

Arbeitsberichte des Instituts für Wirtschaftsinformatik

Herausgeber: Prof. Dr. J. Becker, Prof. Dr. H. L. Grob, Prof. Dr. K. Kurbel,
Prof. Dr. U. Müller-Funk, Prof. Dr. R. Unland

Arbeitsbericht Nr. 15

**Kriterien zur Auswahl konnektionistischer
Verfahren für betriebliche Probleme**

Bettina Horster, Bernd Schneider,
Jukka Siedentopf

Institut für Wirtschaftsinformatik der Westfälischen Wilhelms-Universität Münster,
Grevener Str. 91, 4400 Münster, Tel. (0251) 83-9750, Fax (0251) 83-9754

März 1993

Inhalt

1	Einleitung	4
2	Problemstellung und Zielsetzung	6
3	Vorgehensweise	7
3.1	Klassifikationsziele	7
3.2	Trial-and-Error-Prozeß	8
3.2.1	Generalisierung	9
3.2.2	Analyse	9
3.2.3	Evaluierung anhand von Eigenimplementierungen	9
4	Klassifikationskriterien	10
4.1	Problemklassifikation	10
4.1.1	Entscheidungstyp	11
4.1.2	Entscheidungssituation	11
4.1.3	Problemstruktur	12
4.1.4	Anwendungsbereiche	14
4.2	Netzwerkklassifikation	15
4.2.1	Lern-/Trainingsdaten	15
4.2.2	Bewertungsfunktionen	17
4.2.3	Topologieparameter	17
4.3	Kriterienkatalog	18
5	Entscheidungsprozeß	19
5.1	Vom Aufgabentyp zum Netzwerktyp	21
5.2	Mapping	22
5.3	Konnektionistische Lösung	23
6	Ausblick	24
	Literatur	25

Zusammenfassung

In einem von der Deutschen Forschungsgemeinschaft geförderten Forschungsvorhaben werden die Anwendbarkeit und die Qualität konnektionistischer Lösungsansätze für betriebswirtschaftliche Problemstellungen untersucht. Neben der Konzeption und Realisierung spezifischer Anwendungen stellt die Bereitstellung von Hilfsmitteln, die eine Zuordnung konnektionistischer Verfahren zu betrieblichen Problemen und umgekehrt erlauben, einen Arbeitsschwerpunkt dar. Zu diesem Zweck wird ein Ansatz zur Abbildung betrieblicher Problemstellungen auf neuronale Netze auf Basis einer mehrstufigen Klassifikation erarbeitet und beschrieben. Die Klassifikationskriterien werden gebräuchlichen Kategorisierungen betrieblicher Problemstellungen und neuronaler Netze entnommen. Zusätzlich werden in einer projektbegleitenden Literaturrecherche bereits existierende Anwendungen neuronaler Netzwerke analysiert und die Ergebnisse der Analyse zur Evaluierung der gewählten Kategorisierung herangezogen.

1 Einleitung

Das Verständnis kognitiver Vorgänge ist (Teil-) Erkenntnisziel mehrerer Forschungsdisziplinen, die unter dem Begriff der *Kognitionswissenschaften* zusammengefaßt werden. Innerhalb der Kognitionswissenschaften stellt die Analyse informationsverarbeitender Prozesse in komplexen Neuronenverbänden eine wichtige Aufgabe dar. Zur Bewältigung dieser Aufgabe hat sich die computergestützte Simulation anhand von Modellen bewährt, deren Aufbau sich an physiologischen und psychologischen Erkenntnissen orientiert. Die Formulierung entsprechender Informationsverarbeitungsmodelle und deren software- und/ oder hardwaremäßige Realisierung ist Gegenstand des *Konnektionismus*. Aus Sicht der Informationsverarbeitung wird der Konnektionismus heute i.d.R. der Informatik und hier speziell der künstlichen Intelligenz (KI) zugerechnet, obwohl die entwickelten Modelle i.d.R. nicht dem in der 'klassischen' KI manifestierten Paradigma der Symbolverarbeitung entsprechen¹⁾.

Grundlage der im Konnektionismus seit etwa den 50er Jahren entwickelten informationsverarbeitenden Systeme sind *neuronale Netze* als Modelle kognitiver Phänomene. Anwendungen neuronaler Netze auf spezifische Problemstellungen werden als *konnektionistische Modelle* bezeichnet²⁾. Als charakteristische Merkmale der Informationsverarbeitung in neuronalen Netzen gelten insbesondere deren *Parallelität*, eine *verteilte Informationsrepräsentation* sowie die Fähigkeit zur *Selbstorganisation*. Eng mit diesen Merkmalen verknüpft sind die Eigenschaften der *Generalisierungsfähigkeit*, der *Lernfähigkeit* und der *Fehlertoleranz*, die die Nutzung konnektionistischer Modelle zur Lösung verschiedenster 'Real-world'-Problemstellungen motivieren. Anwendungen neuronaler Netze finden sich daher außer in den Kognitionswissenschaften auch in anderen Bereichen, in denen die genannten Eigenschaften gut genutzt werden können: So erleichtern Fehlertoleranz und Generalisierungsfähigkeit beispielsweise die Lösung von *Mustererkennungs-* und *-verarbeitungsproblemen* - insbesondere, wenn unvollständige und/oder verrauschte Daten zu verarbeiten sind. In Verbindung mit der Lernfähigkeit erlaubt es die Generalisierungsfähigkeit, Zusammenhänge in Datenbeständen zu entdecken und diese Zusammenhänge ggf. auf neue Datenkonstellationen zu transformieren³⁾. Schwerpunkte der Anwendung neuronaler Netze haben sich vor allem in traditionellen Forschungsbereichen der KI, wie etwa der Bild- und Sprachverarbeitung oder der Robotik, herausgebildet.

1) Vgl. z.B. Kemke (1988).

2) Vgl. z.B. Kemke (1988).

3) Vgl. Fanihagh u.a. (1990).

In jüngerer Zeit werden zunehmend Ansätze aufgezeigt, neuronale Netze in Problembereichen einzusetzen, in denen sie in Konkurrenz zu existierenden konventionellen Verfahren stehen. Es handelt sich dabei vorrangig um Bereiche, in denen die Effizienz verfügbarer Lösungen unbefriedigend ist. Grund für die Ineffizienz ist häufig die hohe Komplexität oder die fehlende Transparenz der zugrundeliegenden Problemstellung, wie sie etwa bei NP-vollständigen Optimierungsproblemen oder bei Prognoseproblemen anzutreffen sind. Klassische Vertreter NP-vollständiger Optimierungsprobleme sind Reihenfolgeprobleme wie das in vielen Formen auftretende 'Problem des Handlungsreisenden' (Traveling Salesman Problem - TSP) oder die Maschinenbelegungsplanung. Die Probleme können mit vertretbarem Aufwand nur in Grenzen mittels vorhandener Verfahren des Operations Research (OR) gelöst werden. Bei Prognoseproblemen ist häufig bereits die Bestimmung der erklärenden Parameter schwierig, und eine Modellierung mit den deskriptiven und/oder präskriptiven Verfahren der Statistik ist daher oftmals nicht befriedigend. Beispiele für derartige Problemstellungen sind Börsenkursprognosen oder Wettervorhersagen.

Die genannten Charakteristiken konnektionistischer Modelle und die teilweise überraschende Leistungsfähigkeit bereits einfacherer Modelle⁴⁾ motivieren die Anwendung der zugrundeliegenden Verfahren auch auf geeignete und bislang nur ungenügend gelöste Problemstellungen im betrieblichen DV-Bereich. In einem von der Deutschen Forschungsgemeinschaft geförderten Forschungsvorhaben werden am Institut für Wirtschaftsinformatik der Universität Münster Anwendungs- und Integrationspotentiale konnektionistischer Systeme im betrieblichen Bereich untersucht⁵⁾. Hierzu werden Eigenimplementierungen erstellt, und es wird eine projektbegleitende Literaturrecherche (ca. 1400 Artikel zzgl. zahlreicher neuerer Konferenzbände und Monographien) mit dem Ziel durchgeführt, Informationen über Anwendungen neuronaler Netze zu sammeln und zu analysieren. Ein Teilziel ist die klassenorientierte Abbildung betriebswirtschaftlicher Probleme auf neuronale Netzwerke.

Aufgrund der Vielschichtigkeit und Differenziertheit betrieblicher Problemstellungen wird dabei keine funktionale Abbildung im Sinne einer eindeutigen Zuordnungsvorschrift angestrebt. Es sollen vielmehr Merkmale sowohl von Klassen betrieblicher Problemstellungen als auch von neuronalen Netzwerken identifiziert werden, die Einfluß auf die Lösbarkeit einer Problemstellung durch ein spezifisches Netzwerk bzw. auf die Anwendbarkeit eines Netzwerks auf eine spezifische Problemstellung haben.

4) Vgl. Pietsch, Schneider (1993).

5) Der Titel des Forschungsvorhabens lautet 'Nutzung und Erweiterung konnektionistischer Verfahren für betriebswirtschaftliche Anwendungen'.

2 Problemstellung und Zielsetzung

Die Beschreibung neuer, spezifischer neuronaler Netze in der Literatur wird oft von Vorschlägen für konkrete Anwendungen dieser Modelle begleitet - zumindest folgen solche Vorschläge i.d.R. nach kurzer Zeit. Trotzdem sind operative Systeme in der betrieblichen Praxis noch selten anzutreffen. Erfolgreiche Umsetzungen theoretischer Konzepte entstammen zum überwiegenden Teil dem Bereich Forschung und Lehre und verlassen diesen auch selten.

Gründe für die zögerliche Durchdringung des betrieblichen Sektors können einerseits in fehlenden Kenntnissen bzgl. vorhandener Verfahren und Methoden und andererseits in der Unkenntnis über geeignete Anwendungsfelder vermutet werden. Insbesondere fehlen auch Methoden zum Entwurf einer jeweils für eine Problemstellung geeigneten Netztopologie sowie (Faust-) Regeln, Verfahren und/oder Algorithmen zur Bestimmung relevanter Netzparameter. Eine Beurteilung des Instrumentariums und damit die Planungssicherheit für potentielle Anwender und Entwickler werden erheblich behindert: Weder die *Eignung* vorhandener Verfahren oder Werkzeuge für den Einsatz in spezifischen Problemfeldern im allgemeinen noch die *Vorteilhaftigkeit* des Einsatzes bestimmter konnektionistischer Software- oder gar Hardwaresysteme im speziellen kann mit befriedigender Sicherheit prognostiziert werden⁶⁾.

Da im praktischen Einsatz neben der Eignung insbesondere auch die Vorteilhaftigkeit Entscheidungsgrundlage ist, werden im Forschungsvorhaben für ausgesuchte Problemstellungen exemplarische Vergleiche zwischen konnektionistischen und konventionellen bzw. wissensbasierten Lösungsansätzen angestellt. Dabei ist nicht allein die Lösungsqualität, sondern auch der Prozeß der Umsetzung und ggf. der Integration der Lösung Gegenstand des Vergleichs. Er ermöglicht somit auch erfahrungsgestützte Aussagen über sinnvolle Entwicklungs- und Designmethoden.

Eine Klassifikation konnektionistischer Verfahren bzgl. ihrer Anwendbarkeit im betrieblichen Bereich soll Orientierungshilfen bereitstellen. Sie kann die Akzeptanz in der Praxis erhöhen, da eine Dokumentation der Leistungsfähigkeit und der Einsatzpotentiale neuronaler Netze auch einen Anknüpfungspunkt für Kosten-/Nutzenerwägungen bietet. Gefahren

⁶⁾ Negative Folgewirkungen fehlender Transparenz und der daraus resultierenden Fehleinschätzungen bzgl. der Leistungsfähigkeit und der Eignung für einen Einsatz in spezifischen Problembereichen wurden bereits bei der Expertensystemtechnologie beobachtet: Eine Fehleinschätzung der Möglichkeiten (regelbasierter) Expertensysteme führte nach anfänglicher Euphorie - zumindest vorübergehend - zu einer eher skeptischen Beurteilung dieser Technologie durch potentielle Anwender.

der Fehleinschätzung können somit u.U. eingedämmt und eventuell bestehende Widerstände gegenüber einem Verfahren, vom dem zunächst nur wenig über seine Eignung und Leistungsfähigkeit bekannt ist, abgebaut werden.

Die Ausarbeitung eines Klassifikationsansatzes, der sich an der systematischen Sammlung und Auswertung konkreter Anwendungsbeispiele orientiert, ermöglicht darüber hinaus die Nutzung von Synergieeffekten durch die Bereitstellung aggregierter Daten und Erfahrungen. Sie enthalten Informationen darüber, ob bestimmte Systeme für spezifische Probleme bereits eingesetzt wurden oder werden, welche Erfahrungen ggf. gemacht wurden und welche Strategien bzw. Vorgehensweisen bei der Entwicklung gewählt wurden oder werden sollten.

3 Vorgehensweise

Eine Klassifikation konnektionistischer Verfahren für betriebliche Anwendungen soll Aussagen über die Anwendbarkeit bestimmter Netztopologien für spezifische betriebliche Problemstellungen ermöglichen. Darüber hinaus sollen die verhaltensbestimmenden Parameter der Netztopologien sowie mögliche Änderungen der Parameter so beschrieben werden, daß Aussagen über deren geeignete problemspezifische Initialisierung und Kalibrierung gemacht werden können. Im folgenden werden die Klassifikationsziele und die gewählte Vorgehensweise dargestellt.

3.1 Klassifikationsziele

Eine Zuordnung konnektionistischer Verfahren zu betrieblichen Problemstellungen soll nach folgenden Kriterien unterstützt werden:

- Klassifikation nach *Aufgabentypen*: Ausgehend von einer Ordnung betrieblicher Problemstellungen nach Art der Aufgabe (Problemklassen oder Aufgabentypen) wird versucht, eine Zuordnung zu geeigneten konnektionistischen Lösungsverfahren vorzunehmen.
- Klassifikation nach *Netztopologien*: Als Umkehrung der Klassifikation nach Aufgabentypen wird auf Basis einer Analyse ausgewählter Netztopologien (z.B. Backpropagation, Hopfield, Kohonen) eine Zuordnung betrieblicher Aufgabentypen vorgenommen, in denen ein Einsatz des jeweiligen Modells erfolgversprechend erscheint.

Aus den dargestellten Klassifikationsansätzen lassen sich anschließend durch geeignete Kombination auch spezialisierende oder auch verallgemeinernde Aussagen ableiten. So kann eine Klassifikation nach *betrieblichen Funktionsbereichen* vorgenommen werden: Klassifikationskriterium ist hier das Einsatzgebiet des Systems innerhalb des betrieblichen Umfeldes (z.B. Materialwirtschaft). Dabei können zwar keine allgemeingültigen, scharfen Aussagen über die Eignung spezifischer Netztopologien für einen Einsatz in bestimmten Funktionsbereichen erwartet werden, da sich betriebliche Funktionsbereiche oftmals nicht durch 'typische' Problemstellungen auszeichnen, sondern vielmehr ähnliche Problemstellungen in unterschiedlichen Funktionsbereichen anzutreffen sind. Im Falle 'typischer' Problemstellungen (z.B. Reihenfolgeprobleme im Fertigungsbereich) können jedoch Informationen durch eine kombinierte Klassifikation sinnvoll aggregiert und so beispielsweise Aussagen über den Einsatz bestimmter Netztopologien in bestimmten betrieblichen Funktionsbereichen ermöglicht werden (z.B. 'Einsatzfelder von Hopfield-Netzen in der Fertigungssteuerung'). Die im vorliegenden Arbeitsbericht formulierten Kriterien sollen das Handwerkszeug zur Durchführung der Klassifikationen zur Verfügung stellen.

3.2 Trial-and-Error-Prozeß

Art und Anzahl der benötigten Klassifikationskriterien waren zunächst unbekannt und wurden sukzessive herausgearbeitet. Hierbei wurden unterschiedliche Vorgehensweisen parallel verfolgt. Ansätze wurden ausgewählt, verglichen und kombiniert. Die Klassifikation konnektionistischer Verfahren für betriebliche Anwendungen gestaltete sich als Trial-and-Error-Prozeß, bei dem Vorschläge und Ideen getestet, evaluiert und teilweise auch wieder verworfen wurden.

Den Klassifikationszielen entsprechend (vgl. Abschnitt 3.1) wird das Vorhaben, Zusammenhänge zwischen betriebswirtschaftlichen Problemklassen und neuronalen Netzen herauszuarbeiten, parallel unter zwei Aspekten angegangen:

- Zum einen werden betriebswirtschaftliche Problemklassen formuliert. Dabei müssen klassifizierende Eigenschaften gefunden werden, die Aussagen über die Lösung spezifischer Probleme mittels bestimmter Verfahren ermöglichen: Es werden Klassen betrieblicher Probleme bzgl. geeigneter Lösungsstrategien gebildet (Problemklassifikation).
- Zum anderen wird das Instrumentarium konnektionistischer Verfahren (Netztopologien und Modelle, eingeschränkt auch verfügbare Entwicklungswerkzeuge) aufbereitet.

Dazu werden Methoden und Verfahren gesammelt und bzgl. ihres Problemlösungspotentials analysiert. Insbesondere ist zu untersuchen, wie Änderungen der Netzparameter dieses Problemlösungspotential beeinflussen (Netzwerkklassifikation).

Die innerhalb des Projektes gewählten Vorgehensweisen werden im folgenden dargestellt.

3.2.1 Generalisierung

Bei der generalisierenden Vorgehensweise wird vorrangig von Publikationen über Einzelanwendungen auf die Anwendbarkeit des jeweils gewählten Modells bzw. der gewählten Netztopologie auf die zugrundeliegende spezielle Problemstellung (als betriebliche Funktion) bzw. auf die dieser Problemstellung zugeordnete Problemklasse (als betrieblicher Aufgabentyp) geschlossen. Es werden vor allem Artikel aus Fachzeitschriften herangezogen, die systematisch gesammelt und in einer Literaturdatenbank katalogisiert werden. Bei dieser Vorgehensweise können auch Anwendungen auf Problemstellungen ausgewertet werden, die nicht dem betrieblichen Bereich entstammen, falls die basierende *Problemklasse* auch im betrieblichen Umfeld anzutreffen ist.

3.2.2 Analyse

Aus der Entwicklungsgeschichte der einzelnen Netztopologien sowie deren Beschreibung in der Fachliteratur wird auf die Anwendbarkeit einer spezifischen Topologie auf eine spezielle Problemstellung geschlossen. Dabei dienen Eigenschaften, die bestimmten Netztopologien zugeschrieben werden (z.B. 'Kohonen-Netze klassifizieren Eingabemuster'), als Kriterium für deren Anwendbarkeit auf bestimmte Problemstellungen (z.B. 'Klassifikationsaufgaben können i.a. mit Kohonen-Netzen gelöst werden'). Speziell sollen Aussagen über Zusammenhänge zwischen *Aufgabentypen* und *Netztopologien* formuliert werden können. Als Quelle dienen vorrangig Fachbücher, Tagungsbände und Artikel aus Fachzeitschriften, die neben einer genauen Spezifikation der Netztopologie auch die der verhaltensbestimmenden Parameter sowie deren anschließende Analyse ermöglichen.

3.2.3 Evaluierung anhand von Eigenimplementierungen

Zur Umsetzung und Evaluierung der (theoretischen) Schlußfolgerungen der generalisierenden und der analytischen Literaturrecherchen sowie zur Erlangung eigener Erfahrungen hinsichtlich der Entwicklungsmethodik neuronaler Netze ist die Lösung konkreter betrieblicher Problemstellungen mittels konnektionistischer Verfahren unerlässlich. Leitlinie der Implementierungen ist zum einen die Realisierung von Mehrfachlösungen: Für eine konkrete

betriebliche Problemstellung wird nicht nur eine konnektionistische Lösung realisiert, sondern es werden verschiedene als geeignet eingeschätzte Modelle umgesetzt und verglichen. Zum anderen werden Lösungen in verschiedenen Phasen implementiert, die sich durch zunehmende Komplexitätsgrade auszeichnen⁷⁾. Hierdurch können mögliche Grenzen, aber auch besondere Eignungsbereiche konnektionistischer Verfahren exakter lokalisiert werden.

4 Klassifikationskriterien

In diesem Abschnitt werden zunächst einige in der Literatur genannte Kriterien bzw. Ordnungsansätze dargestellt, die zur Klassifikation betrieblicher Problemstellungen herangezogen werden können. Anschließend werden Merkmale neuronaler Netzwerke herausgearbeitet, deren Ausprägungen die Leistungsfähigkeit und damit das spezifische Anwendungspotential des jeweiligen Netzwerks beeinflussen. Die Ausführungen werden dann in Kapitel 5 durch eine Darstellung des Entscheidungsprozesses, in dem der projektierte Kriterienkatalog eingesetzt werden soll, weitergeführt.

4.1 Problemklassifikation

Unter einem Problem kann eine Abweichung eines aktuellen von einem erwünschten Zustand der Realität - dem Ziel - sowie einem Mangel an Wissen, diesen Zustand zu erreichen, verstanden werden⁸⁾. Zur Lösung von Problemen ist es oft erforderlich, eine Entscheidung zu treffen, z.B. indem aus einer Menge von Lösungsmöglichkeiten eine Alternative auszuwählen ist⁹⁾, die dem vorgegebenen Ziel entspricht oder möglichst nahe kommt. Klassifikationen von Problemstellungen können daher z.B. nach dem Typ der Entscheidung, die getroffen wird, oder nach dem Grad der (Un-) Sicherheit (Wissensdefizit), unter der diese Entscheidung getroffen wird (Entscheidungssituation), vorgenommen werden. Der Grad der Darstellbarkeit einer Problemstellung in einem Lösungssystem (Problemstruktur) kann ebenfalls als Klassifikationskriterium herangezogen werden.

7) Z.B. wird bei der Maschinenbelegungsplanung zunächst nur ein einfaches Planungsverfahren realisiert, das sukzessiv um spezifische betriebliche Rahmenbedingungen, wie etwa Schichtmodelle, Fabrikklender etc., erweitert wird.

8) Vgl. z.B. Bretzke (1980).

9) Vgl. z.B. Ahlert u.a. (1990).

4.1.1 Entscheidungstyp

Für Entscheidungstypen im betrieblichen Bereich wird z.B. folgende Unterscheidung angegeben¹⁰⁾:

- **Auswahl einer Lösungsalternative**

Es wird eine Auswahl zwischen mehreren Alternativen getroffen. Zu wählen ist diejenige Alternative, die die Zielsetzung unter den gegebenen Bedingungen am besten erfüllt.

- **Auswahl einer Lösung für Handlungsprogramme**

In betrieblichen Umgebungen werden Entscheidungen i.d.R. nicht isoliert getroffen, sondern in Handlungsprogramme eingebunden, die alle innerhalb eines bestimmten Zeitraums und Sachgebiets zu treffenden Einzelentscheidungen umfassen. Bei der Auswahl einer Einzellösung innerhalb eines Handlungsprogrammes müssen auch Interdependenzen zwischen Einzelentscheidungen berücksichtigt werden.

- **Abstimmung von Handlungsprogrammen**

Durch die Abstimmung der Handlungsprogramme einzelner betrieblicher Bereiche werden bereichsübergreifende Zielsetzungen verfolgt.

Bei der Ausarbeitung des Klassifikationsansatzes werden im folgenden nur Einzelentscheidungen berücksichtigt. Diese Vorgehensweise dient zum einen der Vereinfachung der Untersuchungen. Zum anderen wird berücksichtigt, daß neuronale Netzwerke bisher überwiegend in Bereichen eingesetzt werden, in denen die Auswahl einer Lösung als Einzelentscheidung interpretiert werden kann.

4.1.2 Entscheidungssituation

Je nach dem Informationsstand des Entscheidungsträgers und nach der Verlässlichkeit der Informationen werden folgende Entscheidungssituationen unterschieden¹¹⁾:

- **Sicherheit**

Bei sicheren Entscheidungen wird unterstellt, daß der Entscheider vollständige Informationen über das Eintreffen künftiger Umweltsituationen besitzt und somit für ein

¹⁰⁾ Vgl. z.B. Ahlert u.a. (1990).

¹¹⁾ Vgl. z.B. Wöhe (1990).

gegebenes Ziel eine Entscheidung treffen kann. Liegen mehrere, ggf. konfliktäre Ziele vor, erfolgt eine Konfliktlösung z.B. über eine Nutzenfunktion, die das mehrdimensionale Zielsystem in ein eindimensionales Ziel transformiert und eine Entscheidung auf dessen Basis ermöglicht.

- **Risiko**

Risiko liegt bei unvollständigen Informationen über mögliche künftige Umweltsituationen vor: Entscheidungen werden auf Basis von Wahrscheinlichkeitswerten für den Eintritt der jeweiligen Umweltsituation getroffen, die z.B. auf empirisch ermittelten Häufigkeitsverteilungen beruhen können.

- **Unsicherheit**

Entscheidungen unter Unsicherheit sind dadurch gekennzeichnet, daß der Entscheidungsträger dem Eintritt einer möglichen zukünftigen Umweltsituation keine Wahrscheinlichkeit zuordnen kann. Alternativen werden vom Entscheidungsträger subjektiv bewertet, und eine Entscheidung wird aufgrund dieser Bewertungen getroffen.

Da Problemlösungsverfahren i.a. unterschiedliche Anforderungen an den Umfang und die Sicherheit der benötigten Informationen stellen, muß bei einer Klassifikation von Problemstellungen, die die Verfahrensauswahl unterstützen soll, die Entscheidungssituation als Kriterium berücksichtigt werden.

4.1.3 Problemstruktur

Problemstellungen können auch durch ihre Darstellbarkeit innerhalb eines Lösungsmodells charakterisiert werden. Ordnungskriterium ist die Qualität, in der die Problemstrukturen, d.h. die einzelnen Elemente der Problemstellung sowie die Verknüpfungen zwischen den Elementen, erfaßt werden können. Es können gut-, semi- und unstrukturierte Problemstellungen unterschieden werden. Gutstrukturierte Probleme zeichnen sich durch drei Merkmale aus¹²⁾:

- **Quantifizierbarkeit**

Das zu lösende Problem ist nach Art und Umfang scharf definiert, d.h., die Art und die Anzahl der Merkmale, die zur Problembeschreibung benötigt werden, der Einfluß dieser Merkmale auf die Zielsetzung sowie die Beziehungen und die Abhängigkeiten zwischen den Merkmalen sind quantifizierbar.

¹²⁾ Vgl. z.B. Adam, Witte (1979).

- **Zielfunktion**

Zur Entscheidungsfindung ist eine eindeutige, operationale Zielfunktion vorhanden, mit deren Hilfe es möglich ist, die Menge der Lösungsmöglichkeiten nach dem Grad ihrer Vorziehwürdigkeit zu ordnen.

- **Lösungsverfahren**

Zur Ermittlung einer Lösung steht ein effizientes Lösungsverfahren¹³⁾ zur Verfügung.

Praktische Entscheidungsprobleme sind oft schlecht strukturiert, d.h., sie weisen Struktur­mängel, sogenannte Defekte, auf. Je nach Art der Defekte lassen sich Problemsituationen mit Lösungsdefekten, Wirkungsdefekten, Bewertungsdefekten und Zielsetzungsdefekten unterscheiden:

- **Lösungsdefekte**

Lösungsdefekte liegen vor, wenn effiziente Lösungsmethoden fehlen. Lösungsdefekte Problemsituationen sind oft z.B. NP-vollständige kombinatorische Probleme, wie etwa die Maschinenbelegungsplanung.

- **Wirkungsdefekte**

Wirkungsdefekte treten auf, wenn die Auswirkungen von Parameteränderungen im Ziel(system) nicht abgebildet werden können. Dies ist einerseits der Fall, wenn nicht alle Variablen des Problems nach Art, Anzahl und Wirkung definiert werden können. Andererseits können Wirkungsdefekte auch durch fehlende Berücksichtigung von Wechselwirkungen zwischen den Variablen verursacht werden.

- **Bewertungsdefekte**

Ein Bewertungsdefekt liegt vor, wenn sich Entscheidungsalternativen nicht eindeutig anhand einer Zielgröße bewerten lassen, so daß eine Ordnung nach dem Grad der Vor­ziehwürdigkeit nicht zu erstellen ist.

- **Zielsetzungsdefekte**

Zielsetzungsdefekte ergeben sich, wenn eine operationale Zielfunktion nicht angegeben werden kann. Fehlende Operationalität ist beispielsweise gegeben, wenn die an­zustrebende Zielgröße nicht bekannt ist oder wenn mehrere konfliktäre Zielgrößen verfolgt werden.

¹³⁾ Ein effizientes Lösungsverfahren soll eine Lösung in einer (subjektiv) akzeptablen Zeit ermitteln.

Die Struktur einer Problemstellung besitzt, ähnlich wie die Entscheidungssituation, Einfluß auf die Wahl eines geeigneten Lösungsverfahrens und wird daher ebenso zur Klassifikation herangezogen. Eine eigenständige Klassifikation nach der Entscheidungssituation oder nach der Problemstruktur wird jedoch nicht angestrebt, da sowohl der Einfluß fehlenden Lösungswissens als auch die Wirkung von Defekten nur problemspezifisch angegeben werden kann. Beispielsweise ist das Problem der Maschinenbelegungsplanung meist mit Lösungsdefekten behaftet, da effiziente Lösungsverfahren fehlen. Bei hinreichend kleinen Maschinen- und Auftragsbeständen existieren jedoch durchaus Lösungsverfahren, die eine optimale Lösung in akzeptabler Zeit ermitteln.

4.1.4 Anwendungsbereiche

Eine einfache Klassifikation betrieblicher Problemstellungen stellt die Klassifikation nach Anwendungsbereichen dar. Die Beschreibung der Einsatzgebiete und Anwendungspotentiale leistungsfähiger Lösungsparadigmen auf Basis einer Anwendungsklassifikation ist beispielsweise im Bereich der Expertensystemtechnologie gebräuchlich¹⁴). Die Praktikabilität der verwendeten Ordnungskonzepte ist dabei allerdings teilweise zweifelhaft, da durch die Verwendung vielstufiger Klassifikationen Zuordnungsprobleme fast zwangsläufig auftreten¹⁵). Vor dem Hintergrund derartiger Zuordnungsprobleme wird hier ein Ansatz gewählt, der nicht viele gleichgewichtige, feinspezifizierte Anwendungsfelder kennt, sondern zunächst nur eine Einteilung in vier Klassen vornimmt, die nach grundlegenden Strategien des Problemlösungsprozesses gebildet werden. Dies sind die Klassen

- *Suche*
- *Analyse*
- *Synthese*
- *Prognose.*

Im Hinblick auf eine später ggf. vorzunehmende Zuordnung eines Lösungsverfahrens (neuronales Netzwerk) wird bei der Klassifikation nach Einsatzbereichen von konkreten betrieblichen Problemstellungen abstrahiert. Vielmehr wird bewußt auf die darunterliegende Problemlösungsstrategie abgezielt, um Merkmale der Problemstellung zu isolieren, die Rückschlüsse auf ein ggf. anzuwendendes Lösungsverfahren zulassen.

¹⁴) Vgl. z.B. Waterman (1986), Mertens u.a. (1986), Schnupp, Nguyen Huu (1987), Schnupp, Leibrandt (1988) und Mertens u.a. (1990).

¹⁵) Schnupp, Nguyen Huu (1987) und Mertens u.a. (1986) führen beispielsweise elfstufige Klassifikationen an. Mertens u.a. weisen dabei explizit auf Probleme bei der Zuordnung spezifischer Anwendungen zu einzelnen Klassen nach dem Übergang von einer fünf- zu der elfstufigen Klassifikation hin.

4.2 Netzwerkklassifikation

Die (noch) überschaubare Menge der in der Literatur beschriebenen oder von gängigen Softwaretools zur Verfügung gestellten Netzwerke legt es zunächst nahe, die Aufzählung dieser Netzwerke direkt als Klassifikation konnektionistischer Verfahren zu betrachten. Da jedoch eine derartige Kategorisierung eher die Historie als die Struktur der Modelle berücksichtigt¹⁶⁾, erscheint sie zum Zweck einer Zuordnung strukturdifferenten Aufgabentypen eher ungeeignet. Eine Ordnung neuronaler Netzwerke wird hier auf Basis der zu verarbeitenden Informationen und der Topologie der Netzwerke eingeführt.

4.2.1 Lern- /Trainingsdaten

Verfügbarkeit der Daten

Die Existenz einer ausreichenden Menge von Daten, die zum Trainieren eines neuronalen Netzes verwendet werden können, bestimmt die Möglichkeit, lernende Systeme entwickeln und einsetzen zu können. Falls solche Daten existieren, können u.U. wesentliche Bestandteile der Problemlösungsfähigkeit automatisiert hergeleitet (gelernt) werden - andernfalls müssen Netzwerke verwendet werden, in denen alle lösungsrelevanten Merkmale der Problemstruktur vom Systementwickler explizit abgebildet werden.

Wird ein Netzwerk verwendet, dessen problemadäquate Initialisierung in einem Lernvorgang erfolgt, so ist weiter zu unterscheiden, ob alle zu lernenden Daten zu einem Zeitpunkt vorliegen, oder ob sie im Verlauf des Einsatzes des neuronalen Netzes ergänzt werden (*inkrementelles Lernen*). I.d.R. sind die Lernverfahren für neuronale Netze so konzipiert, daß alle zu lernenden Daten zu Beginn des Lernprozesses zur Verfügung stehen müssen. Umfang und Qualität der benötigten Lerndaten werden durch die Anforderungen an die Lösungsqualität und die inhärente Lernfähigkeit des gewählten Netzwerks bestimmt.

Struktur der Daten

Vor der Verarbeitung der Ursprungsdaten ist i.d.R. deren Transformation auf den Eingabevektor des Netzwerks erforderlich (Kodierung). Typischerweise erfolgen dabei Transformationen zwischen symbolischen und numerischen Merkmalen, d.h., es werden symbo-

¹⁶⁾ So sind bestimmte in der Literatur beschriebene Modelle nur Spezialfälle und/oder Kombinationen bereits bekannter anderer Modelle, etwa das Counterpropagation-Modell als Kombination der Modelle von Kohonen und Grossberg, vgl. z.B. Kratzer (1990).

liche in numerische Werte kodiert und/oder umgekehrt¹⁷⁾. Die Strukturen der Ursprungsdaten und des Eingabevektors bestimmen zusammen mit dem verwendeten Kodierungsverfahren sowohl den Abbildungsspielraum als auch die Komplexität des benötigten Netzwerks: Die Größe des Eingabevektors (der Input-Schicht des Netzes) wird direkt durch die Kodierung bestimmt. U.U. müssen bestimmte erwünschte Eigenschaften der Daten darüber hinaus durch eine Anpassung der Netztopologie realisiert werden. Ein Beispiel für eine solche Eigenschaft ist die der linearen Separierbarkeit der Daten, die zur Einführung versteckter Schichten (hidden layers) im Netzwerk zwingen kann.

Struktur und Umfang der Lerndaten beeinflussen maßgeblich die Effizienz des Lernens. Insbesondere der Grad der Unterschiedlichkeit der zu lernenden Daten mit unterschiedlichen gewünschten Ausgaben bestimmen den Lernerfolg: I.d.R. können sehr unterschiedliche Daten besser gelernt werden als Daten, die sich nur geringfügig unterscheiden. Die Wahl einer Kodierung, die Unterschiede zwischen den Daten 'unterstreicht', kann somit ggf. die Effizienz des Lernvorgangs erheblich steigern.

Kriterium	Ausprägungen	Abhängige Netzwerkparameter
Art der Daten	numerisch, symbolisch oder Merkmale beider Typen	Kodierung, Neuronentyp, Netztyp
Anzahl der Merkmale	1,2,...	Anzahl der Neuronen
Trainingsdaten linear separierbar	ja/nein	Netztyp, Lernstrategie
gewünschte Ausgabe kann den Trainingsdaten entnommen werden	ja/nein	Netztyp, Lernstrategie

Abb. 1: Einflüsse von Trainingsdaten auf Netzwerkparameter

¹⁷⁾ Das Kodieren von numerischen zu symbolischen Merkmalen erfolgt oft bei der Verwendung von McCulloch/Pitts-Neuronen als Input-Neuronen, die nur die Aktivierungszustände '0' oder '1' annehmen dürfen. Eine Kodierung beliebiger numerischer Werte ist problematisch, da eine Binärkodierung i.d.R. ungeeignet ist: Auf Basis der Hamming-Distanz ist beispielsweise 100_2 (4_{10}) zu 000_2 (0_{10}) ähnlicher (nur eine Abweichung) als 100_2 zu 011_2 (drei Abweichungen, 3_{10}), obwohl 4 zu 3 'ähnlicher' ist als 4 zu 0. Zu dieser Problematik des Kodierens vgl. z.B. Ballard (1987).

Zur Auswahl einer geeigneten Lernstrategie ist zunächst zu überprüfen, ob zu den Trainingsdaten die vom Netzwerk zu produzierenden Ausgaben bekannt sind oder nicht. Im letzteren Fall kann nur ein unüberwachtes Lernverfahren verwendet werden, während im ersten Fall sowohl überwachte als auch unüberwachte Lernverfahren eingesetzt werden können¹⁸⁾.

Abbildung 1 faßt die Charakteristika der Trainingsdaten und deren Einflüsse auf spezifische Netzwerkparameter zusammen.

4.2.2 Bewertungsfunktionen

Falls keine Lerndaten existieren, scheidet der Einsatz 'echter' musterverarbeitender Netze wie z.B. Backpropagation- oder ART-Netze aus. In diesem Fall ist die Anwendbarkeit anderer Netztypen zu prüfen. Als gemeinsames Merkmal besitzen die verbleibenden Netzwerke eine bewertungsgesteuerte Arbeitsweise: Zustände des Netzwerks werden durch eine Funktion bewertet und der weitere Informationsverarbeitungsprozeß durch das Ergebnis dieser Bewertung gesteuert (Hopfield-Netze, Boltzmann-Maschinen etc.). Die Struktur derartiger nichtlernender Netzwerke ist i.a. sehr inflexibel, da die steuernde Bewertungsfunktion vorgegeben ist. Ein Einsatz für spezifische Problemstellungen steht und fällt mit der Möglichkeit, das Zielsystem und die Problemstruktur auf die vorgegebene Netztopologie abbilden zu können.

4.2.3 Topologieparameter

Aufbau und Funktionsweise neuronaler Netze können sehr kompakt durch wenige Parameter beschrieben werden¹⁹⁾, die zur Klassifikation genutzt werden können. Im dargestellten Ansatz werden sechs Kriterien zur Beschreibung der Topologie und der Dynamik neuronaler Netze gewählt. Die Beschränkung auf sechs Kriterien dient der Komplexitätsreduktion - sie führt gegenüber feiner granulierten Ansätzen zwangsläufig zu aggregierten Parametern und somit u.U. zu Informationsverlusten oder einer geringeren Erklärungsfähigkeit. Eine

¹⁸⁾ Man kann natürlich das Lernziel (die gewünschte Ausgabe) als weiteres Merkmal der Lerndaten interpretieren und dieses durch das neuronale Netz (unüberwacht) lernen lassen. Das geschilderte Vorgehen wird häufig bei Kohonen-Netzen verwendet, vgl. z.B. Kohonen (1984).

¹⁹⁾ Je nach Differenzierungsgranularität werden häufig fünf bis acht Kriterien angegeben.

Erweiterung durch die Splittung spezifischer Parameter kann jedoch jederzeit vorgenommen werden. Abbildung 2 zeigt die Kriterien und mögliche Ausprägungen²⁰⁾.

Kriterium	Ausprägungen	Beispiel
Anzahl der Schichten	1	Hopfield
	2	Perzeptrone, Kohonen
	3 und mehr	Backpropagation
Art und Ausrichtung	symmetrisch	Hopfield
	gerichtet	Kohonen, Backpropagation
	geschichtet	Kohonen, Backpropagation
	feed-forward	Kohonen, Backpropagation
Neuronenmodell	McCulloch-Pitts	Backpropagation
	semilinear	Backpropagation
	logistisch	Hopfield
	Boltzmann-Unit	Boltzmann-Maschinen
	Sigma-Pi-Unit	
Updatestrategie	parallel-deterministisch	
	parallel-nichtdeterministisch	
	seriell-deterministisch	
	seriell-nichtdeterministisch	
Berechnungsmodus	Spreading-Activation	Backpropagation
	Relaxation	
	Simulated Annealing	Boltzmann-Maschinen
Lernstrategie	überwacht	Backpropagation
	unüberwacht	Kohonen
	Wettbewerbslernen	Competitive Learning
	Lernen mit lateraler Inhibition	Kohonen

Abb. 2: Topologieparameter

4.3 Kriterienkatalog

Aus den vorangegangenen Ausführungen resultiert ein heterogener Kriterienkatalog zur Beschreibung spezifischer Problemstellungen und neuronaler Netze, der in Abbildung 3 dargestellt ist. Der Katalog liefert keine Klassifikation, sondern den Rahmen, innerhalb dessen Klassifikationen vorgenommen werden können.

²⁰⁾ In Anlehnung an McClelland, Rumelhart (1986), vgl. z.B. auch Kratzer (1990). Die Kriterien 'Anzahl der Schichten' und 'Art und Ausrichtung' werden oft zusammen als 'Netztopologie' bezeichnet.

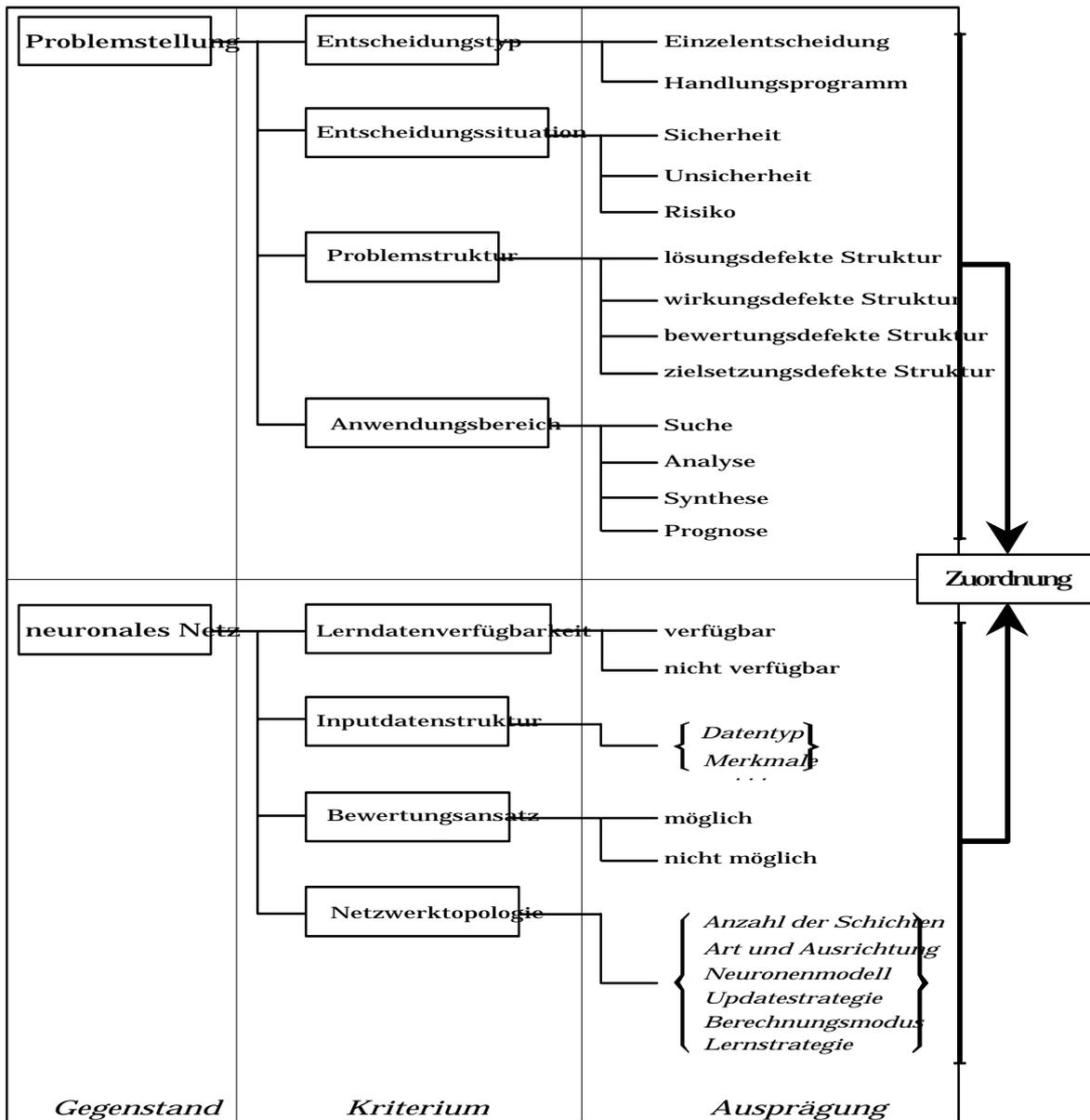


Abb. 3: Kriterienkatalog

5 Entscheidungsprozeß

Eine Entscheidung für oder gegen den Einsatz konnektionistischer Technologien²¹⁾ zur Lösung spezifischer Anwendungsprobleme läßt sich grob in zwei Entscheidungsprozesse aufspalten:

²¹⁾ Der Begriff 'konnektionistische Technologie' umfaßt hier sowohl Hardware als auch Software und die Gesamtheit der konnektionistischen Verfahren und grundlegenden Verarbeitungsstrategien.

1. Zum einen ist eine Entscheidung für oder gegen den Einsatz konnektionistischer Technologien zu treffen (*Technologieauswahl*).
2. Zum anderen muß eine Auswahl entsprechender Verfahren und Instrumente getroffen werden (*Verfahrensauswahl*).

Eine Rückkopplung zwischen beiden Prozessen findet insofern statt, daß eine Entscheidung für den Einsatz einer Technologie von der Existenz geeigneter Verfahren und Instrumente abhängt. Die Ausgestaltung der anschließenden Systementwicklung hängt unmittelbar von den beiden Ergebnissen (Technologie und Verfahren) ab.

Ist eine Entscheidung für einen Einsatz konnektionistischer Verfahren gefallen, so kann die Erarbeitung einer Problemlösung gemäß Abbildung 4 skizziert werden.

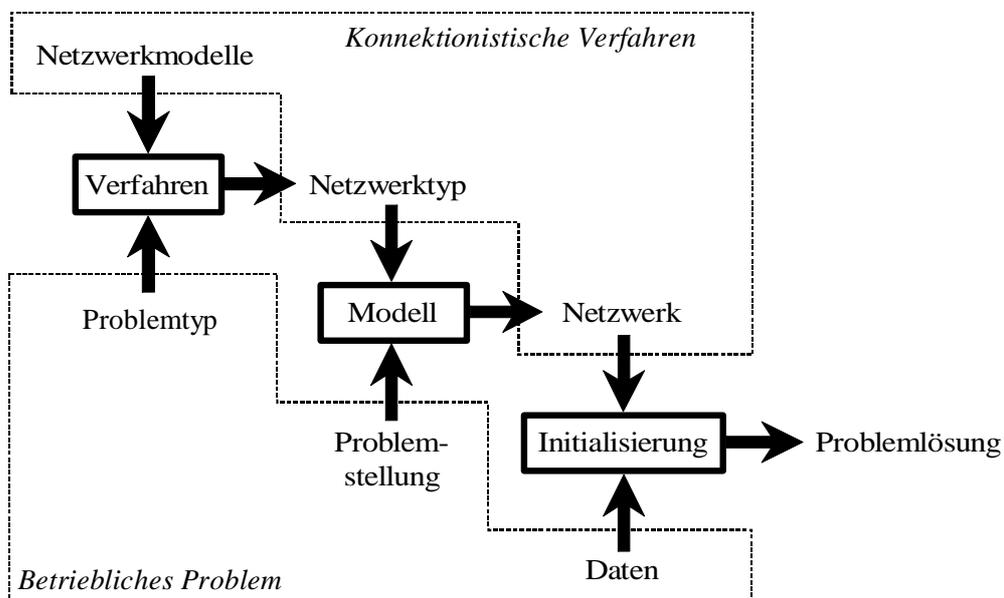


Abb. 4: Problemlösungsprozeß

Im dargestellten Problemlösungsprozeß werden drei Phasen unterschieden, die sich durch unterschiedliche, abnehmende Abstraktionsgrade bzgl. der Formulierung des Problems und der Problemlösung auszeichnen:

1. *Ableitung eines Netztyps aus dem Problemtyp*

Auf Basis typischer struktureller Eigenschaften des Ausgangsproblems (als Problemtyp) wird die Auswahl eines geeigneten Netztyps getroffen. In Abbildung 4 entspricht diese Ableitung der Verfahrenswahl.

2. *Abgleich zwischen Problemstellung und Netztyp*

Der gewählte Netztyp wird der konkreten Problemstellung angepaßt, indem die Werte der verhaltensbestimmenden Parameter bestimmt werden. Das Ergebnis dieser 'Modellbildung' ist ein problemspezifisches konnektionistisches Modell (Netzwerk).

3. *Lösung des Problems*

Das entwickelte Netz wird implementiert und ggf. angelernt. Es ermittelt anschließend mit den Daten spezifischer Problemfälle (Initialisierung) Ergebnisse (Problemlösungen).

Die Klassifikation betrieblicher Problemstellungen hinsichtlich der Anwendbarkeit konnektionistischer Verfahren auf der Basis eines Kriterienkatalogs kann in den einzelnen Phasen genau dann erfolgreich zur Entscheidungsunterstützung herangezogen werden, wenn sie Kriterien enthält, die in der jeweiligen Phase entscheidungsrelevant sind. Da der Nutzen, den ein Klassifikationsansatz besitzt, somit für die drei Phasen getrennt untersucht werden sollte, werden diese detaillierter dargestellt.

5.1 Vom Aufgabentyp zum Netzwerktyp

Bei der Bestimmung des Aufgabentyps kann direkt auf die in Abschnitt 4.1 spezifizierten Kriterien zurückgegriffen werden (vgl. Abbildung 5).

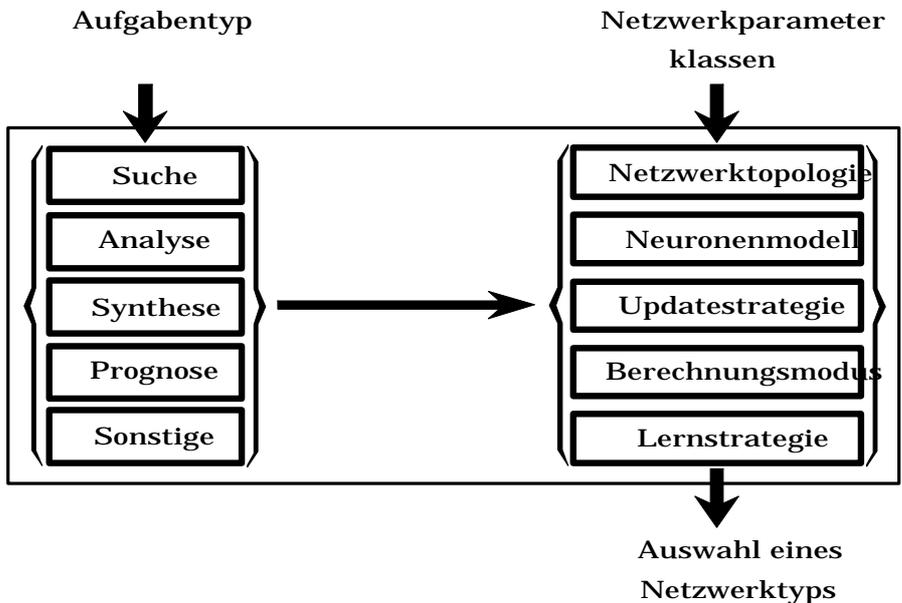


Abb. 5: Abbildung des Aufgabentyps auf den Netzwerktyp

Ziel der Anwendung einer Klassifikationsvorschrift wäre idealtypisch die Auswahl eines spezifischen Netztyps als Klasse konnektionistischer Verfahren (vgl. Kapitel 1). Es darf allerdings angezweifelt werden, daß sich aus der Spezifikation einer betrieblichen Problemstellung *eindeutige* Hinweise auf ein geeignetes neuronales Netz ableiten lassen. Ziel der Netztypauswahl sollte es daher sein, für die einzelnen (Netzwerk-) Parameterklassen Einschränkungen der Wertebereiche so vorzunehmen, daß sich sinnvolle Kombinationen auf einen handhabbaren 'Set' von Netzwerken reduzieren. Die Auswahl eines spezifischen Netzwerks aus diesem 'Conflict set' erfolgt dann fallspezifisch.

5.2 Mapping

Als Mapping wird die Abbildung der Struktur einer spezifischen Problemstellung auf die Struktur des gewählten Netzwerkmodells bezeichnet. Das Ergebnis dieses Abbildungsprozesses besteht in der geeigneten Initialisierung der Netzwerkparameter. Der Nutzen, der aus einer Abbildung zwischen Problem(klass)en und (Netzwerk-) Modellen gezogen werden kann, hängt im Einzelfall entscheidend von der Qualität ab, mit der eine konkrete Problemstellung auf die entsprechende Netztopologie abgebildet werden kann.

Dem Handlungsspielraum des Systementwicklers werden beim Mapping Grenzen zum einen dadurch gesetzt, daß i.d.R. nicht alle klassifizierenden Parameter eines Netzwerkmodells frei wählbar, sondern teilweise bereits vorgegeben sind²²). Eine weitere Schwierigkeit kann aus der Inkompatibilität der vorliegenden Formulierung einer Problemstellung zu einem Netzwerkmodell resultieren. Denkbar ist beispielsweise, daß sich Zielfunktion und Nebenbedingungen eines Problems nicht direkt in der Energiefunktion des Netzwerks abbilden lassen. Das Mapping kann dann u.U. erst nach umfangreichen Transformationen erfolgreich durchgeführt werden (vgl. Abschnitt 4.2.2).

Der Abbildung eines Real-world-Problems auf die Struktur eines neuronalen Netzwerks wird in der Forschung erhebliche Beachtung geschenkt, da sie als Bottleneck bei der Entwicklung neuronaler Netzwerke angesehen wird²³).

²²) Beispielsweise muß bei der Gestaltung der Netztopologie eines Hopfieldnetzes berücksichtigt werden, daß nur eine Schicht (Layer) vorliegt, Verbindungen zwischen 2 Elementen symmetrisch gewichtet werden und ein Element nicht mit sich selbst rückgekoppelt ist.

²³) Vgl. z.B. Gee et al. (1991).

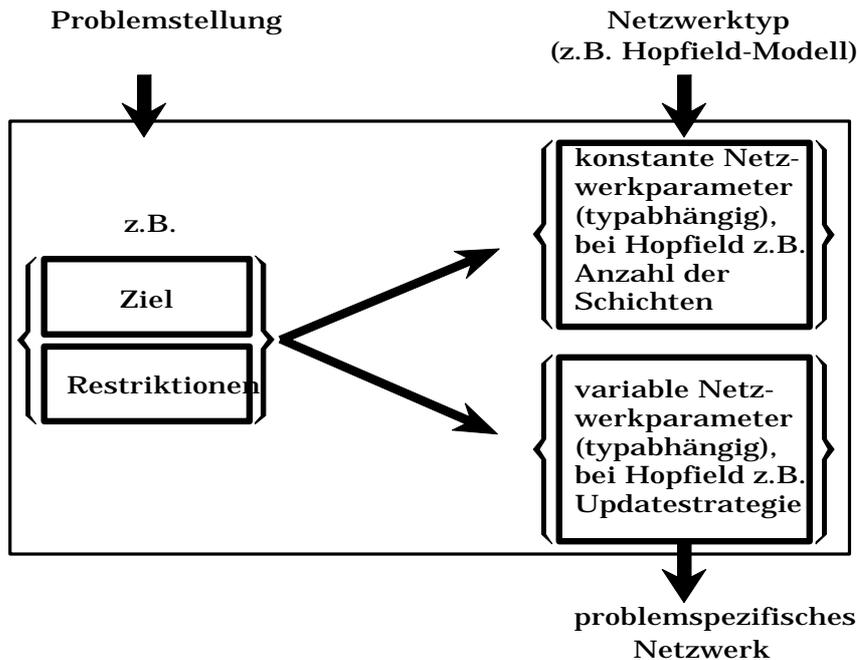


Abb. 6: Mapping

Die hohe Komplexität der meisten konnektionistischen Modelle verhindert die exakte Berechenbarkeit der Auswirkungen spezifischer Parameteränderungen. Die Adaption eines Netzwerks an ein spezifisches Problem erfolgt daher meist explorativ. Aussagen über sinnvolle Netzwerkinitialisierungen werden meist in Form von Empfehlungen, Daumenregeln etc. ausgesprochen. Im Rahmen des Forschungsprojekts soll hier ein Beitrag geleistet werden, indem konnektionistische Lösungen für ausgewählte betriebliche Problemstellungen, wie etwa die Maschinenbelegungsplanung, implementiert und die Auswirkungen von Parameteränderungen innerhalb des konkreten Anwendungszusammenhangs untersucht werden. Dabei sollen auch die Möglichkeiten und Grenzen bekannter 'Initialisierungsregeln' sowie der Anwendbarkeit der Klassifikationskriterien ausgelotet werden.

5.3 Konnektionistische Lösung

Die Arbeitsweise des konnektionistischen Systems wird durch die Wahl des Netzwerktyps und die Struktur der Input- bzw. Output-Daten während des Mappings festgelegt. Gestaltungsmöglichkeiten bleiben während der Einsatzphase eines konnektionistischen Systems somit auf die Input-/Output-Schnittstellen beschränkt, in denen eine (De-) Kodierung externer Daten erfolgt (vgl. Abbildung 7). Ein allgemeiner Klassifikationsansatz kann bei der Ausgestaltung der Schnittstellen daher nur eingeschränkt Hilfestellung leisten.

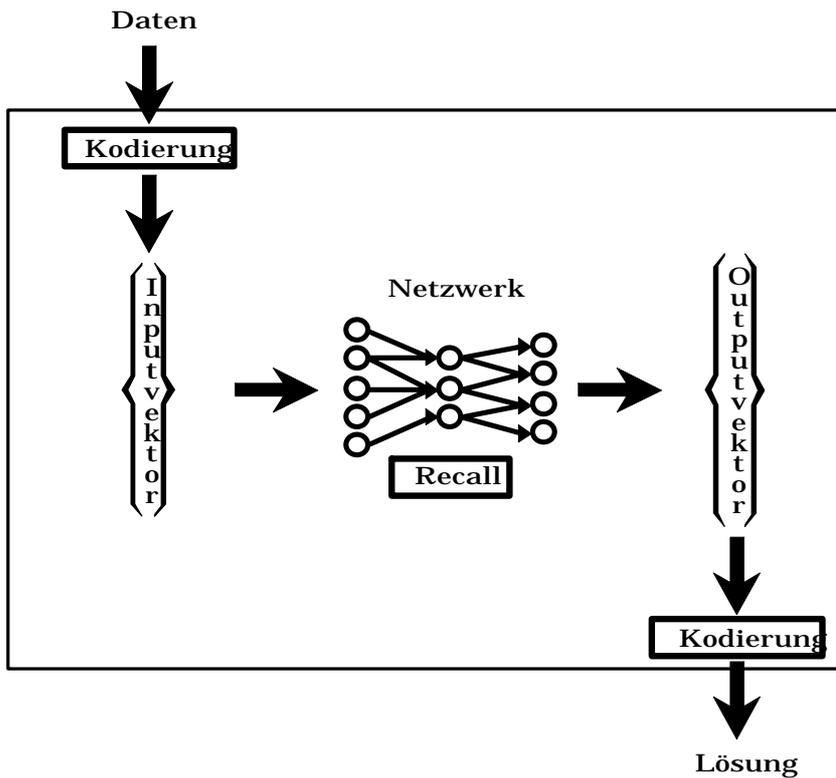


Abb. 7: Konnektionistische Lösung

6 Ausblick

Die in diesem Arbeitsbericht vorgestellte Systematik zur klassifikationsorientierten Charakterisierung betrieblicher Problemstellungen sowie neuronaler Netzwerke wird z.Z. anhand der in Abschnitt 3.2 dargestellten Vorgehensweisen - insbesondere anhand eigener Implementierungen - evaluiert. Dabei wird untersucht, ob die dargestellten Kriterien eine hinreichend detaillierte Problemcharakterisierung ermöglichen, so daß Rückschlüsse auf geeignete neuronale Lösungsmodelle gezogen werden können. Auf Basis der Ergebnisse sollen Erweiterungen und/oder Modifikationen des Ansatzes vorgenommen werden.

Literatur

- Adam, D., Witte, T.: Merkmale der Planung in gut- und schlechtstrukturierten Entscheidungssituationen, WISU (1979), S. 380-387.
- Ahlert, D., Franz, K.-P., Kaefer, W.: Grundlagen und Grundbegriffe der Betriebswirtschaftslehre, 5., neubearb. u. erw. Auflage, Düsseldorf 1990.
- Ballard, D.H.: Interpolating Coding: A Representation for Numbers in Neural Networks, Biological Cybernetics 57 (1987), pp. 389-402.
- Brauer, W., Freksa, C.: Connectionist Approaches to the Description of Spatial Knowledge, Forschungsberichte Künstliche Intelligenz der TU München (1989).
- Bretzke, W.-R.: Der Problembezug von Entscheidungsmodellen, Tübingen 1980.
- Durbin, R., Willshaw, D.: An Analogue Approach to the Traveling Salesman Problem Using an Elastic Net Method, Nature (1987) 326, S. 689-691.
- Fanihagh, F., Lütgendorf, A., Mempel, M., Rossbach, P., Schneider, B., Wegmann, F.: Wissensakquisition für wissensbasierte Systeme mit konnektionistischen Modellen, in: Ultsch, A. (Hrsg.): Kopplung deklarativer und konnektionistischer Wissensrepräsentation, Endbericht der Projektgruppe PANDA, Forschungsbericht Nr. 352 des Fachbereichs Informatik, Universität Dortmund 1990.
- Gee, A.H., Aiyer, S.V.B., Prager, R.W.: Neural Networks and Combinatorial Optimization Problems - The Key to a Successful Mapping, Cambridge University Engineering Department Technical Report CUED/F-INFENG/TR 77, Cambridge 1991.
- Hopfield, J.J.: Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, in: Proceedings of the National Academy of Science 79 (1982), pp. 2254-2258.
- Hopfield, J.J., Tank, D.W.: Neural Computation of Decisions in Optimization Problems, Biological Cybernetics 52 (1985), pp.147-152.
- Kemke, C.: Der neuere Konnektionismus, Ein Überblick, Informatik Spektrum 11 (1988) 3, S. 143-162.
- Kohonen, T.: Self-Organisation and Associative Memory, Berlin et al. 1984.
- Kratzer, K.-P.: Neuronale Netze, Grundlagen und Anwendung, München 1990.
- McClelland, J.L., Rumelhart, D.E.: Parallel Distributed Processing, Vol. 2: Psychological and Biological Models, Cambridge, MA, et al. 1986.
- Mertens, P., Allgeyer, K., Däs, H., Schumann, M.: Betriebliche Expertensysteme in deutschsprachigen Ländern - Versuch einer Bestandsaufnahme, Erlangen 1986.
- Mertens, P., Borkowski, V., Geis, W.: Betriebliche Expertensystem-Anwendungen, 2. Auflage, Berlin u.a. 1990.
- Minsky, M., Papert, S.: Perceptrons, Cambridge, MA 1969.
- Pietsch, W., Schneider B.: Selbstlernende Klassifikation von Klartextdaten - Anwendung, Lösungsverfahren und Implementierung, Informatik Forschung und Entwicklung 8 (1993) 1, S. 10-22.

- Rosenblatt, F.: The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain, *Psychological Review* 65 (1958), pp. 386-408.
- Rosenblatt, F.: Principles of neurodynamics: Perceptrons and the theory of brain mechanisms, Spartan, Washington DC 1961.
- Schnupp, P., Leibrandt, U.: Expertensysteme - nicht nur für Informatiker, 2., korr. Aufl., Berlin u.a. 1988.
- Schnupp, P., Nguyen Huu, C.T.: Expertensystem-Praktikum, Berlin u.a. 1987.
- Spampinato, L., Decio, E., Di Pasquale, S.: PECUNIA. An investment advisor: propagation network techniques in a frame based environment, Milano et al. 1987.
- Waterman, D.A.: A Guide to Expert Systems, Reading, MA, et al. 1986.
- Wöhe, G.: Einführung in die allgemeine Betriebswirtschaftslehre, 17., überarb. Auflage, München 1990.
- Xu, X., Tsai, W.T.: An Adaptive Neural Algorithm for the Travelling Salesman Problem, Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, Washington, DC 1990, pp. 716-719.

Arbeitsberichte des Instituts für Wirtschaftsinformatik

- Nr. 1 Bolte, Ch., Kurbel, K., Moazzami, M., Pietsch, W.: Erfahrungen bei der Entwicklung eines Informationssystems auf RDBMS- und 4GL-Basis; Februar 1991.
- Nr. 2 Kurbel, K.: Das technologische Umfeld der Informationsverarbeitung - Ein subjektiver 'State of the Art'-Report über Hardware, Software und Paradigmen, März 1991.
- Nr. 3 Kurbel, K.: CA-Techniken und CIM; Mai 1991.
- Nr. 4 Nietsch, M., Nietsch, T., Rautenstrauch, C., Rinschede, M., Siedentopf, J.: Anforderungen mittelständischer Industriebetriebe an einen elektronischen Leitstand - Ergebnisse einer Untersuchung bei zwölf Unternehmen; Juli 1991.
- Nr. 5 Becker, J., Prischmann, M.: Konnektionistische Modelle - Grundlagen und Konzepte; September 1991.
- Nr. 6 Grob, H.L.: Ein produktivitätsorientierter Ansatz zur Evaluierung von Beratungserfolgen; September 1991.
- Nr. 7 Becker, J.: CIM und Logistik; Oktober 1991.
- Nr. 8 Burgholz, M., Kurbel, K., Nietsch, Th., Rautenstrauch, C.: Erfahrungen bei der Entwicklung und Portierung eines elektronischen Leitstands; Januar 1992.
- Nr. 9 Becker, J., Prischmann, M., Anwendung konnektionistischer Systeme; Februar 1992.
- Nr. 10 Becker, J.: Computer Integrated Manufacturing aus Sicht der Betriebswirtschaftslehre und der Wirtschaftsinformatik; April 1992.
- Nr. 11 Kurbel, K., Dornhoff, P.: A System for Case-Based Effort Estimation for Software-Development Projects; Juli 1992.
- Nr. 12 Dornhoff, P.: Aufwandsplanung zur Unterstützung des Managements von Softwareentwicklungsprojekten; August 1992.
- Nr. 13 Eicker, S., Schnieder, T. : Reengineering; August 1992.
- Nr. 14 Erkelenz, F.: KVD2 - Ein integriertes wissensbasiertes Modul zur Bemessung von Krankenhausverweildauern - Problemstellung, Konzeption und Realisierung; Dezember 1992.
- Nr. 15 Horster, B., Schneider, B., Siedentopf, J.: Kriterien zur Auswahl konnektionistischer Verfahren für betriebliche Probleme; März 1993.