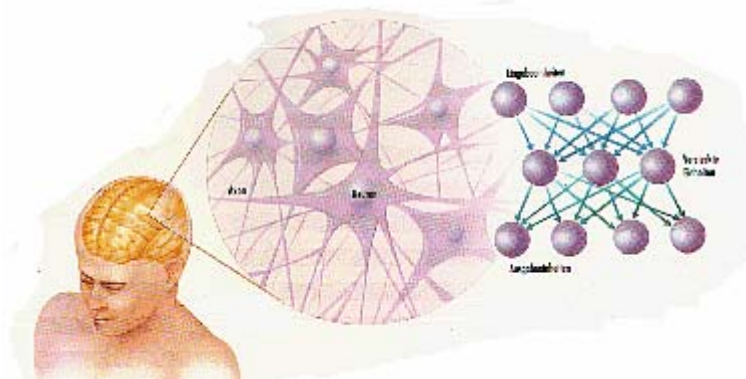


Thema:

Neuronale Netze



Semesterarbeit zum Forschungsseminar:

Neuere psychologische Fachliteratur SS 2006

Lehrveranstaltungsleiter:

Ao. Prof. Dr. K. Leidlmair

Eingereicht von:

Bourg Anne Matr.: 0316600

Paulus Lena Matr.: 0317702

Reiser Manon Matr.: 0316441

Inhaltsverzeichnis:

1) Einführung in das neuronale Netzwerk:.....	s. 3
2) Unterschied PC und Gehirn:.....	s. 4
3) Aufbau und Bestandteile von neuronalen Netzen:.....	s. 6
4) Einordnung und Systematisierung neuronaler Netze.....	s. 8
5) Klassen künstlicher neuronaler Netze.....	s. 9
6) Der Konnektionismus:.....	s. 10
7) Lernprozess	s. 12
8) Arten des Lernens.....	s. 13
9) Fazit.....	s. 14
10) Diskussion:	s. 15
11) Quellenangaben:.....	s. 17

1) Einführung in das neuronale Netzwerk:

- **Neuronales Netz: Eine Definition:**

Ein neuronales Netz (NN) oder auch ein künstliches neuronales Netz (KNN), ist ein informationsverarbeitendes System. Es besteht aus einer Vielzahl einfacher Einheiten (Neuronen, Units), die sich Informationen in Form der Aktivierung der Zellen über gerichtete Verbindungen (connections, links) zusenden.

Wie kam es überhaupt zu diesem Begriff?

Der Begriff des künstlichen Neurons wurde erstmals 1943 von dem Neurophysiologen W.S. McCulloch und dem Mathematiker W. Pitts definiert. In den Jahrzehnten später wurden zahlreiche künstliche Neuronenmodelle - und dann auch künstliche neuronale Netze erfunden, die sich auf dieses Grundmodell stützen. Die nachkommenden künstlichen neuronalen Netz-Forscher brachten aus verschiedenen Fachrichtungen entsprechende fachspezifische Analogien zu Netz-Topologien und Algorithmen, neue Modelle, Topologien und Lernverfahren sind entstanden.

Seit Mitte der 80er Jahre ist die Zahl und die Bandbreite der Anwendungsmöglichkeiten der künstlichen neuronalen Netze immens gestiegen.

Wie sein biologisches Vorbild muss ein künstliches neuronales Netz seine Aufgabe lernen. Dies bedeutet, dass die Lernphase durch verschiedene Algorithmen realisiert wird.

Was sind Algorithmen? Definition von Algorithmen:

Ein Algorithmus ist eine Folge von Anweisungen zur Lösung eines Problems. Diese Folge muss folgende fünf Bedingungen erfüllen:

1. **Allgemeingültigkeit**

Die Anweisungen besitzen Gültigkeit für die Lösung einer ganzen Problemklasse, nicht nur für ein Einzelproblem.

2. **Ausführbarkeit**

Die Anweisungen müssen verständlich formuliert sein für den Befehlsempfänger (Mensch oder Maschine) und für diesen ausführbar sein.

3. **Eindeutigkeit**

An jeder Stelle muss der Ablauf der Anweisungen eindeutig sein.

4. **Endlichkeit**

Die Beschreibung der Anweisungsfolge muss in einem endlichen Text möglich sein.

5. **Terminiertheit**

Nach endlich vielen Schritten liefert die Anweisungsfolge eine Lösung des gestellten Problems.

Mit einem Computer sind nur solche Probleme lösbar, zu denen ein Algorithmus vorhanden ist. Ein Algorithmus, der in einer für den Computer verständlichen Sprache formuliert ist, ist ein Programm.

Ein neuronales Netz ist ein Netzwerk von sehr einfachen Verarbeitungseinheiten, diese werden Neuronen genannt. Die Neuronen sind durch einseitig gerichtete Kommunikationskanäle, so genannte Konnektoren, miteinander verbunden. Die Neuronen arbeiten nur mit ihren lokalen Daten und denen, die sie über die Konnektoren erhalten.

Ein neuronales Netz kann aus Hardware oder ausschließlich aus Software aufgebaut sein. Das Design leitet sich aus der Struktur und der Funktionsweise des menschlichen Gehirns ab.

Neuronale Netze fallen in den Bereich der künstlichen Intelligenz und sind im Allgemeinen lernfähig, so wie Menschen aus Beispielen, Abstraktion und Generalisierung lernen. Ein wesentlicher Unterschied zu herkömmlichen Computer-Modellen ist das hohe Maß an Parallelität in der Verarbeitung: alle Neuronen sind fast andauernd beschäftigt.

Neuronale Netze zeichnen sich durch ihre Lernfähigkeit aus. Sie können eine Aufgabe anhand von Trainingsbeispielen erlernen, ohne dazu explizit programmiert werden zu müssen. Weitere Vorteile sind die hohe Parallelität bei der Informationsverarbeitung, die hohe Fehlertoleranz und die verteilte Wissensrepräsentation, wodurch ein zerstörtes Neuron nur einen relativ kleinen Wissensausfall bedeutet.

Der generelle Aufbau eines Netzes wird als Topologie bezeichnet. Topologie stammt vom griechischen Begriff „Topos“ und bedeutet der Ort. Die Arbeitsweise des Netzwerkes wird durch seinen Aufbau bestimmt.

2) Unterschied PC und Gehirn:

Neuronale Netze entstanden aus dem Versuch, die grundlegenden Mechanismen des menschlichen Gehirns zu modellieren. In Analogie zum Menschen versuchte man, Probleme nicht durch Programmieren, sondern durch automatisierte Lernprozesse zu lösen. Menschen können in Sekundenbruchteilen komplizierte Signale und Bilder oder Tonfolgen erkennen und inhaltlich interpretieren. Die Informationsverarbeitung im Gehirn ist hochgradig parallel und basiert auf einem komplizierten Netz von Neuronen (Nervenzellen), die gleichzeitig untereinander Informationen austauschen können. Informationen werden in Form von Aktivierungsmustern über die Verbindungen zwischen den Neuronen weitergegeben.

Um diesen Unterschied zu beweisen, könnte man beispielsweise fragen, wie viel $4\,257\,891$ geteilt durch 306 ist. Die meisten Menschen können dies nicht einfach so beantworten. Nur mit einem Stift und Papier und einige Bedenkminuten könnte man die Lösung herausfinden. Demgegenüber werden solche Aufgaben von einem Computer in Bruchteilen von Sekunden gelöst. Jedoch besitzen wir auch eine recht große Kapazität, und zwar können wir ein Gesicht unter Tausenden Menschen innerhalb von wenigen hundert Millisekunden erkennen.

Dieses Beispiel lässt die grundlegende Verschiedenheit von biologischen Informationsverarbeitungssystemen einerseits und herkömmlichen digitalen Computern andererseits erahnen. Um nun noch weiter auf diesen Unterschied zu kommen, haben wir eine Gruppenarbeit vorbereitet

Gruppenarbeit:

Die Seminargruppe wird in 3 gleich große Gruppen eingeteilt.

Wir gehen davon aus, dass sich die einzelnen Teilnehmer untereinander unterhalten und zusammenarbeiten. Jeder Teilnehmer sollte wenigstens einen Beitrag zu der Gruppenarbeit leisten.

Es sind 3 Gruppenarbeiten. Jede Gruppe hat eine andere Aufgabe.

- 1) Die Fähigkeiten des Rechners kurz auflisten
- 2) Die Fähigkeit des menschlichen Gehirns kurz auflisten
- 3) Die Eigenschaften des Gehirns und des Computers anhand vorgegebener Adjektive auflisten.

Für diese Gruppenarbeit geben wir der Seminargruppe ungefähr 10 Minuten zeit.

Danach gehen wir alle Punkte gemeinsam durch, so dass die anderen Teilnehmer sich auch die Arbeiten der anderen ansehen können. Im Wesentlichen gehen wir auch auf unsere Auflistungen ein. (Siehe Tabelle 1 und 2).

Eigenschaft	Gehirn	Computer
Parallelität	Hoch	niedrig
Präzision	Mäßig	hoch
Fehlertoleranz	Hoch	niedrig
Speicherzugriff	Global	lokal
Erkennen von Mustern	Gut	schlecht
Ausnutzen von Ähnlichkeiten	Ja	nein
Numerisch präzise Berechnung	Schlecht	gut
Fehlerloses Speichern von Daten	Schlecht	gut
Rekonstruktion verrauschter Daten	Gut	schlecht
Verallgemeinern von Beispielen	Gut	schlecht
Selbstorganisation	Ja	bisher nicht
Schaltgeschwindigkeit	Langsam	schnell
Verarbeitungsstrategie	Parallel	sequentiell
Präzision	Gering	hoch
Selbstorganisation	Sehr gut	Wenig
Speicherraum	Wenig	Sehr Groß
Assoziationsfähigkeit	Ja	Nein

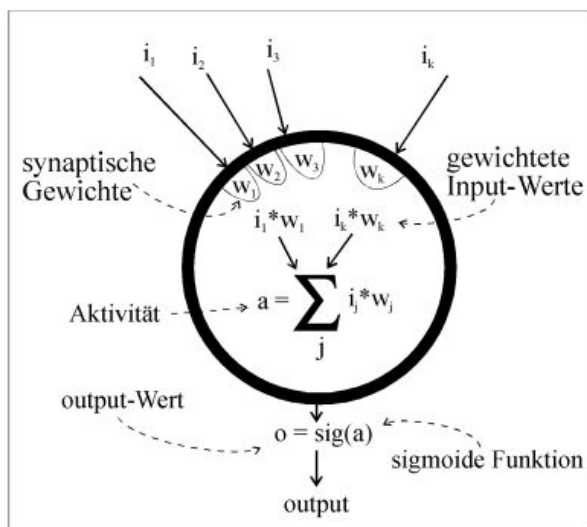
Fähigkeit des Menschen	Fähigkeit des Rechners
Schnelle Mustererkennung	Schnelle arithmetische Operationen
Analoges Schließen, Fehlertoleranz	Exakte Berechnungen, fehlerfrei
Assoziation und Interpolation	Genauigkeit, Gleichheit
Ähnlichkeiten kontextabhängig erkennen	Gleichheit kontextunabhängig schnell prüfen
Flexibilität, Leistungsreserven	Konstante Leistung auch bei Dauerbelastung
Parallele Verarbeitung von Informationen	Sequentielle Verarbeitung von Informationen
Einfache Elementaroperationen	Komplexe Elementaroperationen
Grosse Kapazität für ungenaue Muster	Grosse Speicherkapazitäten möglich
Assoziativer Zugriff auf verteilte Daten	Datenadressierung, lokale Speicherung
Kreativität, Erweitern der Begriffswelt	Schnelles Manipulieren einer festen Begriffswelt
Phantasie	Keine Phantasie
Lernen, konditionieren	Programmieren

3) Aufbau und Bestandteile von neuronalen Netzen:

Neuronale Netze (NN) oder auch künstliche neuronale Netze (KNN) ahmen die Eigenart des Gehirns nach, sich durch Lernvorgänge selbst zu organisieren. Sie können im Prinzip für jede Aufgabe eingesetzt werden, bei der es darum geht, Zusammenhänge zwischen "unscharfen" Mustern zu erkennen.

Künstliche neuronale Netze bestehen aus einer Gruppe von Zellen, die in mehreren Schichten angeordnet werden. Jede dieser Zellen ist mit jeder anderen Zelle verbunden. Manche Zellen dienen als Inputzellen für die Aufgabe, andere als Outputzelle, um die Lösung auszugeben. Je nach Aufgabenstellung bei einem Training mit Lernmustern bilden sich manche Verbindungen stärker, andere schwächer aus.

NN sind Netzwerke von Recheneinheiten (genannt Units, oder Knoten), deren Funktion ursprünglich von biologischen Neuronen abgeleitet, jedoch stark vereinfacht wurde.

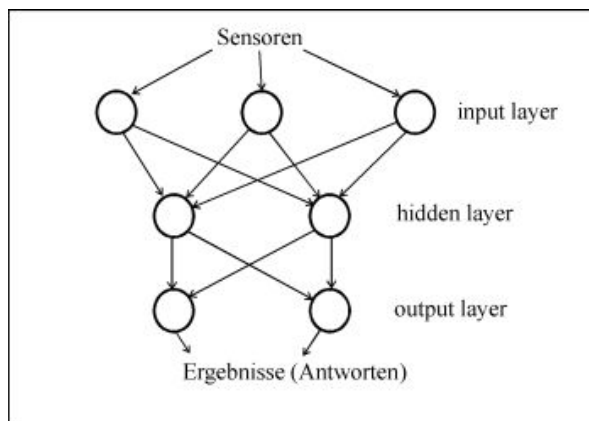


Jede Unit hat mehrere Eingänge i_j (Synapsen), durch die das Neuron Aktivitäten von anderen Neuronen empfängt und deren (analoge) Eingangsgrößen mit einem Faktor (dem synaptischen Gewicht) w_j multipliziert werden. Die so gewichteten Eingangswerte werden summiert und ergeben das so genannte Aktionspotential a der Unit.

Dieses wird mit einer sigmoiden Funktion $\text{sig}()$ so begrenzt, dass der Ausgangswert o der Unit zwischen 0 und 1 zu liegen kommt. Somit wird durch die Schellwertfunktion die Summe der Eingabeaktivitäten in eine Ausgabeaktivität zusammengesetzt.

Die Ausgabeverbindung ist der Axon.

Das neuronale Netz ergibt sich durch Zusammenschaltung vieler Units.



(Eingabeschicht, verborgene Schichten, Ausgabeschicht)

Die Anzahl der Neuronen und Art der Zusammenschaltung nennt man die Topologie des Netzes, oder Netzwerkstruktur. Nach außen hin erscheint das neuronale Netzwerk als ein System mit mehreren analogen Eingängen, mehreren analogen Ausgängen, und einem Satz von synaptischen Gewichten.

Grundeigenschaften von KNN

- eine grosse Anzahl einfacher uniformer Verarbeitungseinheiten
- die parallele Verarbeitungsweise
- die Weitergabe von Aktionsimpulsen an nachgeschaltete Elemente
- die Gewichtung einlaufender Impulse
- die Verwendung aktivierender oder hemmender Verbindungen
- eine verteilte Repräsentation

4) Einordnung und Systematisierung neuronaler Netze

Die Beschäftigung mit künstlichen neuronalen Netzen dient hauptsächlich zwei Zielsetzungen, nämlich der Erforschung und dem Verständnis der Funktionsweise natürlicher neuronaler Netze und deren Einsatz für industrielle Anwendungen.

Die erste Zielsetzung ist dabei die ältere, während die zweite Zielsetzung erst seit dem Ende der 80er-Jahre deutlich an Bedeutung gewinnen konnte. Die Anpassung ehemals mathematischer Modelle natürlicher neuronaler Netze an die Besonderheiten industrieller Aufgabenstellungen erforderte vielfach jedoch durchgreifende Änderungen an den bestehenden Modellen.

Die Einsatzschwerpunkte Neuronaler Netze liegen heute im Bereich komplexer Analytik und Prognostik. Bislang waren es hauptsächlich statistisch-ökonomische Verfahren, die in der Prognose eingesetzt wurden.

Neuronale Netze werden in den verschiedensten Gebieten praktisch eingesetzt. In Bereichen, die eine 100%ige Sicherheit erfordern, dürfen Neuronale Netze nicht verwendet werden, da die Korrektheit ihrer Ergebnisse nicht nachgewiesen werden kann.

Die Einsatzgebiete sind hauptsächlich:

- Industrielle Planung und Steuerung
- Marketing
- Industrielle Fertigungsüberwachung
- Finanzwesen
- Telekommunikation
- Medizin (nur als Berater; Arzt trifft die letzte Entscheidung)
- Öffentlicher Dienst
- Dienstleistungen
- Verkehr

Derzeit existiert also neben dem neurobiologisch orientierten Forschungszweig auch ein rein anwendungsorientierter. Die künstlichen neuronalen Netze dieses anwendungsorientierten Zweigs basieren historisch gesehen auf Modellen natürlicher neuronaler Netze, sie haben sich jedoch deutlich von diesen fortentwickelt, sodass sie als eigenständiger Zweig angesehen und nicht mehr mit Modellen biologischer neuronaler Netze gleichgesetzt werden sollten

Künstliche neuronale Netze stellen also bei dieser Sichtweise eine Verfahrensklasse innerhalb der Künstlichen Intelligenz dar, mit denen sich bestimmte industrielle Anwendungsprobleme lösen lassen.

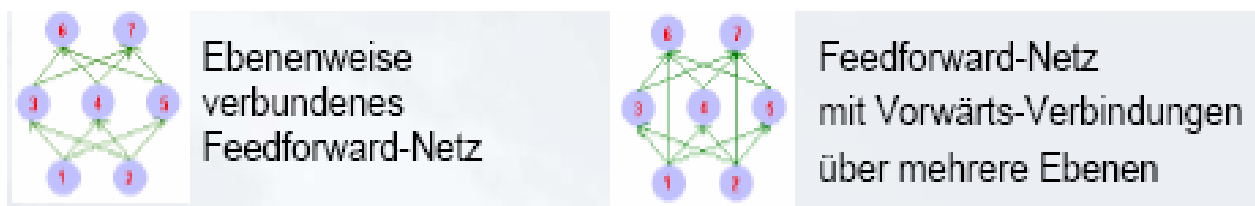
Innerhalb dieser Verfahrensklasse existiert eine Vielzahl höchst unterschiedlicher Typen von künstlichen neuronalen Netzen, wobei viele Typen jeweils wiederum in zahlreichen Varianten vorkommen. „Das“ Künstliche neuronale Netz gibt es also nicht. Der Begriff „neuronale Netze“ sollte eher als Bezeichnung für eine Verfahrensklasse verstanden werden.

5) Klassen künstlicher neuronaler Netze

Künstliche neuronale Netze lassen sich hinsichtlich ihrer Topologie in zwei verschiedene Klassen einteilen:

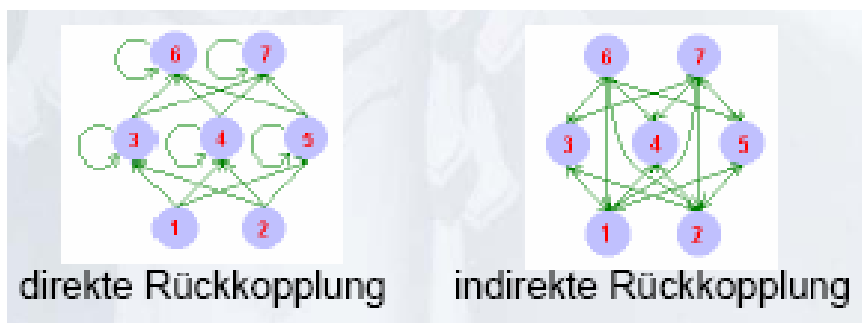
Feedforward-Netze (=Netze ohne Rückkopplung):

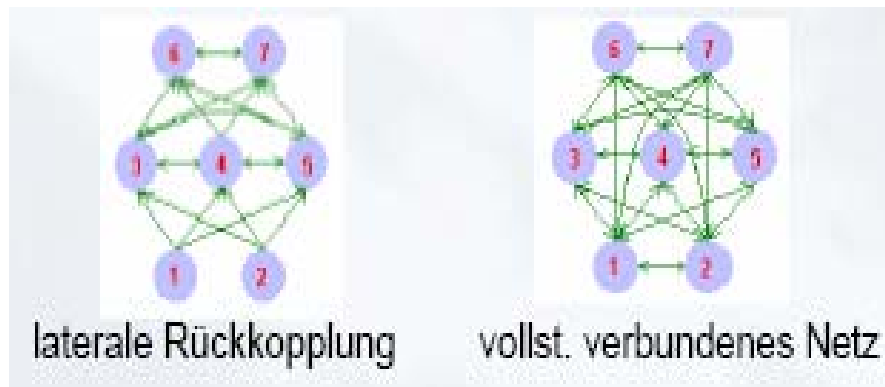
- Eine Ausbreitung der Aktivierung über das Netzwerk setzt sich nur in eine Richtung fort. Es existiert also kein Pfad, der von einem Neuron direkt oder über zwischengeschaltete Neuronen wieder zurück zu diesem Neuron führt. Es handelt sich ausschließlich um unidirektionale Verbindungen. Daten werden also nur in eine Richtung weitergegeben.
- Charakteristisch hierfür sind solche Netze, die sich aus verschiedenen vollvernetzten Schichten zusammensetzen, bei denen jedes Element einer Schicht mit jedem Element der Folgeschicht verbunden ist.
- Es gibt vollvernetzte, teilvernetzte, kombinierte, sowie lose gekoppelte Feedforward – Topologien.



Feedback-Netzwerke oder recurrent Netze (=Netze mit Rückkopplung):

- Bei Modellen mit Rückkoppelung kann die Ausbreitung der Aktivierung in einer Schicht Auswirkungen auf die Aktivierung einer früheren Schicht haben.
- zeichnen sich durch zurücklaufende Verbindungen aus
- diese rekurrente Verbindungen werden vielfach in Schichten-Netzwerken verwendet





6) Der Konnektionismus:

Was ist Konnektionismus?

Konnektionismus ist die Modellierung und Simulation von Informationsverarbeitungsprozessen auf der Grundlage künstlicher neuronaler Netzwerke

- Form der KI, die Problemlösungen durch die simultane Interaktion einer Vielzahl von Komponenten zu realisieren versucht.
- Konnektionistische Modelle umfassen alle Teilgebiete der KI: maschinelles Lernen, Wissensrepräsentationen, Sprach und Bildverarbeitung.
- Konnektionistische Systeme haben eine eigene Beschreibungsebene; die Verarbeitung wird durch eine Vielzahl sehr einfacherer Prozessoren durchgeführt, die einfachere Funktionen ausführen sollen. Die simultane Interaktion dieser Prozessoren soll Problemlösungen ermöglichen.
- FELDMAN definieren Konnek. M als Synthese zwischen KI und neural network-Forschung: Als Teilgebiet der KI befassen sie sich mit Algorithmen und Datenstrukturen; insbesondere der Repräsentation von Wissen und verschiedenen Inferenzstrategien. Die Methode mit der das geschieht ist der der neural-network-Forschung sehr ähnlich; es werden relaxierende Algorithmen über netzwerke eingesetzt, die eine optimale Asaptivität und Robustheit des Systems erlauben.

Die wesentlichen Merkmale des Konnektionistischen Ansatzes:

Grundlegende Architektur

Konnektionistische Modelle bestehen aus einer Vielzahl von Knoten (units), die hoch miteinander vernetzte sind. Jeder Knoten ist durch einen numerischen Aktivationswert charakterisiert. Knoten propagieren ihre Aktivierung über Konnektionen zu anderen Knoten. Die einlaufende Aktivierung wird von den Knoten summiert und gemäß einer Aktivierungsfunktion in einen neuen eigenen Aktivationszustand transformiert.

Verteilte Repräsentation

Das Wissen eines Netzes ist implizit in seiner Konnektivität gespeichert. Aktuelle Repräsentationen sind Aktivationsmuster über den Knoten des Netzwerkes. Jeder Knoten ist an der Repräsentation einer Vielzahl von Konzepten beteiligt. Dies führt zu Eigenschaften wie

automatische Generalisierung, Prototypenextraktion, Musterergänzung und Inhaltsadressierbarkeit.

Komputation als Relaxation

Komputationen in konnektionistischen Netzen können als Relaxationssuche nach einem Optimalzustand angesehen werden.

Lernen als Änderung der Konnektivität

Lernen besteht in der Änderung der Konnektivität aufgrund von Erfahrungen. Dies geschieht durch die Modifikation der Konnektionsstärken aufgrund lokal operierender Lernregeln.

Lernprobleme können darin bestehen, bestimmte Inputmuster mit bestimmten outputs zu assoziieren, oder aus einer Menge von Mustern relevante Regularitäten zu extrahieren.

Beispiel für ein konnektionistisches Modell:

Ein Netzwerk besteht aus mehreren Knoten wobei jeder Knoten ein bestimmtes Konzept repräsentiert. Nehmen wir an das Netzwerk soll das Konzept eines Hauses repräsentieren, so sind die Knoten Konzepte wie „Wand“, „Tür“, „Fenster“... Zwischen den einzelnen Knoten existieren gewichtete Kanten, die es erlauben verschiedene Arten eines Hauses zu enkodieren; z.B.: Hochhäuser haben einen Aufzug, Gartenhäuser bestehen oft aus Holz. „Hochhaus“ und „Aufzug“ werden also durch eine Kante mit hohem Gewicht verknüpft. Somit werden „Hochhaus“ und „Aufzug“ auch einen hohem Aktivationswert bekommen, woran sich nichts ändern wird, egal wie oft das Netzwerk upgedatet wird.

Unterscheidung zwischen konnektionistischen Ansatz und konventionellen Programmen:

Zwei wesentliche Merkmale unterscheiden den konnektionistischen Ansatz von den konventionellen regelbasierten Programmen:

- 1) Das Wissen eines neuronalen Netzwerkes liegt in den Verbindungen zwischen den Einheiten und in ihren Gewichten. Im Gegensatz dazu liegt das Wissen eines Expertensystems in seinen Regeln. (z.B. Wenn / dann Paare)
- 2) Ein neuronales Netzwerk wird angeregt durch die Aktivitäten, die durch die Einheiten weitergegeben werden. Im Gegensatz dazu wird ein Expertensystem angeregt durch die Symbole, die durch die Wenn/ dann Regeln erzeugt werden.

Kontextsensitivität:

Repräsentiert man ein Konzept als Aktivationsmuster über einer großen Zahl von Merkmalsknoten, so wird die interne Struktur des Aktivationsmusters in Abhängigkeit von der komplexen Struktur, in der es auftaucht variieren. Das liegt daran, dass je nach Kontext andere Konfigurationen von Merkmalsknoten aktiviert werden. Z.B. „Kaffee in einer Tasse“ wird einen anderen Merkmalsvektor aktivieren als „zu Eis gefrorener Kaffee am Stiel“.

Außerdem wird die Aktivierung eines Knotens vom aktuellen Aktivationszustand aller direkt oder indirekt mit ihm verbundenen Knoten bestimmt; zudem sollte man den Gesamtzustand des Netzes nicht außer Acht lassen.

Die kontextsensitive Verarbeitung multipler Randbedingungen gehört nun zu den anerkannten Stärken konnektionistischer Modelle, was vermuten lässt, dass der Prozess der Bedeutungskonstruktion adäquater in diesen Modellen als in klassischen Architekturen dargestellt werden kann.

7) Lernprozess

Ein neuronales Netz "lernt", indem es sich gemäß einer fest vorgegebenen Vorschrift, der Lernregel, selbst modifiziert. Prinzipiell kann der Lernprozeß bestehen aus:

- Entwicklung neuer Verbindungen
- Löschen existierender Verbindungen
- Modifikation der Gewichte
- Modifikation des Schwellenwertes
- Modifikation der Aktivierungs- bzw. Ausgabefunktion
- Entwicklung neuer Zellen
- Löschen bestehender Zellen

Von diesen Möglichkeiten wird das Lernen durch Veränderung der Gewichte, am häufigsten verwendet. Erst in letzter Zeit haben Verfahren, die auch eine Veränderung der Topologie beinhalten an Bedeutung gewonnen.

Wie schon erwähnt bestehen neuronale Netze aus einer Anzahl von Neuronen, die miteinander verbunden sind. Über diese Verbindungen wird Aktivität zwischen den Neuronen übermittelt. Ein Neuron sammelt alle einlaufenden Aktivitäten und geht in Abhängigkeit von diesem Input in einen bestimmten Zustand über. Es wird also aktiv, inaktiv oder bleibt gleich.

Die Verbindungen zwischen den Neuronen sind unterschiedlich stark. Je stärker eine Verbindung, desto grösser die gegenseitige Beeinflussung. Das Netz lernt, indem es die Verbindungsstärken (Verbindungsgewichte) zwischen den Neuronen verändert. Hierzu gibt es unterschiedliche Verfahren.

Die bekannteste Methode ist die Delta-Regel.

Inputneuronen sind spezielle Knoten, über die ein Input an das Netz erfolgt. Diese Neuronen sammeln keine Aktivität, sondern werden von aussen aktiv gesetzt.

Die Delta-Regel erklärt wie ein Netz eine Zuordnung lernt, ich erkläre dies nun am Beispiel der Medizin.

1. Die Inputknoten werden aktiviert (auf den Wert 1 oder 0 gesetzt). Die Knoten symbolisieren bestimmte Hinweisreize, z.B. bestimmte Symptome einer Krankheit. Ist ein Knoten aktiviert, hat er den Wert 1, dies bedeutet, dass das Symptom vorhanden ist.

2. Das Netz errechnet die Aktivierung der einzelnen Outputknoten, indem die Werte aller assoziativen Verbindungen zwischen einem aktiven Inputknoten und dem Outputknoten addiert werden. Die Outputknoten stehen für das vorherzusagende Ergebnis, z.B. für die einzelnen Krankheiten.

Die assoziative Verbindung von einem Inputknoten zu einem Outputknoten spiegelt das Ausmass wieder, in dem das Netz einen Zusammenhang zwischen einem bestimmten Symptom und einer Krankheit sieht. Je stärker die Beziehung zwischen Symptom und Krankheit, desto höher der Wert der assoziativen Verbindungen. Das Netz lernt, aufgrund einzelner Beispiele, die korrekten Beziehungen zwischen Symptom und Krankheit herzustellen, indem die Gewichte systematisch verändert werden.

3. Dann wird Vergleich der errechneten Aktivierung der Outputknoten mit einer vorgegebenen Zielaktivierung vorgenommen. Die Zielaktivierung stellt die korrekte Antwort dar. Diese wird mit der aktuellen Aktivierung verglichen. Die Differenz zwischen Zielaktivierung und Outputaktivierung wird errechnet.

4. Es kommt zu einer Anpassung der assoziativen Verbindungen: Zu jeder assoziativen Verbindung wird die Differenz zwischen Ziel- und errechneter Aktivierung hinzuaddiert.

Es werden jedoch nur die assoziativen Gewichte zu den aktiven Inputknoten verändert. Der Grund ist, dass nur die aktiven Knoten zu dem Fehler, der sich in der Differenz zwischen errechneter Aktivierung und Zielaktivierung ausdrückt, beigetragen haben.

5. Der fünfte Schritt besteht aus den Vorgaben eines neuen Inputs und Wiederholung des Lernzyklus.

8) Arten des Lernens

Bevor man mit einem neuronalen Netz arbeiten kann, muss es erst einmal trainiert werden. Grundsätzlich gibt es drei Möglichkeiten: überwachtes Lernen, unüberwachtes Lernen und bestärkendes Lernen.

Überwachtes Lernen (*supervised learning*)

In den meisten Fällen wird überwachtes Lernen bevorzugt, da man hier eine bessere Kontrolle über den Lernvorgang behält.

Beim überwachten Lernen gibt ein externer Lehrer dem Netz zu jeder Eingabe die korrekte Ausgabe oder die Differenz der tatsächlichen zur korrekten Ausgabe an. Der vom Benutzer erwünschte Ausgabewert wird mit dem Ausgabewert des Netzes verglichen. Anhand dieser Differenz wird dann das Netz über die Lernregel modifiziert. Die berechnete Abweichung wird als Fehler an das Netz übermittelt und Ziel ist die Minimierung des Fehlers während des Trainings.

Diese Technik setzt allerdings voraus, daß Trainingsdaten existieren, die aus Paaren von Ein- und Ausgabedaten bestehen.

Beim Überwachten Lernen kommt am häufigsten Back-Propagation zum Einsatz. Dabei wird zuerst ein Datensatz durch das Netz geschickt. Danach wird kontrolliert, um wie viel das Ergebnis vom gewünschten Ausgabesatz abweicht. Anschließend werden die Gewichte der letzten Schicht angepasst, ebenso wie die der vorletzten usw. bis zurück zur Eingabeschicht. Dieses Verfahren wird beliebig oft durchlaufen, bis die Abweichungen einen akzeptablen Wert erreichen. Allerdings werden die Gewichte bei jedem Durchlauf etwas weniger stark angepasst, um zu verhindern, dass die Gewichte stets zwischen Werten springen, wenn beim Trainingsdatensatz außergewöhnliche Werte auftreten.

Dies kann sehr gut mit dem Menschlichen Gehirn verglichen werden. Als Kind ist das Gehirn wesentlich aufnahmebereiter, als im Erwachsenenalter. Bei neuen Informationen muss das vorhandene Wissen nur noch angepasst oder erweitert werden, es braucht ja nicht mehr komplett neu aufgebaut werden.

Unüberwachtes Lernen (*unsupervised learning*)

Unüberwachtes Lernen wird meist dann eingesetzt, wenn wenig bis keine Paare von Eingabe- und Ausgabesätzen vorhanden sind.

Hierbei gibt es überhaupt keinen externen Lehrer, daher heißt dieses Lernparadigma auch *self-organized learning*. Das Netz versucht ohne Beeinflussung von außen die präsentierten Daten in Ähnlichkeitsklassen aufzuteilen. Es wird also dem Netz sich selbst überlassen eine Ordnung zu finden.

Die SOM, auch *Self-Organizing Feature Map* oder *selbstorganisierende Karte* genannt, ist ein Vertreter des unüberwachten Lernens.

Bestärkendes Lernen (*reinforcement learning*)

Im Gegensatz zum überwachten Lernen wird dem Netz hier lediglich mitgeteilt, ob seine Ausgabe korrekt oder inkorrekt war. Das Netz erfährt nicht den exakten Wert des Unterschiedes. Da man hier zwar eine Rückgabe an das Netz gibt, aber keine explizite Korrekturanweisung, ist dies eine Mischform aus den beiden anderen Arten, die allerdings eher selten benutzt wird.

9) Fazit

Im Rahmen dieses Beitrags konnte nur ein kurzer Überblick über klassische neuronale Netze geleistet werden.

Künstliche neuronale Netze stellen ein mächtiges und umfangreiches Instrumentarium dar, das in allen betriebswirtschaftlichen Bereichen, inklusive Marketing, eingesetzt werden kann.

Sie besitzen ein enormes Weiterentwicklung- und Verbesserungspotenzial, während viele klassische statistische Methoden kaum noch Verbesserungsmöglichkeiten bieten.

„Das“ Netzwerk existiert nicht.

Die Leistungsfähigkeit eingesetzter Künstlicher neuronaler Netze und die Qualität erzielter Ergebnisse sind im hohen Grad von einer problemadäquaten Wahl des Netzwerktyps und weiterhin der Netzwerkarchitektur abhängig.

Das bedeutet, dass durch die Vielfalt der Netzwerktypen kein allgemeines „Rezept“ für die Entwicklung einer optimalen Netzwerkstruktur existiert.

Aus diesem Grund ist ein besonders sorgfältiges, systematisches Vorgehen bei der Netzwerkentwicklung geboten.

Das bedeutet, dass es kein „Trial and Error“ Verfahren werden soll.

Auch Kenntnisse und Erfahrungen des Entwicklers spielen beim Umgang mit künstlichen neuronalen Netzen eine wichtige Rolle.

Man muss sich also überlegen, ob es einen Sinn macht diese künstlichen neuronalen Netze einzusetzen oder ob es besser ist, bei den einfachen Methoden zu bleiben.

Künstliche neuronale Netze können zu komplex und ihr Einsetzen zu aufwändig sein.

Ob man über die Verknüpfung von künstlichen Neuronen jemals eine bewusste Intelligenz erschaffen können wird, ist bis jetzt nicht zu beantworten und bleibt deshalb eine philosophische Frage.

Allerdings wird inzwischen versucht, biologische und künstliche Neuronen zu verknüpfen. Es ist momentan nicht möglich, mehr als ein paar hundert Neuronen zu Software-Künstliche neuronale Netze zusammenzufassen, weil der Aufwand des Trainings ansonsten zu groß wäre (Rechnerkapazität).

Hardware-Künstliche neuronale Netze können bis zu 30.000 Neuronen beinhalten, was weniger als ein 30.000tel des menschlichen Gehirns ist.

10) Diskussion:

Was sind die Vor- und Nachteile künstlicher neuronaler Netze?

1) Was ist an neuronalen Netzen zu kritisieren?

An den neuronalen Netzen ist negativ, dass

- ❖ die neuronale Modellierung ein recht komplizierter und aufwändiger Prozess ist,
- ❖ im Vergleich zu herkömmlichen statistischen Verfahren benötigt es ein Vielfaches an Rechenkapazität.
- ❖ Deshalb scheint die praktische Anwendung neuronaler Netze nicht in jedem Fall empfehlenswert zu sein, insbesondere wenn es darum geht, in kurzer Zeit Ergebnisse zu liefern oder sich lediglich einen Überblick über ein zu analysierendes Problem zu verschaffen.

2) Vorteil von neuronalen Netzen?

Der eigentliche und bedeutsame Vorteil einer neuronalen Modellierung ist und bleibt:

- ❖ ihre enorme Flexibilität, die den Modellkonstrukteur in die Lage versetzt, auch ohne Vorgabe eines Funktionsausdruckes komplexe Generalisierungen zu erlauben.

Was sind die Vor- und die Nachteile der künstlichen neuronalen Netze in der Berufswelt bzw. im Alltagsleben?

Der Mensch wird an seinem Arbeitsplatz durch eine Maschine ersetzt. Immer wieder hört man aus den Medien, dass ein großer Konzern über 20 Tausend Arbeiter entlassen muss. Die Maschinen können selbst unter Dauerbelastung arbeiten. Sie benötigen keine Pausen und arbeiten sogar die ganze Nacht durch. Wesentlich für den Auftraggeber ist auch, dass diese Maschinen nicht krank werden oder in Urlaub fahren möchten. Sie sind ein permanenter Dauerarbeiter.

Quellenangaben:

Suche im Internet:

- www.google.com:

Suchbegriff: künstliche neuronale Netze

www.ifs.tuwien.ac.at

<http://www.dbai.tuwien.ac.at/education/AIKonzepte/Folien/NeuronaleNetze.pdf>

www.logic.at/informatik/intern/spinfai2.ps

http://www.weiprecht.de/ANN/jw_ann.html

http://www.kueichstaett.de/Fakultaeten/WWF/Lehrstuehle/WI/Lehre/dm_v/HF_sections/content/DM%204.pdf

<http://www.neuronales-netz.de/NeuronalesNetz.pdf>

- www.wikipedia.com:

Suchbegriff: neuronale Netzwerke

http://de.wikipedia.org/wiki/K%C3%BCnstliches_neuronales_Netz

Fachliteratur:

Aschenwald J.F., „künstliche neuronale Netze“, 2000

Spitzer Manfred, „Geist im Netz“, 2000

Zaun, Detlef P., „künstliche neuronale Netze und Computerlinguistik“, 1999

Computerprogramm:

Denis Huber, MemBrain