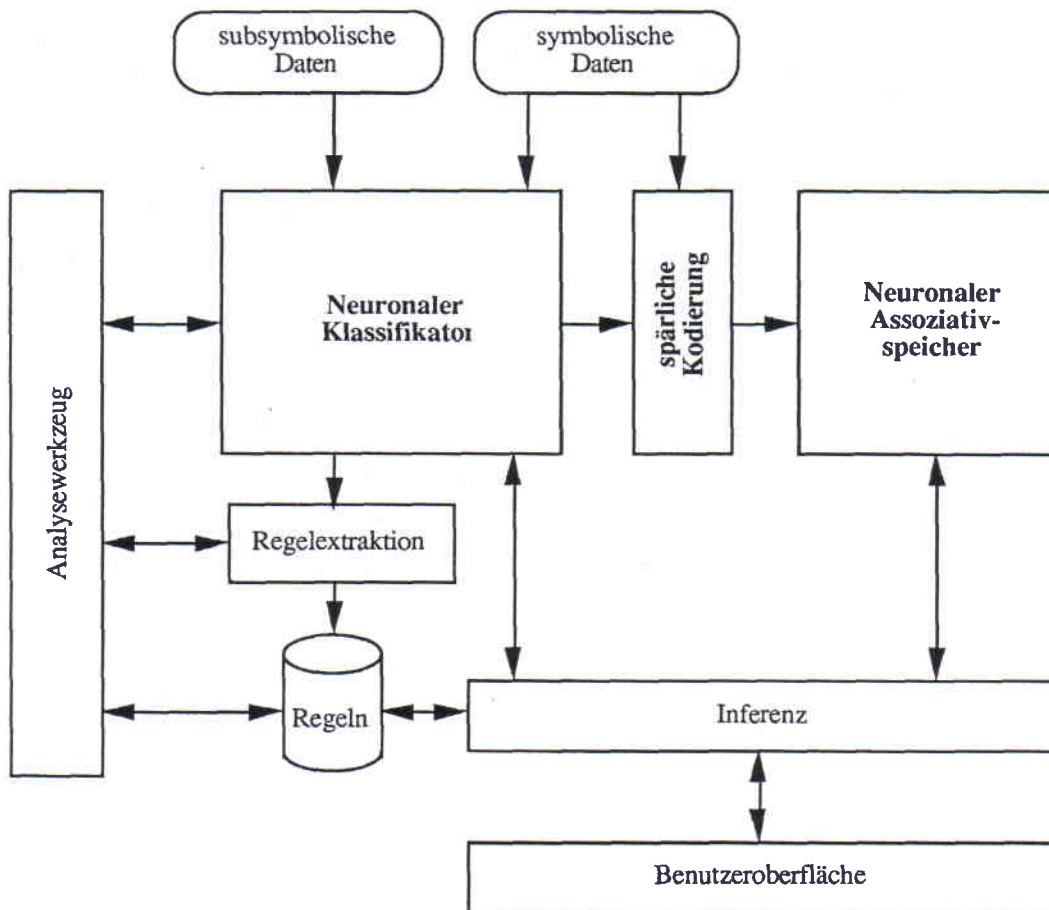


Abb. 1: Hybrides Wissensverarbeitungssystem

2. Übersicht über die Teilbereiche

Im Zentrum unseres Verbundvorhabens steht die Entwicklung eines hybriden Wissensverarbeitungssystems (siehe Abbildung 1), in dem überwiegend neuronal organisierte Komponenten mit einer klassischen regelbasierten Inferenzkomponente integriert sind. Die Entwicklung eines solchen Systems erscheint uns besonders unter drei Aspekten interessant:

- 1) Konkrete Realisation eines prototypischen Systems; konkrete Lösung der dabei zu erwartenden Schnittstellenprobleme.
- 2) Theoretische Untersuchung der Einsatzmöglichkeiten neuronaler Netze in den verschiedenen Teilsystemen.
- 3) Möglichkeiten einer parallelen Hardware-Implementation von neuronalen Netzwerklösungen für zwei zentrale Teilsysteme (Assoziativspeicher und neuronaler Klassifikator).

Im Einzelnen wollen wir uns mit den folgenden Arbeitsbereichen näher beschäftigen.

2.1 Neuronale Inferenz

Logische Inferenz ist algorithmisch betrachtet eine Verkettung von Abbildungen zwischen Symbolsequenzen. Dabei wird im allgemeinen jeweils der Wenn-Teil einer Folgerung auf den Dann-Teil abgebildet. Ein Assoziativspeicher (im Modus der Hetero-Assoziation) dient gerade zur Speicherung derartiger Zuordnungen, wobei zusätzlich eine Fehlertoleranz bezüglich der Eingaben besteht. Unser Teilziel besteht darin, eine Softwareschnittstelle herzustellen, die diese Verwendung eines neuronalen Assoziativspeichers zur fehlertoleranten Inferenz ermöglicht. Dies wäre eine direkte softwaretechnische Verbindung zwischen Methoden der Künstlichen Intelligenz und der neuronalen Netze [Ultsch/Panda 91].

Angestrebt ist ferner die Entwicklung einer hybriden Inferenzkomponente für ein Expertensystem, deren unsicheres Schließen auf den Eigenschaften von neuronalen Netzen beruht. Die theoretische Grundlage dieser Inferenzkomponente soll dabei klar ausgearbeitet sein, d.h. dem System soll eine genau definierte Semantik gegeben werden. Ein Forschungsziel dieser Arbeit besteht in der Untersuchung, inwieweit die Ergebnisse klassischer Kalküle (z.B. Bayes, Dempster-Shafer, Fuzzy Set) mit den Entscheidungen von neuronalen Netzen korrelieren. Darüberhinaus muß untersucht werden, wie das neuronale Netz Ungenauigkeiten in den Eingabedaten verarbeiten kann, und wie sich die Ergebnisse im Vergleich zu "klassischen" Auswertungsmethoden verhalten, bei der den Eingabedaten gewisse Unsicherheitsfaktoren (meist als Wahrscheinlichkeiten interpretiert) zugewiesen werden.

2.2 Verwendung subsymbolischer Wissensquellen in Expertensystemen

Von verschiedenen Autoren wurden in den letzten Jahren verschiedene neuronale Netze mit Hebbartigen Lernregeln als Instrument zur Datenanalyse vorgeschlagen und eingesetzt ([Kohonen 84, Oja 82, Oja 89, Aertsen et al 86, Aertsen et al 87, Palm 90, Ultsch(Hrsg.) 90, Ultsch/Panda 91, Ultsch et al. 91a], sowie viele anwendungsorientierte Artikel in Konferenzbänden der letzten Jahre, wie [Eckmiller/von der Malsburg 88, Anderson 88]). Insbesondere kann man solche Netze zur Clusteranalyse ([Kohonen 84, Ultsch/Siemon 90, Aertsen/Bonhoeffer 87]) und zur Hauptkomponentenanalyse ([Oja 82, Oja89, Baldi/Hornik 89, Krogh/Hertz 90]) verwenden.

Wir wollen die Effizienz verschiedener vorgeschlagener Netzwerktypen im Hinblick auf die Datenanalyse vergleichen. Hierzu müssen zunächst geeignete Vergleichsmaßstäbe gefunden werden, was ge-

rade im Bereich der Clusteranalyse ein eigenes Forschungsziel darstellt. Es geht hier nicht nur um den rechnerischen Aufwand zur Clusterbildung, sondern zum Beispiel auch um die Form der Darstellung der entstandenen bzw. gefundenen Cluster, d.h. um möglichst strukturerhaltende Projektionen oder Abbildungen in niedrigdimensionale Darstellungsräume - möglichst sogar in 2-dimensionale Bilder (vgl. [Biswas et al 81, Sammon 69, Terekhina 71, Zahn 71]).

Die Leistungsfähigkeit verschiedener Ansätze wird in Computersimulationen an Beispielproblemen untersucht und verglichen. Darüberhinaus sollten die Eigenschaften verschiedener Netzwerkmodelle möglichst auch mathematisch analysiert werden, so daß man zu einem theoretisch fundierten Vergleich kommen kann, wobei natürlich auch gut untersuchte konventionelle Clusteranalyseverfahren (siehe z.B. [Anderberg 73, Fukunaga 72, Jain/Dubes 88], oder auch [McQueen 67, Gordon 81, Sneath/Sokal 73]) zum Vergleich herangezogen werden.

Ziel dieser Untersuchungen ist die Entwicklung einer neuronalen Klassifikationskomponente, die in der Lage ist, strukturelle Eigenschaften einer Datenmenge zu erkennen (Explorative Data Analysis (EDA)) und für die Inferenzkomponente verfügbar zu machen. Die Einbeziehung von nicht-symbolischem Wissen soll durch eine Vorverarbeitung der Daten durch neuronale Netze geleistet werden (z.B. Kohonen-Netze, Back-Propagation-Netze). Ob und wieweit diese Methoden den klassischen Methoden der EDA [Deichsel/Trampisch 85] überlegen sind, ist Gegenstand der Untersuchung. Die Mächtigkeit der verschiedenen Ansätze soll theoretisch untersucht und durch praktische Anwendungen verifiziert werden.

2.3 Überführung gelerntes Wissen in symbolische Form (maschinelles Lernen, Regelextraktion).

Die Überführung nicht-symbolischen Wissens in symbolische Form ist bis jetzt für den Bereich der Classifier-Systeme in Verbindung mit genetischen Algorithmen [Antonisse/Keller 87], sowie für regelbasierte Systeme mit Hilfe von Kohonen Netzen [Ultsch 91], vorgeschlagen wurde. Ob dies für andere Formen von gelerntem Wissen auch möglich sein wird, und wenn ja, in welcher Form, soll untersucht werden. Die praktische Bedeutung dieser Frage ist offensichtlich und muß an Hand der ausgewählten praktischen Fälle überprüft werden.

In eigenen Vorarbeiten hat sich gezeigt, daß konnektionistische Modelle in der Lage sind, Meßwerte zu klassifizieren und Regelhaftigkeiten zu erkennen [Marks/Goser 88] [Ultsch/Siemon 90]. Wir werden Methoden entwickeln, diese Regelhaftigkeiten aus den Netzen zu extrahieren und sie als symbolische Regeln einem Expertensystem zur Verfügung zu stellen. Die dabei entwickelten Methoden und Werkzeuge sollen an Hand von konkreten Aufgaben aus der Praxis verifiziert und auf ihre Tauglichkeit hin untersucht werden.

Als ein Endergebnis dieses Projektes streben wir eine hybride Inferenzkomponente eines Expertensystems an, deren unsicheres Schließen auf den Eigenschaften von neuronalen Netzen beruht. Die theoretische Grundlage dieser Inferenzkomponente soll dabei klar ausgearbeitet sein, damit dem System eine klare Semantik gegeben werden kann. Damit soll verhindert werden, daß die Berechnungsergebnisse als "zufällig entstanden" interpretiert werden, wie neuronalen Netzen aufgrund fehlender theoretischer Fundierung von Seiten der Kritiker oft vorgeworfen wird.

2.4 Entwicklung von Methoden und Werkzeugen zur Analyse unüberwachter Lernverfahren

Wie sich in unseren Vorarbeiten gezeigt hat, ist die graphische Aufbereitung und Animation ein wesentliches Hilfsmittel sowohl zum Verständnis der in neuronalen Netzen ablaufenden Prozesse und Algorithmen, als auch bei der Beurteilung der Ergebnisse [Siemon/Ultsch 90]. Die vorhandene Hard- und Software erlaubte es bisher jedoch nur, statische Untersuchungen an größeren neuronalen Netzen mit großem Rechen- und Zeitaufwand vorzunehmen. Dabei hat sich jedoch gezeigt, daß die wichtigen dy-

namischen Aspekte des Verhaltens neuronaler Netze sich mit geeigneten Methoden, z.B. mit der U-Matrix-Methode [Ultsch/Siemon 90], in einer graphischen Darstellung gut beobachten lassen. Wir erwarten auch, daß sich aus der Beobachtungsmöglichkeit wichtige Rückschlüsse auf die Theorie neuronaler Netze ergeben.

2.5 Spezifikation von Hardwareanforderungen zur Implementation neuronaler Netze

Die für unser Vorhaben interessanten neuronalen Netzwerkmodelle sollen hinsichtlich der geforderten Rechenoperationen und -genauigkeit sowie der Parallelisierbarkeit qualitativ und quantitativ miteinander verglichen werden. Diese Kriterien, zu denen es bisher nur sehr wenige theoretische Betrachtungen gibt, beeinflussen im wesentlichen die Ausgestaltung einer in Betracht kommenden Hardwarerealisation [Goser et al 89]. Es gilt zu untersuchen, inwieweit sich die verwendeten Modelle bezüglich dieser Kriterien schematisieren lassen. Damit kann eine einheitliche Hardware-Systemarchitektur zur schnellen Implementation vieler, wenn nicht sogar aller vorgeschlagenen Methoden gefunden werden. Diese Architektur sollte dann insbesondere unter zwei Gesichtspunkten ausgearbeitet werden:

- 1) einfache Skalierbarkeit des Gesamtsystems auf größere Problemdimensionen,
- 2) funktionelle Beschreibung eines geeigneten elementaren Hardwarebausteins (VLSI) zum Aufbau des Systems.

Die generelle Eignung der entwickelten Architekturkonzepte wird durch eine funktionale Simulation mit einem Architektursimulator nachgewiesen.

2.6 Aufbau eines Testsystems

Die erarbeitete Spezifikation von Hardwareanforderungen soll mit einfachen Mitteln an einem Prototypen erprobt werden. Mit Hilfe von programmierbaren Logik-Bausteinen und/oder modernen RISC-Prozessoren wird ein entsprechendes Testsystem aufgebaut, mit dem Simulationserfahrungen gesammelt werden kann. Ferner kann man die Funktionstüchtigkeit und Anwendbarkeit des Gesamtsystems in Hinblick auf Anwendungen nachweisen. Die Erfahrungen mit dem Prototypen bezüglich dessen Leistungsfähigkeit (gemessen an praktischen und theoretischen Aufgabenstellungen) werden letztlich zur Spezifikation von speziellen VLSI-Bausteinen führen, die einen optimalen Einsatz der entwickelten Lösungen ermöglichen. Diese Bausteine sollen bis zum fertigen Layout entwickelt und simuliert werden, so daß deren Eigenschaften sowie der Herstellungsaufwand hinreichend genau eingeschätzt werden können. Die Fertigung selbst ist aber nicht in unserem Vorhaben vorgesehen.

Diese Arbeiten bauen auf unseren bisherigen Arbeiten zur Implementation eines parallelen assoziativen Netzwerkrechners mit binären Modellneuronen [Erb/Palm 88] [Rückert et al 90] und anwendungsspezifischen integrierten Schaltungen zur parallelen Emulation von neuronalen Netzen auf [Goser et al 89, Rückert 90]. Ein Prototyp paralleler Hardware der mit 64 Kilobit Synapsen pro Neuron ausgestattet ist, wird derzeit bei Prof. Palm in Düsseldorf entwickelt. Dieses System kann mit bis zu Speicherkarten mit je 256 Neuronen bestückt werden. Dafür wurde ein Betriebssystem entworfen, welches mittels des Konzepts virtueller Netze die Grundlage für komplexe Netztopologien und Mehrbenutzerbetrieb bietet.

2.7 Entwurf spärlicher Kodierungen

Die Untersuchungen zur Daten-Strukturanalyse mit neuronalen Netzen unterstützen auf der anderen Seite auch den Entwurf ähnlichkeitserhaltender Kodierungen für Assoziativspeicher. So führt eine Clusteranalyse in natürliche Weise zu einer (u.U. sogar hierarchisch strukturierten) Klassifikation von Mustern in Klassen von jeweils untereinander ähnlichen. Die Zugehörigkeit zu einer dieser Klassen

kann als ein Merkmal des Musters aufgefaßt werden. Auf diese Weise wird ein Muster in ähnllichkeitserhaltender Weise in einen spärlichen Merkmalsvektor überführt. Wir haben damit also eine Methode vor uns, die unsere bisherigen Überlegungen zum Entwurf spärlicher, ähnllichkeitserhaltender Kodierungen (vgl. [Palm 87, 88]) ergänzt.

Die Theorie der spärlichen Kodierung beinhaltet unter anderem die für den Einsatz eines assoziativen Speichers wesentliche Frage, inwiefern "Ähnllichkeiten" zwischen zu kodierenden Objekten in einem binären spärlichen Kode repräsentiert werden können. Daraus ergeben sich in natürlicher Weise zwei Fragestellungen:

1. Existieren ähnllichkeitserhaltende Kodes?
2. Wenn ja, welche von diesen Kodes kommen für einen Einsatz in einem assoziativen Speicher in Frage?

Insbesondere arbeiten wir an einer Theorie und Entwurfsstrategien für spärliche ähnllichkeitserhaltende Kodierungen von möglichst beliebigen endlichen metrischen Räumen. Auch die Untersuchung hierarchisch aufgebauter assoziativer Speichersysteme soll im Rahmen dieses Projektes weitergeführt werden. Diese theoretischen Arbeiten können bei der Konzeption hybrider Systeme mit verschiedenen neuronalen und klassisch/symbolverarbeitenden Komponenten äußerst wichtig werden.

2.8 Assoziatives Information-Retrieval

Information-Retrieval ist die Extraktion von spezifischen Informationen aus einer großen Anzahl von (unformatiert) gespeicherten Informationseinheiten [Ultsch 87]. In diesem Projekt sollen unter anderem die folgenden Teilsysteme aufgebaut werden: neuronaler Klassifikator, spärliche Kodierung und Assoziativspeicher. Diese Teilsysteme sollen zusammen als ein assoziatives Information-Retrieval System verwendet werden.

In einer konkreten Anwendung wird von der Gruppe Palm eine spärliche Kodierung von Sprachdaten (gesprochene Wörter oder Silben) und von geschriebenen Textstücken (symbolische Beschreibungen der Sprachdaten) entworfen und implementiert werden. Hierzu soll eine spärliche Kodierung subsymbolischer Daten (etwa mittels Clusteranalyse) mit einer spärlichen Kodierung symbolischer Information (etwa von alphanumerischen Zeichenfolgen, vgl. [Bentz et al 89]) kombiniert werden. Die in der Gruppe Palm bereits weitgehend fertiggestellte Hardware-Implementation eines großen Assoziativspeichers soll dann zur Speicherung großer Mengen solcher kombinierter Merkmalsvektoren verwendet werden. Dieser Speicher bildet somit das Kernstück eines neuartigen assoziativen Information-Retrieval Systems, das komplexe Datenstrukturen mit subsymbolischen und symbolischen Anteilen verarbeiten kann. Ähnliche Arbeiten werden in der Gruppe Goser/Rückert durchgeführt. Auf der Basis des o.g. Assoziativspeichers in neuronaler Architektur wird hier ein (objektorientiertes) Information-Retrieval System für den VLSI Schaltungsentwurf entwickelt.

3. Nutzungsmöglichkeiten / Anwendungen

Konkrete Nutzungsmöglichkeiten für den neuronalen Assoziativspeicher liegen schon jetzt auf der Hand und sind bereits in anderen Verbundvorhaben gegeben. Ebenso wird das assoziative Information-Retrieval System auf direkte Anwendbarkeit zugeschnitten sein (siehe 2.8).

Ein Anwendungsbereich, in dem in der Gruppe Palm bereits eine große Menge von Daten mit nicht-trivialer und schwer erfassbarer Struktur vorliegt, in dem subsymbolische und symbolische Aspekte der Daten stark miteinander verwoben sind, und in dem jetzt noch weit größere Datenmengen erhoben wer-

den sollen, ist die Analyse gesprochener Sprache. Anhand von Spektrogrammen gesprochener Wörter könnte die Performanz verschiedener Methoden zur Datenanalyse getestet und verglichen werden.

Prototypische Anwendungsfälle, die in der Gruppe Ultsch bearbeitet werden sollen, sind Probleme aus der medizinischen Diagnostik (z.B. Pulsdruckmessung), aus der Qualitätssicherung (Maschinenbau), der Prozeßsteuerung und aus dem Umweltbereich (z.B. Abschätzung der Wasserqualität) dienen. Diesen Anwendungsbeispielen gemeinsam ist die Anforderung, sowohl (Experten-) Wissen wie auch Rohdaten aus einem physikalischen Prozeß verarbeiten zu können. Die Anwendungen werden in Zusammenarbeit mit anderen Fachbereichen verschiedener Universitäten und Anwendern aus den Umweltämtern benachbarter Großstädte entwickelt.

Die Entwicklung von paralleler Hardware zur schnellen Implementation neuronaler Netze ist sicherlich zumindest für den Forschungsbereich interessant. Es ist allerdings festzuhalten, daß wir in diesem Teilprojekt nicht eine Fertigung der zu entwickelnden Hardware beabsichtigen, sondern in der Gruppe Goser/Rückert einen durchdachten Chip-Entwurf im Rahmen eines getesteten Gesamtsystems produzieren wollen.

4. Zusammenfassung

Das hier skizzierte Verbundvorhaben "*Wissensverarbeitung in neuronaler Architektur*" zielt auf die Entwicklung eines Wissensverarbeitungssystems in dem Methoden aus dem Bereich der Künstlichen Intelligenz und der Neuroinformatik integriert sind. Es soll u.a. die Verwendung von neuronalen Netzen für die symbolische Wissensverarbeitung erforscht und geeignete Methoden zur Kopplung von neuronalen Netzen mit einer Inferenzkomponente (Expertensystem) entwickelt werden. Weitere Ziele sind die Realisierung von Werkzeugen zur Analyse des Verhaltens der verwendeten neuronale Netze und die Rückführung nicht-symbolischen Wissens aus neuronalen Netzen in eine symbolische Form.

Die theoretischen Grundlagen für eine Integration konnektionistischer Modelle mit symbolischer Wissensverarbeitung im besonderen für die Bereiche probabilistisches Schließen, Einbeziehung nicht-symbolischer Wissensquellen (Daten aus physikalischen Prozessen) und Wissensakquisition (maschinelles Lernen), sollen erarbeitet und in einem Prototyp praktisch erprobt werden.

Literatur

- [Aertsen et al 86] Aertsen, A; Gerstein, G; Johannesma, P: From neuron to assembly: neuronal organization and stimulus representation. In: Palm, G; Aertsen, A (eds.): *Brain Theory*: pp. 7-24. Springer, Berlin 1986
- [Aertsen et al 87] Aertsen, A; Bonhoeffer, T; Krueger, J: Coherent activity in neuronal populations: analysis and interpretation. In: Caianiello, E.R. (ed.): *Physics of cognitive processes*. World Scientific Publishing, Singapore 1987
- [Anderberg 73] Anderberg, M.R: *Cluster analysis for applications*. Academic Press, New York 1973
- [Anderson 88] Anderson, D.Z. (ed.): *Neural information processing systems*. Am. Inst. Phys., New York 1988
- [Antonisse/Keller 87] Antonisse, H.J., Keller, K.S.: Genetic Operators for High-Level Knowledge Representation, Proc 2nd Intern. Conf. on Genetic Algor., 1987, pp.69-76

- [Baldi/Hornik 89] Baldi, P; Hornik, K: Neural networks and principal component analysis: learning from examples without local minima. *Neural Networks* 2: 53-58, 1989
- [Becks et al. 90] Becks, K.H, Cremers, A.B., Hemker, A., Ultsch, A.: Parallel Process Interfaces to Knowledge Systems, Proc. ICNC, Düsseldorf 1990, pp 465 - 470.
- [Bentz et al 89] Bentz, H.J; Hagstroem, M; Palm, G: Information storage and effective data retrieval in sparse matrices. *Neural Networks* 2: 289-293, 1989
- [Biswas et al 81] Biswas, G; Jain, A.K; Dubes, RC: Evaluation of projection algorithms. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. PAMI-3*: 701-708, 1981
- [Deichsel/Trampisch 85] Deichsel, G, Trampisch, H.J.: Clusteranalyse und Diskriminanzanalyse G.Fischer Verlag, Stuttgart, 1985
- [Eckmiller/v.d. Malsburg 88] Eckmiller, R; v.d. Malsburg, C: Neural computers. Springer-Verlag, Berlin 1988
- [Erb/Palm 1988] Erb, M; Palm, G.: Lernen und Informations- speicherung in neuronalen Netzen. In: Digitale Speicher, ITG-Fachbericht 102, (W. Hilberg, ed.) VDE-Verlag GmbH, Berlin, Offenbach, 1988
- [Ernault 88] Ernault, C.: Performance of Backpropagation on a Parallel Transputer-Based Machine Proc. Neuro-Nimes 88, Nimes, France, pp.311-324
- [Forrest 85] Forrest, S.: Implementing Semantic Network Structures Using the Classifier System Proc. Int. GA Conf, pp.24-44, 1985
- [Fukunaga 72] Fukunaga, K: Introduction to statistical pattern recognition. Academic Press, New York 1972
- [Genesereth/Nilsson 87] Genesereth, M, Nilsson N.: Logical Foundations of Artificial Intelligence, Morgan Kaufmann 1987
- [Gordon 81] Gordon, A.D: Classification. Chapman & Hall Ltd., London 1981
- [Goser et al 89] Goser, K., U. Hilleringmann, Rückert, U., K. Schumacher: "VLSI Technologies for Artificial Neural Networks", *IEEE-Micro*, Dec. 1989, pp. 28-44.
- [Jain/Dubes 88] Jain, A.K; Dubes, R.C: Algorithms for clustering data. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1988
- [Kohonen 84] Kohonen, T: Self-organization and associative memory. Springer Series in Information Sciences 8, Heidelberg 1984
- [Krogh/Hertz 90] Krogh, A; Hertz, J.A: Hebbian learning of principal components. In: Eckmiller, R; Hartmann, G; Hauske, G (eds.): Parallel processing in neural systems and computers. Elsevier Science Publishers B.V., North-Holland 1990
- [Marks/Goser 87] Marks, K.M., Goser, K.F.: AI Concepts for VLSI Process Modelling and Monitoring Proc. Comp. Euro. 87, pp. 474-477, IEEE, 1987
- [Marks/Goser 88] Marks, K.M., Goser, K.F.: Analysis of VLSI Process Data Based on Self-organizing Feature Maps Proc. Neuro-Nimes 88, Nimes, France, pp. 337-348
- [McQueen 67] McQueen, J: Some methods for classification and analysis of multivariate observations. Proc. 5th Berkeley Symp. Math. Stat. Prob. 281, 1967

- [Oja 82] Oja, E: A simplified neuron model as a principal component analyser. *J. Math. Biol.* 15: 267-273, 1982
- [Oja 89] Oja, E: Neural networks: principal components, and subspaces. *Int. J. Neural Systems* 1: 61-68, 1989
- [Palm 82] Palm, G.: *Neural Assemblies. An Alternative Approach to Artificial Intelligence.* Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, New York, 1982
- [Palm 87] Palm, G.: Computing with Neural Networks. *Science* 235, 1227-1228, 1987
- [Palm 88] Palm, G.: Assoziatives Gedächtnis und Gehirntheorie. *Spektrum der Wissenschaft*, 54-64, Juni 1988
- [Palm 90] Palm, G.: Local Rules for Synaptic Modification in Neural Networks. In: *Computational Neuroscience* (E.L. Schwartz ed.). MIT-Press, Cambridge, London, 1990
- [Puppe 88] Puppe, F.: *Einführung in Expertensysteme*, Springer Berlin 1988
- [Ramacher/Rückert 90] Ramacher, U; Rückert, U. (eds.): "VLSI Design of Neural Networks", Kluwer Academic, 1990.
- [Rückert et al 90] Rückert, U., Ch. Klerbaum, Goser, K.: "Digital VLSI Implementation of an Associative Memory based on Neural Networks", *Proceedings of the International Workshop on VLSI for Artificial Intelligence and Neural Networks*, September 5-7, 1990, Oxford University.
- [Rückert 90] Rückert, U. : "VLSI Implementation of an Associative Memory based on Distributed Storage of Information", *Proceedings of the ERASIP Workshop on Neural Networks*, Portugal 1990, Springer Verlag, *Lecture Notes in Computer Science*, 1990, pp. 267-276.
- [Sammon 69] Sammon, J.W. jr.: A nonlinear mapping for data structure analysis. *IEEE Trans. Computers* C-18: 401-409, 1969
- [Siemon/Ultsch 90] Siemon H.P., Ultsch A.: *Kohonen Networks on Transputers: Implementation and Animation* Accepted paper INNC 1990.
- [Sneath/Sokal 73] Sneath, P.H.A; Sokal, R.R: *Numerical taxonomy*. W.H. Freedman and Company Publishers, San Francisco 1973
- [Terekhina 71] Terekhina, A.Y: *Methods of multidimensional data scaling and visualization (survey)*. *Avtom. Telemekh.* 7: 80-94, 1971
- [Ultsch 87] Ultsch, A.: *Control for Knowledge based Information Retrieval*, Verlag der Fachferine, Zürich 1987.
- [Ultsch 91] Ultsch, A.: *Konnektionistische Modelle und ihre Integration mit wissensbasierten Systemen*, Habilitationsschrift, Univ.Dortmund, 1991.
- [Ultsch(Hrsg.) 90] Ultsch, A. (Hrsg.): *Kopplung deklarativer und konnektionistischer Wissensrepräsentation*, Forschungsbericht Nr. 352, Institut für Informatik, Universität Dortmund, April 1990
- [Ultsch et al 91] Ultsch A., et al.: *Optimizing Logical Proofs with Connectionist Networks*, Intl. Conf. Artificial Neural Networks, Helsinki, Juni 1991

- [Ultsch et al. 91a] Ultsch, A., Halmans, G., Mantyk, R.: CONCAT: A Connectionist Knowledge Acquisition Tool, Proc. IEEE International Conference on System Sciences, January 9-11, Hawaii, 1991, pp 507 - 513.
- [Ultsch/Siemon 89] Ultsch, A., Siemon, H.P.: Exploratory Data Analysis: Using Kohonen Networks on Transputers Forschungsbericht Nr. 329, Universität Dortmund 1989.
- [Ultsch/Siemon 90] Ultsch, A., Siemon, H.P.: Kohonen's Self Organizing Feature Maps for Exploratory Data Analysis, Proc. Intern. Neural Networks, Kluwer Academic Press, Paris, 1990, pp 305 - 308
- [Ultsch/Panda 91] Ultsch, A., Panda, PG.: Die Kopplung konnektionistischer Modelle mit wissensbasierten Systemen, Tagungsband Expertenystemtage Dortmund, Februar 1991.
- [Zahn 71] Zahn, C.T: Graph-theoretical methods for detecting and describing Gestalt clusters. IEEE Trans. Computers C-20: 68-86, 1971