

## **Assoziative Zuordnung und Suche von Wissen in einer thematisch strukturierten Wissensbasis**

*Barbara Gängler, Marianne Greten, Thomas Linke, Ipke Wachsmuth  
Universität Bielefeld, Technische Fakultät*

### Abstract

Von einer thematischen Strukturierung der Wissensbasis sind zwei Funktionen eines sprachverstehenden Systems betroffen: Bei der Wissensakquisition aus Texten können die gegebenen Fakten dem geeigneten Teil der Wissensbasis zugeordnet werden; für die Bearbeitung von Anfragen kann die Suche auf thematisch eingeschränkte Teilbereiche der Wissensbasis fokussiert werden. In beiden Fällen muß vom System der für die zu bearbeitenden Texte (und Anfragen) relevante Wissensbasis-Ausschnitt erkannt werden. In dem vorliegenden Papier werden erste Versuche mit einem subsymbolischen Klassifizierungsmodul beschrieben, das Texte aufgrund wortbezogener Merkmale Teilbereichen einer strukturierten Wissensbasis thematisch zuordnet. Ausgangspunkt war die Annahme, daß das Vokabular faktenübermittelnder Informationstexte kumulativ auf den in einem Text angesprochenen Weltausschnitt hinweist. Verschiedene Typen künstlicher neuronaler Netze wurden in einer Lernphase mit vorbereiteten Paaren von textspezifischen Merkmalskombinationen und assoziierten Wissensbereichen trainiert. In Tests mit neuen Texten wurden von einem derart trainierten Backpropagation-Netzwerk in den meisten Fällen plausible Bereichszuordnungen vorgeschlagen.

### **1. Einleitung und Übersicht**

Grundlage für die maschinelle Verarbeitung von Sprache sind umfangreiche Wissensbasen, deren Handhabung bei zunehmender Größe ein Problem darstellt. Bereits zur Verarbeitung von Texten, die auf einen sehr begrenzten Weltausschnitt zugeschnitten sind, ist eine erstaunlich umfangreiche Wissensbasis nötig. Das führt dazu, daß selbst leistungsfähige Rechner diese Aufgabe nur mit erheblichem Zeitaufwand lösen können. Will man ein System erstellen, das mehr als nur einige wenige ausgesuchte Texte "verstehen" kann, führt der Umfang der notwendigen Wissensbasiseinträge schnell zu nicht akzeptablen Verarbeitungszeiten.

Geht man von der Annahme aus, daß menschliche Sprachbeherrschung in wesentlichen Aspekten auf wissensverarbeitenden Prozessen beruht, so muß man zu dem Eindruck gelangen, daß Menschen dagegen in der Lage sind, mit großen Mengen von Wissen bei der Verarbeitung natürlichsprachlicher Information in hoher Geschwindigkeit umzugehen. Unsere Ausgangshypothese ist hier, daß Menschen nicht zu jedem Zeitpunkt im Diskurs auf ihr gesamtes Wissen, sondern nur auf solche Teilbereiche zugreifen, die für die Interaktion in einem konkreten Diskurs aktuell benötigt werden. Das bedeutet, daß das dem Sprachverstehen zugrunde liegende Weltwissen in themenbezogene Teilbereiche zerfällt und daß diese Teilbereiche kontextabhängig aktiviert werden.

Wenn die kontextbezogene Verfügbarkeit einzelner spezifischer Teilbereiche von Wissen beim Menschen zu den Voraussetzungen für die effiziente Verarbeitung von Sprache gehört, so folgt daraus, daß in einem erfolgreichen Diskurs die Fokussierung aktuell betroffener Wissensbereiche kommunizierbar sein muß. In unserem Ansatz gehen wir davon aus, daß sich die in einem Diskurs wechselnde Adressierung von Wissensbereichen auf die Struktur dieses Diskurses niederschlägt. Es sind verschiedene sprachliche Phänomene denkbar, die die Diskursstruktur indizieren und dadurch die Steuerung des Zugriffs auf einzelne Teilbereiche des Wissens beeinflussen könnten (vgl. etwa die Arbeiten zur Diskurssegmentierung von Grosz & Sidner 1986). Die genauen Wechselwirkungen solcher Phänomene und deren Ausnutzung für eine Wissensbereichsindizierung bedarf jedoch eigener Forschung.

Das vorliegende Papier beschäftigt sich mit der Frage, wie Aussagen über den in einem Textsegment aktuell angesprochenen Wissensbereich getroffen werden können. Es soll untersucht werden, wie das Vokabular eines Diskurses für die Steuerung des Zugriffs auf einzelne Wissensbereiche ausgenutzt werden kann. Dieser Gedanke basiert auf empirischen Untersuchungen zum Erwerb und Einsatz von bereichsspezifischem Wissen beim Menschen, die den Schluß zulassen, daß signifikante Wörter einer Domäne mit Wissensbereichen assoziiert werden (Wachsmuth 1989). Aufgrund dieser Beobachtungen ist es vorstellbar, daß das in einem Diskurssegment auftretende Vokabular in seiner Gesamtheit Hinweise auf den für dieses Segment relevanten Teil des Wissens gibt.

Die Strukturierung einer Wissensbasis in thematisch motivierte Teilbereiche ist verbunden mit dem Gedanken, einzelne Ausschnitte der Wissensbasis für den jeweiligen Sprachverstehensprozeß spezifisch einzusetzen. Ein solcher spezifischer Einsatz von Teilen einer Wissensbasis hat Konsequenzen für zwei verschiedene Funktionen sprachverarbeitender Systeme:

1. Für die Akquisition von Wissen aus Texten: Bei der Erhebung von Wissen aus Texten können die extrahierten Fakten den richtigen Wissensbereichen zugeordnet werden.
2. Für das Retrieval von Wissen: Im Fall einer Anfrage an das System kann die erforderliche Information aufgrund gezielterer Suche in den relevanten Teilbereichen der Wissensbasis gefunden werden.

Für beide Prozesse ist eine dynamische Fokussierung auf den jeweils aktuellen Wissensbereich notwendig. Soll ein künstliches System dazu in der Lage sein, so muß es die kontextabhängige Relevanz seiner Wissensbestände "beurteilen" können. Das Erkennen des für einen Text relevanten Wissensbereichs soll hier als assoziativer Prozeß verstanden werden, und wir gehen im weiteren der Frage nach, ob und inwieweit sich mit subsymbolischen Techniken eine derartige Funktion ansatzweise bereitstellen läßt. Die von uns beschriebene subsymbolische Komponente betrifft nicht etwa die Wissensdarstellung selbst; sie soll vielmehr eine geschickte *Steuerung der Suche* in einer thematisch strukturierten, symbolischen Wissensbasis ermöglichen, so daß auf aktuell relevantes Wissen gezielter zugegriffen werden kann.<sup>1</sup>

---

<sup>1</sup> Die Ergänzung symbolischer Repräsentationsmodelle durch subsymbolische Techniken wird in ähnlichen Zusammenhängen auch von Gallant (1990) und von Wermter (1990) vorgeschlagen.

In Abschnitt 2 wird die der assoziativen Zuordnung und Suche von Wissen in einer thematisch strukturierten Wissensbasis zugrundeliegende Idee beschrieben. Ein erster Versuch, ein geeignetes Modell zur Simulation einer assoziativen Verbindung von Texten mit Wissensbereichen zu erstellen, wird in Abschnitt 3 skizziert. In Abschnitt 4 wird schließlich die vorgestellte Idee im Hinblick auf weitere Fragestellungen diskutiert.

## 2. Die zugrundeliegende Idee

Ausgangspunkt für die Überlegungen sind Erfahrungen aus dem LILOG-Projekt, wo es um die automatische Erstellung semantischer Repräsentationen von kürzeren Texten (Reiseführertexte über Düsseldorf) und die Demonstration der aufgebauten Wissensbasen in Frage-Antwort-Dialogen ging. Bei der Erstellung der Wissensbasis zeigte sich schnell, daß eine Vielzahl von Fakten und Regeln notwendig ist, um nur ansatzweise das Wissen nachbilden zu können, das beim Menschen eine entscheidende Rolle für das Verstehen einfacher Textzusammenhänge spielt. Aus diesem Grunde wurde das aus den analysierten Texten extrahierte (explizite) Wissen durch umfangreiches regelhaftes (implizites) Hintergrundwissen - Weltwissen und Standardannahmen - ergänzt (vgl. Gängler & Wachsmuth 1992).

Die Erfahrungen mit der Wissensbasis des LILOG-Systems haben ferner gezeigt, daß bei der Evaluierung von Anfragen an das System in vielen Fällen auch Wissen betrachtet wurde, das für die gesuchte Antwort völlig irrelevant war. Wegen der Vielzahl der insgesamt zur Verfügung stehenden Regeln und Fakten wurde das Suchverfahren dadurch unnötig verlängert. Eine Komponente, die eine automatische Vorauswahl relevanter Fakten und Regeln einer Wissensbasis aufgrund der zu bearbeitenden Texte leisten kann, wäre daher eine sinnvolle Ergänzung eines sprachverarbeitenden Systems. Ließe sich im Vorfeld der eigentlichen semantischen Verarbeitung von Texten der relevante Weltausschnitt identifizieren, könnten einerseits bei der Wissensakquisition die aus einem bestimmten Text extrahierten Fakten diesem Ausschnitt der Wissensbasis zugeordnet werden. Andererseits könnte für Read-time-Inferenzen die Menge der möglichen Regeln auf die für diese Texte relevanten Teile beschränkt werden. Könnte darüber hinaus geklärt werden, welcher Teilbereich der Wissensbasis durch eine Anfrage am ehesten angesprochen ist, so ließe sich die Suche auf diesen Teilbereich fokussieren. Der Aufwand für die Beantwortung einer Frage würde so systematisch reduziert.

Das Ziel ist also ein Verfahren, das die Zugehörigkeit eines Textes<sup>2</sup> zu einem Teilbereich der Wissensbasis erkennt. Ausgangspunkt dafür ist eine themenbezogene Bereichseinteilung der Wissensdomäne. Diese Bereichseinteilung muß im Hinblick auf die angestrebte Funktion des Gesamtsystems bereits in der Planungsphase erfolgen.<sup>3</sup> Von einer solchen Bereichseinteilung der Wissensbasis ausgehend soll die zu erstellende Steuerungskomponente erkennen, welcher

---

<sup>2</sup> Natürlichsprachliche Fragen seien hier als ein besonderer Fall von Texten aufgefaßt.

<sup>3</sup> Für eine genauere Darstellung des Verhältnisses der verschiedenen Wissensbereiche zueinander sowie globale Steuerungsmechanismen vgl. Wachsmuth (1987)

Bereich für einen aktuellen Textverstehensprozeß relevant ist. In der hier beschriebenen Untersuchung wurde dazu ein neuronales Netz mit einer Vielzahl von thematisch klassifizierten Texten trainiert (*Lernphase*). Das trainierte Netz sollte bei einer Konfrontation mit einem neuen (auch unbekanntem) Text in der Lage sein, als Output eine Hypothese über den assoziierten Wissensbereich zu liefern (*Arbeitsphase*).

### 3. Ein erster Realisierungsversuch

Grundlage für das Lernen der Assoziationen durch das Netz ist die von Menschen (hier: vom Projektpersonal) getroffene Entscheidung über die Bereichszuordnung bestimmter Texte. Diese Zuordnungen von Texten zu jeweils einem oder gegebenenfalls auch mehreren Bereichen sind es, die das Netz als Eingabe in der Lernphase benutzt.

In der hier beschriebenen Untersuchung sind wir von einer Einteilung des Wissens in die Bereiche "Sehenswürdigkeiten", "Restaurants" und "Verkehr" ausgegangen. Diese Bereiche bieten sich für die gewählte Domäne (Reiseführer) als Test-Einteilung an.

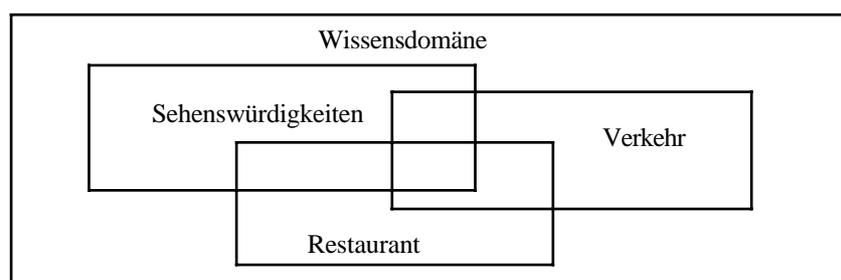


Abb.1: Einteilung der Wissensdomäne<sup>4</sup>

Den oben beschriebenen Bereichen werden kurze Informationstexte zugeordnet, wie sie exemplarisch in (1), (2) und (3) angeführt sind:

- (1) Die Kunstsammlung Nordrhein-Westfalen ist in einem auffälligen Gebäude untergebracht. Das Gebäude wurde 1986 fertiggestellt. Die Sammlung umfaßt 180 Bilder. Die Hälfte der Bilder stammt von Paul Klee. Das Museum ist von 10 Uhr bis 17 Uhr geöffnet. Der Eintrittspreis beträgt 5 DM.
- (2) Düsseldorf ist in das großflächige Verbundliniennetz des Verkehrsverbundes Rhein-Ruhr eingegliedert. Es umfaßt S-Bahnen, Nahverkehrslinien der Bundesbahn, Stadtbahnen, Straßenbahnen und die Wuppertaler Schwebbahn. Grundlage für die Preisbildung sind Kurzstrecken sowie in sogenannte Waben und Tarifgebiete gegliederte Flächenzonen.

---

<sup>4</sup> Diese Bereiche müssen nicht disjunkt sein.

- (3) Das Restaurant "Goetzenstube" verfügt über italienische und französische Küche. Es ist montags (von Oktober bis März auch sonntags abends) sowie im Januar geschlossen.

Einem menschlichen Betrachter dieser Texte wird es keine Schwierigkeiten bereiten, bei der gegebenen Wissensbereichseinteilung Text (1) dem Bereich "Sehenswürdigkeiten", Text (2) dem Bereich "Verkehr" und Text (3) dem Bereich "Restaurants" zuzuordnen.

Hier stellt sich die Frage, aufgrund welcher Kriterien ein Mensch in der Lage ist, zu entscheiden, welche Wissensbereiche in Texten angesprochen werden. In unseren Überlegungen gehen wir hier davon aus, daß die unterschiedliche Wissensbereichsadressierung u.a. bereits durch Unterschiede, die sich auf der sprachlichen Oberfläche festmachen lassen, verursacht wird. Das heißt, Texte, die sich einem bestimmten Bereich A zuordnen lassen, unterscheiden sich auf irgendeine Weise von Texten, die sich einem Bereich B zuordnen lassen. Dies hieße, daß Texte über inhärente Merkmale verfügen, die ihre Zuordnung zu Wissensbereichen leiten können.

### 3.1 Ermittlung von Trainings-Vektorpaaren

Betrachtet man die Texte im Hinblick auf unterscheidende Merkmale, so erscheint es zunächst naheliegend, das in ihnen verwendete Vokabular auf Bereichsspezifität hin zu untersuchen. Dabei ist genau das Vokabular von Interesse, das sich nicht gleich häufig in den Texten aller Bereiche findet, sondern das bezüglich der Vorkommenshäufigkeit in Texten eines Bereichs eindeutige Tendenzen aufweist. Bei einer Untersuchung von ca. 150 Texten haben sich - bei der gewählten Einteilung der Domäne - Gruppen mit bereichsspezifisch auftretenden Wörtern ergeben, wie sie auszugsweise in Abb. 3 dargestellt sind.

Restaurant	Verkehr	Sehenswürdigkeiten
ambiente	abfertigung	älteste
angebot	agenturen	akzente
angerichtet	aussteigen	altiranische
atmosphäre	bahn	antike
bedienung	bedient	anziehungspunkt
behaglich	bushaltestelle	ausgestellt
bodenständigen	charterverkehr	backsteinbau
carpaccio	entfernung	bauten
geschlossen	fahrgäste	berühmt
portionen	gebucht	besichtigung
publikum	kurzstrecken	geschlossen
...	...	...

**Abb.2:** Gruppen von bereichsspezifisch auftretenden Wörtern. Es ist zu beachten, daß der Durchschnitt der Wortgruppen nicht leer sein muß (vgl. z.B. das Auftreten von geschlossen in zwei Gruppen).

Die Frage, aufgrund welcher Merkmale sich Texte verschiedenen Bereichen zuordnen lassen, könnte sich dann u.a. dadurch beantworten lassen, daß die in den Texten verwendeten *Wörter* als Merkmale betrachtet werden. Das bedeutet, daß Wörter in diesem Zusammenhang als Merkmale interpretiert werden, deren spezifische Kombination die Zugehörigkeit eines Textes zu einem Wissensbereich indizieren.<sup>5</sup>

Wenn z.B. in einem Text wie (1) die Wörter

[die, kunstsammlung, nordrhein-westfalen, ist, in, einem, auffälligen, gebäude, untergebracht, das, wurde, 1986, fertiggestellt, sammlung, ...]

aufzutreten, dann kann man diesen Text - abstrahiert von seiner syntaktischen Struktur - als eine spezifische Kombination von Wörtern auffassen. Diese Wortkombination unterscheidet Text (1) z.B. von Text (2), der durch die folgende Wortkombination gekennzeichnet ist:

[düsseldorf, ist, in, das, großflächige, verbundliniennetz, des, verkehrsverbundes ...].

Betrachtet man allein diese Wortkombinationen, so zeigt sich, daß es Wörter gibt, die in beiden Texten auftreten und solche, die nur in einem der Texte vorkommen. Bei einer solchen Sicht auf eine Vielzahl von Texten und das dort verwendete Vokabular ist zu vermuten, daß sich die von uns als Merkmale betrachteten Wörter hinsichtlich ihrer Relevanz für eine Bereichszuordnung unterscheiden.

Um das Verfahren zu vereinfachen, wurden in den vorliegenden Untersuchungen nur solche Wörter als Merkmale berücksichtigt, die für die Klassifikation (Bereichszuordnung) der Texte relevant erscheinen. Wörter wie *kunstsammlung*, *auffälligen*, *sammlung* bzw. *verbundliniennetz*, *verkehrsverbund*, *s-bahnen* sind möglicherweise besonders signifikant für die Zuordnung der Texte (1) und (2) zu den entsprechenden Wissensbereichen. Man könnte daher annehmen, daß Wörter, die im Verhältnis zur absoluten Häufigkeit ihres Auftretens überdurchschnittlich oft in Texten *eines* Bereichs vorkommen, für diesen Bereich besonders indikativ sind. Dagegen ist zu erwarten, daß Wörter, die in Texten aller Bereiche gleich häufig anzutreffen sind, keine guten Merkmale für eine Klassifikation der Texte sind.

Angenommen, die Texte (1) und (2) würden jeweils nur aus ihrem ersten Satz bestehen, so erhielten wir - bei Nichtberücksichtigung irrelevanter Wörter wie z.B. Artikel, Kopula usw. - folgende zugehörige Input-Vektoren (i) bzw. (ii):<sup>6</sup>

---

<sup>5</sup> Die Art der gewählten Texte begünstigt diese Herangehensweise; auf mögliche Konflikte in bestimmten Fällen weist Gallant (1990) hin. Es sind auch andere Merkmale denkbar, z.B. die syntaktische Abfolge der Wörter.

<sup>6</sup> Die Frage, ob hier Vollformen oder Stammformen die geeigneten Basiseinheiten sind, bleibt zu klären.

	auffällig en	diisseldorf	eingegliedert	gebäude	großflächige	kunstsammlung	rhein-ruhr	nordrhein-westfalen	untergebracht	verbundliniennetz	verkehrsverbundes
(i)	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0	1.0	0.0	0.0
(ii)	0.0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0	1.0	0.0	0.0	1.0	1.0

Für den Input-Vektor wurde ein Merkmal entweder als vorhanden (codiert als 1.0) oder als nicht-vorhanden (codiert als 0.0) gekennzeichnet<sup>7</sup>. Die Gesamtmenge der betrachteten Merkmale bestimmt die Anzahl der Stellen des Input-Vektors. Es ist leicht vorstellbar, daß solche Input-Vektoren für eine größere Anzahl von Texten schnell zu groß werden. Bei dem hier beschriebenen ersten Versuch sollte zunächst mit einem eingeschränkten Input-Vektor gearbeitet werden. Aus diesem Grunde haben wir die umfangreichen Wortlisten weiter eingeschränkt: Betrachtet wurden nur noch die Wörter, die in den Texten der jeweiligen Bereiche *überdurchschnittlich* häufig vorkamen. Dieses Vorgehen wurde durch die Annahme motiviert, daß Wörter, die gehäuft in Texten auftreten, die nur *einem* Bereich zuzuordnen sind, besonders gute Indikatoren für diesen Bereich sind. Diese Listen, die die für die jeweiligen Bereiche häufigsten Wörter enthalten, wurden zur Kodierung von Inputvektoren für ein neuronales Netz herangezogen.

Aufgrund ihrer Häufigkeit in den betrachteten Texten wurden als Merkmale die folgenden 40 Wörter ermittelt:

abend, alt, autobahn, bahn, chefkoch, diners, dm, errichtet, eurocard, flughafen, flug, franzoesisch, gehoert, gericht, geschlossen, grosse, hauptgericht, heute, international, jahrhundert, kirche, km, kommt, krieg, kueche, kunst, kunsthalle, liegt, menue, mittag, museum, neu, nord, ost, patron, restaurant, stammt, tag, uhr, zeit

Zur Konstruktion erweiterter Inputvektoren wurden folgende 75 Wörter verwendet:

abend, abendessen, alt, art, autobahn, bahn, bestehen, bieten, bilden, breit, bus, chefkoch, diners, dm, dreischiffig, erreicht, errichtet, essen, eurocard, fahren, fahrt, fluggesellschaft, flughafen, flug, franzoesisch, frisch, gaeste, gehoert, gericht, geschlossen, grosse, hauptgericht, heute, inneres, international, jahr, jahrhundert, kirche,

<sup>7</sup> Die Werte 0.0 und 1.0 sind idealisiert. Bei der Arbeit mit dem neuronalen Netz wurden aus technischen Gründen die Werte 0.1 bzw. 0.9 benutzt.

km, kochkunst, kommt, kost, kreditkarte, krieg, kueche, kulinarisch, kultur, kunst, kunsthalle, liegt, menue, mittag, mittelschiff, montags, museum, neu, nord, oestlich, ost, patron, restaurant, sammlung, sonntags, stadt, stammt, stehen, strasse, strecke, tag, uhr, umgebaut, verkehren, woche, zeit, zerstoert

Ein Text wie (3) wird dann beispielsweise auf den Input-Vektor (iii) abgebildet werden:

(3) Das Restaurant "Goetzenstube" verfügt über italienische und französische Küche. Es ist montags (von Oktober bis März auch sonntags abends) sowie im Januar geschlossen.

alt	...	geschlossen	...	küche	...	restaurant	...	zeit
0.0	...	1.0	...	1.0	...	1.0	...	0.0

Die so berechneten Input-Vektoren wurden zu dreistelligen Output-Vektoren in Beziehung gesetzt: Jedem der drei Wissensbereiche entspricht eine Vektorstelle, die je nach Aktivierung des Wissensbereichs einen Wert zwischen 1.0 oder 0.0 annehmen kann. Für die Lernphase werden den Merkmal-Bereichspaaren grundsätzlich nur die Werte 1.0 oder 0.0 zugeordnet. Soll durch Text (3) beispielsweise ausschließlich der Wissensbereich "Restaurant" aktiviert werden, so wird dem Input-Vektor (iii) in der Lernphase der folgende Output-Vektor zugeordnet:

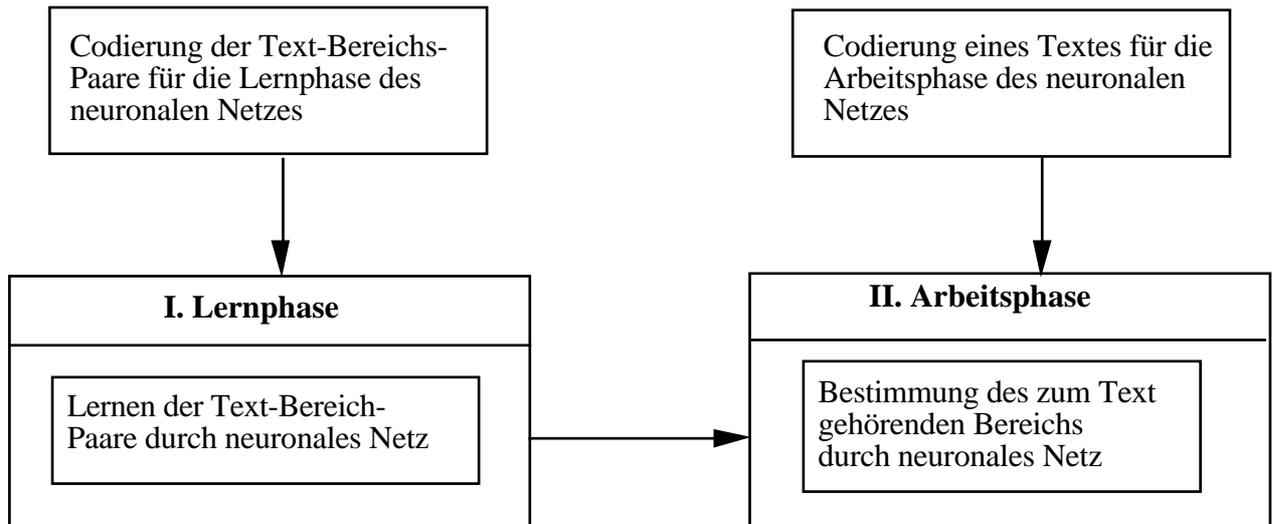
Res	Ver	Seh
1.0	0.0	0.0

Aus jeder Zuordnung einer solchen textspezifischen Merkmalskombination zu einem Wissensbereich resultiert ein Vektorpaar (eine Input-Output-Relation), die für das Training eines neuronalen Netzes verwendet wurde.

### 3.2 Experimente mit trainierten Netzen

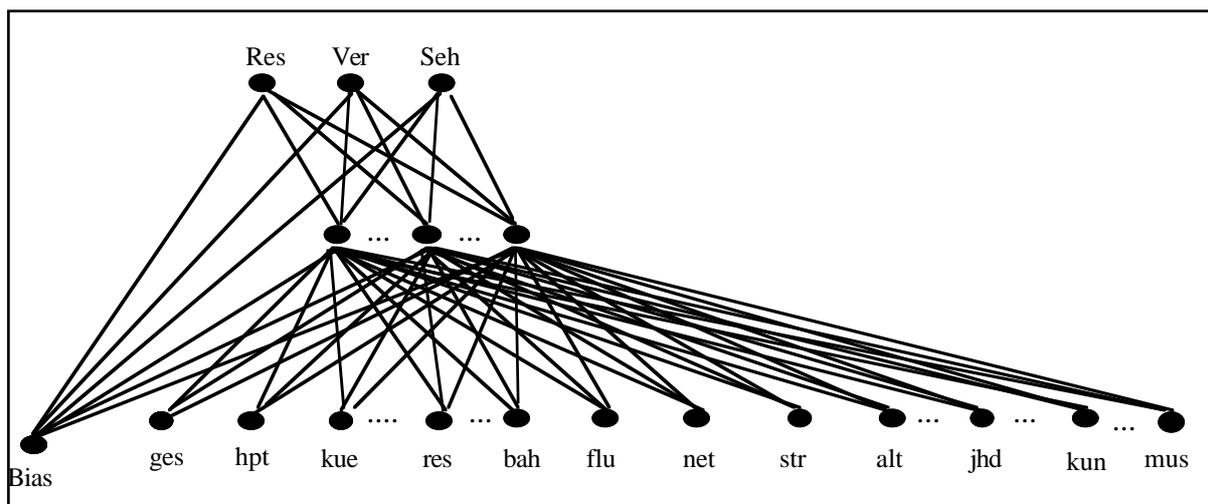
In der *Lernphase* wurde einem neuronalen Netz jeweils eine Menge von Trainings-Vektorpaaren (der Charakterisierung einer Vielzahl von Texten entsprechend) als Eingabe bereitgestellt.<sup>8</sup> Im Laufe dieser Phase bewertete das Netz selber die verschiedenen Merkmalskombinationen im Hinblick auf die Signifikanz der Wortkonstellationen. Aufgrund der gelernten Merkmalsgewichtungen ist das Netz in der Lage, in der *Arbeitsphase* für neue Texte charakterisiert durch neue spezifische Merkmalskombinationen - eine Bereichszuordnung vorzuschlagen (Abb. 3).

<sup>8</sup> Zur Programmierung wurde das Werkzeug NeuralWorks Professional benutzt.



**Abb.3:** Lern- und Arbeitsphase des neuronalen Netzes

Da die Assoziationen durch Angabe vollständiger Input-Output-Relationen gelernt werden, handelt es sich bei dieser Art des Lernens um *überwachtes Lernen*. Was die Netzwerk-Architektur betrifft, wurde sowohl mit Backpropagation-Netzwerken als auch mit Perceptron-Netzwerken experimentiert. Außerdem wurde die Anzahl der Input-Einheiten variiert: Alle Tests wurden einmal mit 40 und einmal mit 75 Wörtern durchgeführt. Die Backpropagation-Netze wurden mit einem Hidden-Layer versehen, deren Knoten-Anzahl in den Experimenten ebenfalls variiert wurde. In Abb. 4 ist exemplarisch ein Netzwerk dargestellt, wie es in den beschriebenen Experimenten eingesetzt wurde.



**Abb. 4:** Backpropagation-Netz

In den nachstehenden Tabellen wird ein Überblick über die verschiedenen verwendeten Netzwerktypen und die damit erzielten Ergebnisse gegeben. In den Namen der Netzwerktypen spiegeln sich die unterschiedlichen Parameter der Experimente wieder: der Netzwerktyp  $X_{in}Y_hZ$  bezeichnet ein Netz mit  $X$  Input-Knoten,  $Y$  Knoten im Hidden-Layer und  $Z$  Lernschritten. Die Anzahl der Lernschritte bezieht sich auf eine vorgegebene Menge von Input-Output-Paaren, die *wiederholt* gelernt wird. Die erzielten Klassifikationsvorschläge der Netze wurden folgendermaßen unterschieden:

- als "richtig" wurden solche Zuordnungen gewertet, bei denen das Netz die Texte eindeutig dem richtigen Bereich zuordnete;
- als "falsch" wurden Vorschläge gewertet, die die Texte eindeutig einem falschen Bereich zuordneten;
- als "unentschieden" wurde Klassifikationsvorschläge gekennzeichnet, die nicht eindeutig bezüglich eines Bereichs waren<sup>9</sup>
- "nicht richtig" bezeichnet die Summe der als "falsch" und "unentschieden" eingestuft Texten.<sup>10</sup>

Die Zahlen in den entsprechenden Spalten geben die Anzahl der zugeordneten Texte an. Für die Entscheidung, ob eine Bereichszuordnung des Systems als eindeutig anzusehen ist, wurde bei einer Werteskala von 0.1 bis 0.9 ein Schwellwert von 0.5 angesetzt. Wies z.B. nur der in Abb. 4 mit "Res" bezeichnete Knoten eine Aktivierung von mehr als 0.5 auf, wurde der zu klassifizierende Text als diesem Bereich (RESTAURANT) als eindeutig zugeordnet gewertet.

Die insgesamt verwendeten 144 Texte wurden in zwei Gruppen eingeteilt: 72 Texte dienen dem Netz als Lernset, 72 Texte wurden dem Netz in der Arbeitsphase als neu zu klassifizierende Texte präsentiert (Testset). Die 72 Texte aus dem Lernset wurden in der Arbeitsphase alle dem richtigen Bereich zugeordnet. Die Bereichszuordnungen der 72 dem Netz unbekannt Texten sind in den Tabellen 1 - 4 dargestellt.

Netztyp	Lernschritte	richtig	falsch	unentschieden	nicht richtig (falsch+unent.)
40in0h4	4000	56	6	10	16
40in0h8	8000	54	6	12	18
40in0h16	16000	51	5	16	21
Durchschnitt		53.6	5.6	12.6	18.2

**Tabelle 1:** Perceptron mit 40 Input-Einheiten (Lernset: 72 Texte; Testset: 72 Texte)

<sup>9</sup> In diese Kategorie fallen auch Texte, die keines der ausgewählten Merkmalswörter enthielten.

<sup>10</sup> Da die von uns untersuchten Texte alle eindeutig *einem* Bereich zuzuordnen sind, wurden uneindeutige Bereichszuordnungen durch das System als "nicht richtig" mitgewertet.

Netztyp	Lernschritte	richtig	falsch	unent- schieden	nicht richtig (falsch+unent.)
40in4h4	4000	57	6	9	15
40in4h8	8000	54	5	13	18
40in5h4	4000	55	6	11	17
40in5h8	8000	54	8	10	18
40in10h4	4000	56	7	9	16
40in10h8	8000	55	7	10	17
Durchschnitt		55.2	6.5	10.3	16.8

**Tabelle 2:** Backpropagation-Netz mit 40 Input-Einheiten (Lernset: 72 Texte; Testset: 72 Texte)

Netztyp	Lernschritte	richtig	falsch	unent- schieden	nicht richtig (falsch+unent.)
75in0h4	4000	53	7	12	19
75in0h8	8000	54	9	9	18
75in0h16	16000	53	8	11	19
Durchschnitt		53.3	8	10.6	18.6

**Tabelle 3:** Perceptron mit 75 Input-Einheiten (Lernset: 72 Texte; Testset: 72 Texte)

Netztyp	Lernschritte	richtig	falsch	unent- schieden	nicht richtig (falsch+unent.)
75in5h4	4000	58	3	11	14
75in5h8	8000	59	4	9	13
75in5h16	16000	59	4	9	13
75in10h4	4000	61	5	6	11
75in10h8	8000	62	5	5	10
75in10h16	16000	62	5	5	10
75in20h4	4000	61	5	6	11
75in20h8	8000	63	5	4	9
75in20h16	16000	59	5	8	13
Durchschnitt		60.4	4.5	7	11.5

**Tabelle 4:** Backpropagation-Netz mit 75 Input-Einheiten (Lernset: 72 Texte; Testset: 72 Texte)

Die Tabellen zeigen, daß die besten Ergebnisse mit einem Backpropagation-Netzwerk mit der höheren Anzahl von Input-Einheiten erzielt wurden: Das Netz 75in20h8 erkannte 63 von 72 Texten richtig, daß entspricht 87.5%. Die vergleichbaren Werte der Perceptron-Netze liegen mit 73.6% deutlich darunter (vgl. z.B. das Netz 75in0h8 mit 53 richtig zugeordneten Texten in Tabelle 3). Außerdem ist anzumerken, daß durch mehr Input Informationen eine Verbesserung der Ergebnisse der Backpropagation-Netze von 79.2% bei 40 Input-Merkmalen auf 87.5% bei 75 Input-Merkmalen erzielt wurde. Im Gegensatz dazu blieben die Ergebnisse bei den

Perceptron-Netzen auch bei mehr Input-Information nahezu gleich. Es zeigte sich also, daß ein Perceptron bei dieser Aufgabe im Durchschnitt schlechtere Ergebnisse lieferte als ein mehrschichtiges Netz.

Insgesamt hat sich gezeigt, daß in dem betrachteten "gutartigen" Bereich die Bereichszuordnungen, die das Backpropagation-Netz bezüglich der Texte vorschlägt, in der Regel denen entsprechen, die ein Mensch vornehmen würde. Die Auswahl von 75 Wörtern zur Codierung von Informationstexten stellt allerdings doch eine recht starke Abstraktion dar. Dies wird deutlich, wenn man sich die aus der Vorverarbeitung resultierenden Codierungen der Texte betrachtet. Es ist daher nicht verwunderlich, daß das System einen Text, der allein durch das Wort "zeit" codiert ist, nicht eindeutig einem Bereich zuordnet. Auch unzutreffende Bereichszuordnungen einzelner Texte lassen sich u.a. auf die Unzulänglichkeit des entsprechenden Input-Vektors zurückführen.

#### **4. Diskussion und Ausblick**

Dieser erste Versuch zur Realisierung einer assoziativen Zuordnung von faktenübermittelnden Kurztexten zu Wissensbereichen wirft eine Reihe von Fragen auf:

- Welche Netzarchitektur ist zur Lösung der beschriebenen Aufgabe am besten geeignet, und sind neuronale Netze zur Bearbeitung des Problems überhaupt nötig? Bei der einfachen Bereichsaufteilung, die wir gewählt haben, lassen sich ähnliche Ergebnisse auch mit einfachen statistischen Methoden erzielen. Es bleibt zu untersuchen, ob das auch bei weniger klarer Trennung der Wissensbereiche der Fall ist.
- Bei der Arbeit mit einem Klassifikationsmodul sollten die gelernten Input-Output-Paare einen repräsentativen Charakter bezüglich der zu betrachtenden Wissensdomäne aufweisen. Je größer die Anzahl der zu lernenden Input-Output-Paare ist, desto höher dürfte der Prozentsatz von adäquaten Bereichszuordnungen sein. Es bleibt zu untersuchen, wie groß die Menge der Relationen mindestens sein muß.
- Es muß untersucht werden, ob eine Darstellung der Merkmalsausprägung eines Textes bessere Ergebnisse liefert, wenn innerhalb eines Textes nicht nur das Vorhandensein eines Merkmals berücksichtigt wird, sondern auch die Häufigkeit seines Auftretens. Bei der Klassifizierung blieb die Auftretenshäufigkeit der Merkmale sowohl in der Lern- als auch in der Arbeitsphase bisher unberücksichtigt.
- Als Merkmale von Texten wurden in der hier beschriebenen Untersuchung die in den Texten verwendeten Wörter betrachtet. Es ist zu untersuchen, durch welche anderen Merkmale die Bereichszugehörigkeit von Texten angezeigt werden kann. Gallant (1990) verwendet in seiner Untersuchung zur Disambiguierung von Wortbedeutungen zur Beschreibung des Kontextes einen Kontextvektor, der sich durch das Auftreten

bestimmter "typical features" (z.B. human, art, research, work, fun usw.) auszeichnet. Wermter (1990) benutzt für eine subsymbolische Komponente zur Disambiguierung von NP-Koordinationen Merkmale auf der Basis des NASA-Thesaurus (z.B. measuring-event, changing-event, scientific-field, property usw.) zur Beschreibung von Wortbedeutungen.

- Möglicherweise kann die Suche nach relevanten Merkmalen auch durch verschiedene Modelle neuronaler Netze, z.B. selbstorganisierende Karten, vgl. Ritter (1990) unterstützt werden. Es bleibt also Gegenstand weiterer Forschung, geeignete Merkmale für eine Bereichszuordnung von Texten zu finden.

Die hier unterbreiteten Vorschläge skizzieren eine Möglichkeit, den Zugang zu einer thematisch strukturierten Wissensbasis zu regeln. Eine dynamische Aktivierung aktuell relevanter Teilbereiche einer Wissensbasis könnte einen Beitrag zur Lösung des Problems der Handhabung großer Wissensbasen leisten und eine Grundlage für ihre Modularisierung bereitstellen. Neben diesen ersten Überlegungen wäre der Frage nachzugehen, inwiefern syntaktisch-semantisches Wissen als "Kontrollinformation" für die Fokussteuerung genutzt werden kann. In diesem Zusammenhang müssen schließlich Überlegungen zur Einbettung eines Klassifikationsmoduls in die Gesamtarchitektur eines sprachverarbeitenden Systems angestellt werden.

## Literatur

Gallant, S.I. (1990). A Practical Approach for Representing Context And for Performing Word Sense Disambiguation Using Neural Networks. (Manuskript).

Gängler, B. & Wachsmuth, I. (1992). Antwortgenerierung, flexible Wortwahl und elaborative Inferenzen - ein Regelinventar für LEU/2. In G. Klose, E. Lang & Th. Pirlein (Hrsg.): *Ontologie und Axiomatik von LILOG* (pp. 179-195). Berlin Heidelberg: Springer (IFB 307).

Grosz, B. & Sidner, C. (1986). Attention, Intentions and the Structure of Discourse. *Computational Linguistics* 12, 175-204.

Ritter, H. (1990). *Self-organizing maps for Internal Representations*. ZiF-Arbeitsgruppe "Mind and Brain" (Universität Bielefeld), Report Nr. 7.

Wachsmuth, I. (1987). *On structuring domain-specific knowledge*. Stuttgart: IBM Deutschland, LILOG Report 12, March 1987.

Wachsmuth, I. (1989). *Zur intelligenten Organisation von Wissensbeständen in künstlichen Systemen*. Stuttgart/Heidelberg: IBM Deutschland, IWBS Report 91, November 1989.

Wermter, S. (1990). Combining symbolic and connectionist techniques for coordination in natural language. In Marburger, H. (Hrsg.): *Proc. 14th German Workshop on Artificial Intelligence (GWAI-90)* (pp. 186-195). Berlin: Springer.