Herzlich Willkommen

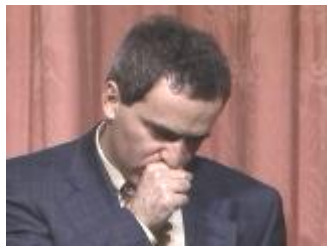
fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Spielstrategien

gehalten von Nils Böckmann

Agenda

1. Einführung
2. Problemstellung
3. Abgrenzung
4. Zielstellung / grober Überblick
5. Vorstellen der Konzepte
    1. Umgebungslogik
    2. Spielbäume / Suchbäume
    3. Neuronale Netze
6. Zusammenfassung
7. Fazit
8. Quellen



1997

The Rematch

Kasparov 2.5 – Deep Blue 3.5

Weitere infos: http://www.research.ibm.com/deepblue

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Punkt 1

- Deep Blue kann über 200,000,000 Schach Situationen pro Sekunde errechnen und bewerten
- Kasparov 3

Punkt 2

- Deep Blue hat nur begrenztes Wissen über Schach, aber riesiges über Berechnungen
- Bei Kasparov ist das umgekehrt

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Punkt 3

- Deep Blue hat keine Emotionen oder Gefühle
- Kasparov nutzt diese um Weltklasseschach zu spielen

Punkt 4

- Deep Blue hat von vielen Leuten (Schachmeistern etc.) profitiert
- Kasparov wird nur von seinem Coach Yuri Dokhoian und seiner eigenen Leidenschaft, das beste Schach der Welt zu spielen, gefördert

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Punkt 5

- Deep Blue ist kein lernendes System. Es ist daher nicht fähig von seinem Gegner zu „lernen“ oder über die momentane Situation des Schachspiels „nach zu denken“
- Kasparov ist fähig sehr schnell aus seinen Fehlern und Erfolgen zu lernen

Punkt 6

- Deep Blue kann durch nichts und niemanden von seinem Spiel abgebracht werden
- Kasparov ist stets durch menschliche Schwächen wie: Langeweile, Verlust der Konzentration etc. beeinflussbar

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Punkt 7

- Deep Blue ist sehr effektiv darin, Schachprobleme zu lösen, aber er ist dümmer, als jeder andere Mensch auf dieser Erde
- Gary Kasparov ist sehr intelligent. Er hat mehrere Bücher geschrieben, ist politisch aktiv, etc.

Punkt 8

- Jeder Wechsel der Spielstrategie von Deep Blue muss von seinen Programmierern nach dem Spiel vorgenommen werden
- Kasparov kann jederzeit seine Strategie ändern

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Punkt 9

- Deep Blue kann nur Schachpositionen bewerten, nicht aber schwächen seines Gegners
- Kasparov kann seinen Gegner gut bewerten, ihre Schwächen herausfinden und dann ausnutzen

Punkt 10

- Deep Blue berechnet möglichst viele Züge vorraus um die beste Position herauszufinden (bei 200 Millionen pro Sekunde garnicht so schlecht)
- Kasparov muss dies auch tun, nur wesentlich langsamer

[Problemstellung]

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Ausgangslage

- Spiele faszinieren die Menschheit schon seit den frühen Anfängen
- Sie bieten
  - Ablenkung
  - Freude
  - Entspannung
  - etc…
- Man benötigt meist einen Partner

Lösung

- Computer ersetzt den zweiten Spieler
- Computergegner muss möglichst gut sein, da der Spieler eine Herausforderung sucht

[Abgrenzung]

- Vorstellung von drei Konzepten zur Erstellung eines künstlichen Computergegners

- Zwei Grundsätzliche Verfahren
  - Deklarative Verfahren
    - Nur Randbetrachtung
    - Keine Relevanz in der Praxis
  - Heuristische Verfahren
    - Erklärung an „Tic Tac Toe“
    - Hohe Praxisrelevanz

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Was ist eigentlich eine Spielstrategie?

„Eine Spielstrategie bezeichnet ein Verfahren, mit dem es dem Computer möglich ist, komplexe Spielregeln in Form von Regeln / Heuristischen Funktionen abzubilden und damit eine Bewertungsgrundlage zu schaffen an Hand derer über das nächste, für uns optimale, Handeln entschieden werden kann“

[Zielsetzung / grober Überblick]

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Was ist das Ziel dieses Vortrags?

Nach diesem Vortrag sollte jeder Zuhörer sich in der Lage sehen eine Implementierung eines Computergegners mit Hilfe der Technik des Spielbaums und dem Min/Max Prinzip zu realisieren.

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Umgebungslogik

- Allgemeines
- Beispiel „Tic Tac Toe“

Umgebungslogik

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Aufbau der Wissensbasis für das Spiel

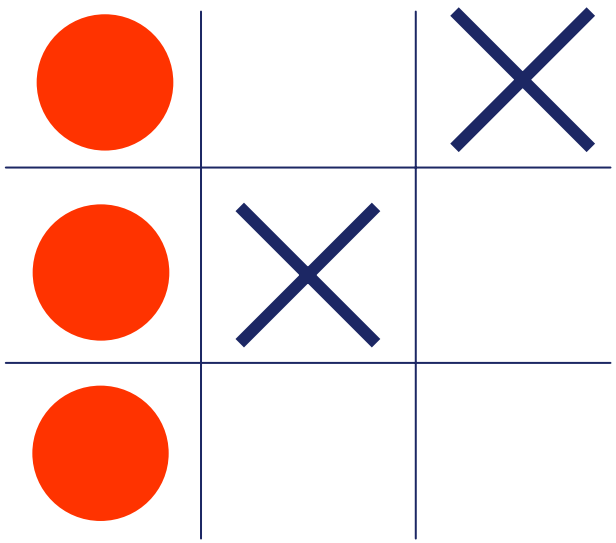
- Zwei wesentliche Ansätze
  - Deklarativer Aufbau
  - Lernender Aufbau

- Die Umgebung wird durch Regeln definiert
- Regeln für jede Situation im Spiel
- Jede Regel hat Handlungsanweisungen

- Diese Regeln heißen Sätze

- Sehr schlechter Ansatz

[Umgebungslogik] -> Tic Tac Toe



A1	A2	A3
A4	A5	A6
A7	A8	A9

A1 and A2 -> A3
A3 and A6 -> A9
A7 and A8 -> A9
A1 and A4 -> A7
A4 and A5 -> A6
A2 and A5 -> A8
A1 and A5 -> A9
A3 and A5 -> A7

- 8 Regeln, um nur die einfachen Fälle abzuhandeln
- Diese 8 müssen für alle 3 Fälle geschrieben werden (RR_, R_R, _RR)
- Das sind 24 Regeln nur um die Schlussmuster, bei denen eine Gewinnmöglichkeit besteht abzubilden

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Spielbäume

- grundlegende Informationen
- Das Min/Max Verfahren
- Terminologie
- Ansätze zur Laufzeitverkürzung
  - Alpha/Beta Pruning
  - weitere…

[Spielbäume] -> grundlegende Informationen

- Nutzen die enorme Geschwindigkeit des Computers
- Güte des Computerspielers hängt sehr stark von der Bewertungsfunktion ab
- Die komplette Berechnung des Baumes ist nahezu unmöglich
- Verfahren die nur einen Teil des Baumes berechnen werden benötigt

[Spielbäume] -> grundlegende Informationen

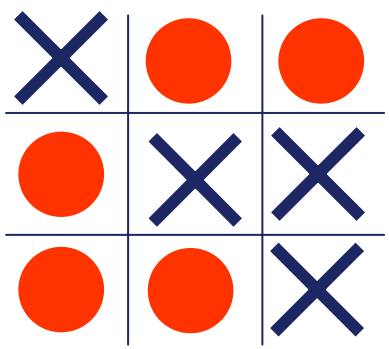
- Problem der n+1 Zug Katastrophe (Horizont Problem)
- Bewertung der einzelnen Knoten mit Hilfe von Funktionen
- Bewertung immer aus Sicht des Computerspielers
- Erklärung der Bewertungsfunktion am Beispiel von „Tic Tac Toe“

[Spielbäume] -> grundlegende Informationen

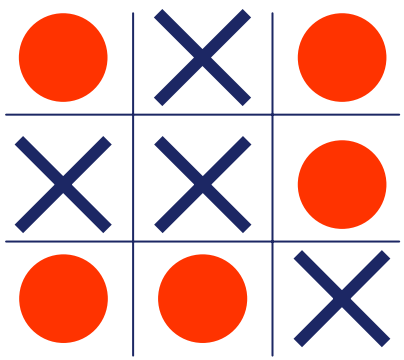
Computerspieler

gegen Spieler

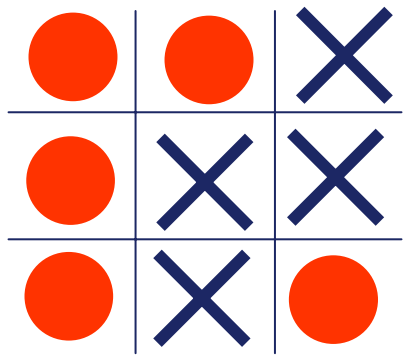
Ziel des Computers ist es immer, seine Punktzahl zu maximieren!



-1



0



1

[Spielbäume] -> das Min/Max Verfahren

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

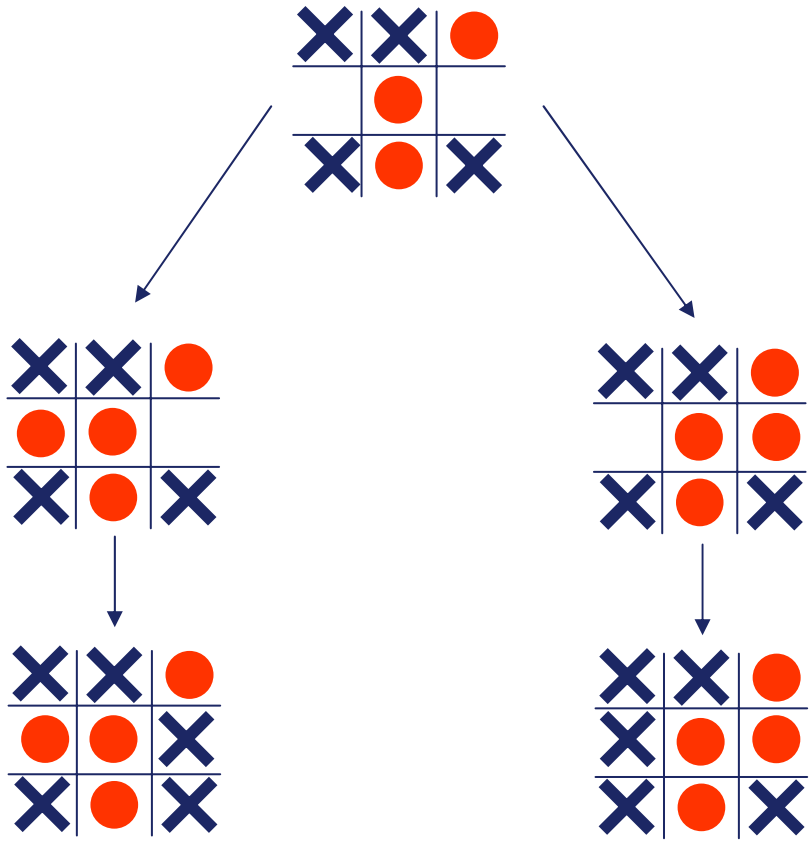
- Abwechselnde Auswahl der minimal und maximal bewerteten Spielzüge
- Abbildung der verschiedenen Ziele der Gegner
- Das Min/Max Verfahren
  - Begonnen wird mit der untersten Knotenschicht im Baum
  - Die jeweils min/max Bewertungen werden an den oberen Knoten hoch gereicht
  - Spielzug steht am Ende fest

[Spielbäume] -> das Min/Max Verfahren

Level 0

Level 1 (max)

Level 2 (min)



[Spielbäume] -> Terminologie

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Annahme

- Gegenspieler macht stets seinen besten Zug

Alphagrenze

- Der optimale Zug für den Gegner der uns die meisten Punkte einbringt

Betagrenze

- Die minimale Punktzahl die uns der Gegner zugesteht

[Spielbäume] -> Terminologie

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

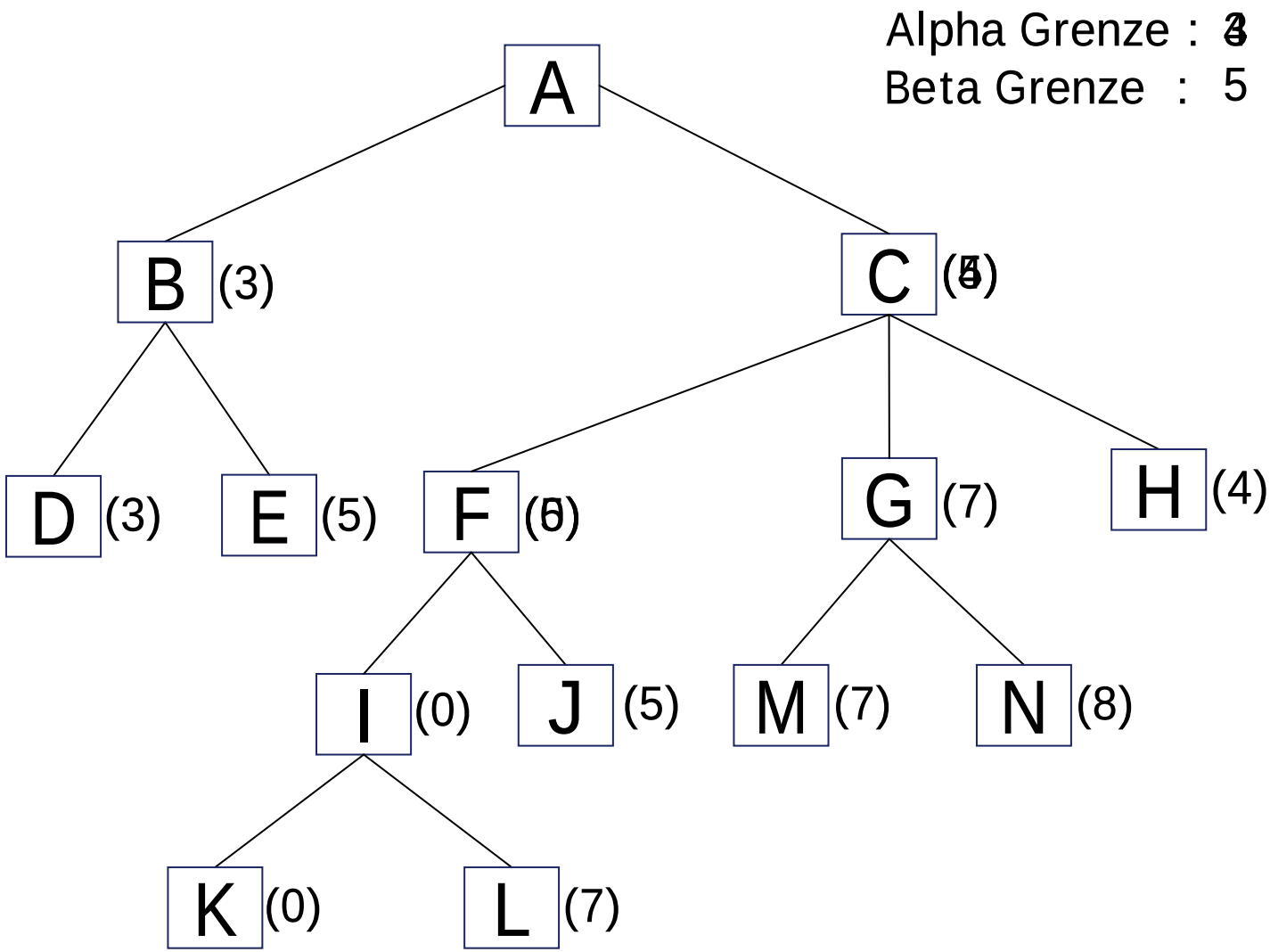
Alpha-Abbruch

- Bewertung in einem MIN-Knoten ist kleiner als die aktuelle Alpha Grenze
- Vaterknoten und alle Nachfolger müssen nicht mehr untersucht werden

Beta-Grenze

- Bewertung in einem MAX-Knoten ist größer als die aktuelle Beta Grenze
- Vaterknoten und alle Nachfolger müssen nicht mehr untersucht werden

[Spielbäume] -> Alpha/Beta Pruning



MAX-Schicht

MIN-Schicht

MAX-Schicht

MIN-Schicht

[Spielbäume] -> Optimierungen

- Laufzeitoptimierung durch Verringern der Suchtiefe innerhalb des Baums
- Auswahl eines Spielzuges innerhalb n-kompletter Durchgänge
- Gewählten Spielzug durch tiefere Suche bestätigen
- Horizontproblem wird abgeschwächt
- Einsatz von gespeicherten Eröffnungs- und Schlussmustern

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Künstliche Neuronale Netze

- Allgemeines
  - Arten von Künstlichen Neuronalen Netzen
  - Neuronen
  - Arten von Aktivierungsfunktionen
- Mustergenerierung (inkl. Symmetrien)
  - Manuell
  - Automatisch
- Training von KNN
  - Trainingsverfahren
  - Fehlerbestimmung

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Arten von künstlichen neuronalen Netzen

Perceptron

Die Eingabe und Ausgabeschicht sind direkt verbunden

Einschichtige neuronale Netze:

Neuronen liegen direkt zwischen Eingabe und Ausgabe

Mehrschichtige neuronale Netze:

Es gibt Zwischenschichten, die “im Verborgenen” sind

Neuronale Netze mit Rückkopplung:

Ausbildung eines “Gedächtnisses”

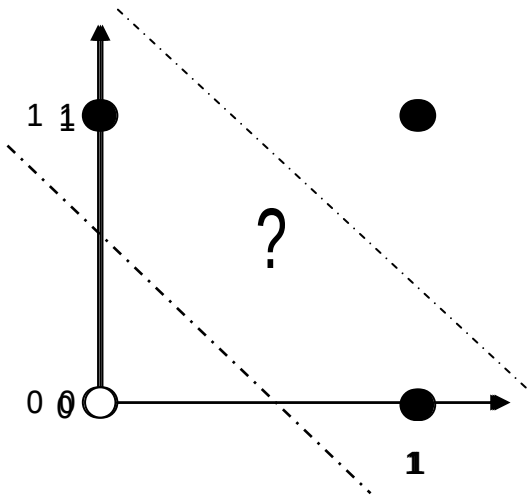
fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Einsatzgebiete von KNN‘s

- Bildverarbeitung
- Schrifterkennung
- Spracherkennung
- Robotersteuerung
- Spiele

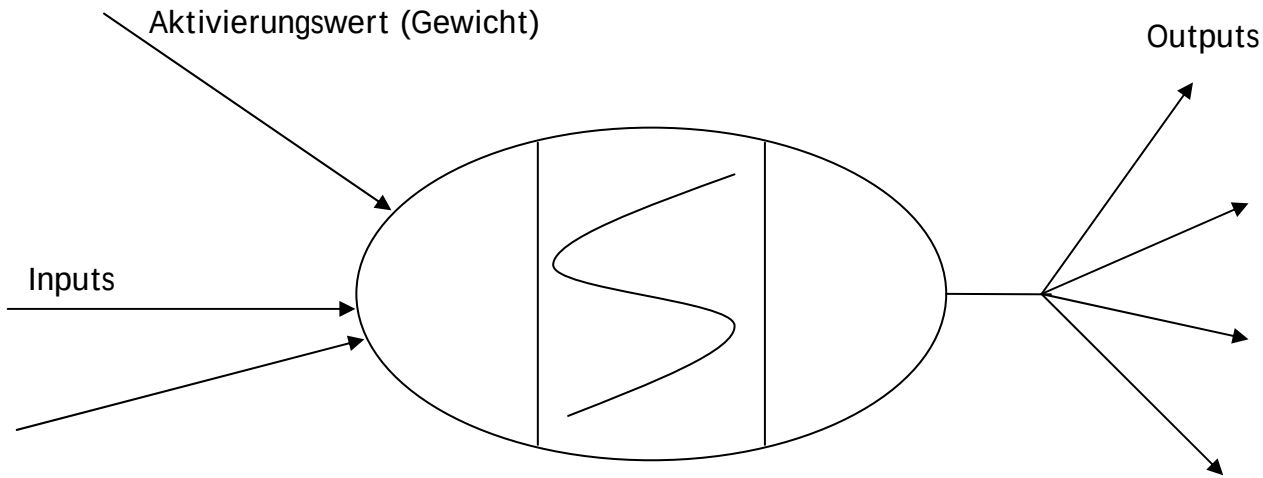
Sonderfall Perceptron

- Kann lediglich linear separierbare Funktionen darstellen
- AND und OR möglich
- XOR nicht



Das Neuron

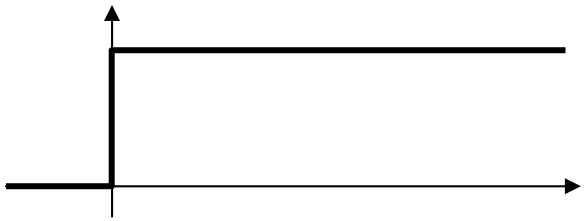
- Ein Neuron besteht aus n Eingabewerten einer Aktivierungsfunktion und n Ausgabewerten
- Dabei kann n auch den Wert 1 annehmen



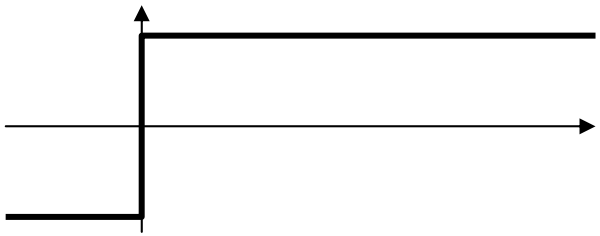
[neuronale Netze] -> Aktivierungsfunktionen

Es gibt verschiedene Aktivierungsfunktionen

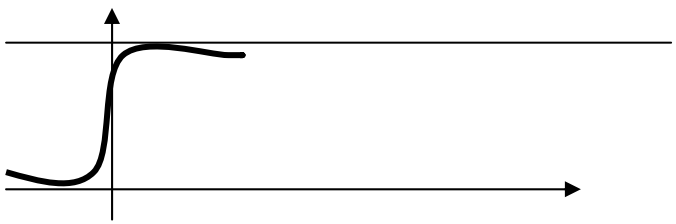
Step Funktion



Sign Funktion



Sigmoid Funktion



[neuronale Netze] -> Muster

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Manuelles generieren von Mustern

- Schaffen von Fällen mit Input- und Outputvektoren

Teilautomatisches generieren von Mustern

- Sammeln von Mustern während des Spiels
- Bewertung nach dem Spiel

Automatisches generieren von Mustern

- Neuronales Netz tritt gegen sich selber an
- Muster werden gesammelt und bewertet

[neuronales Netz] -> Training

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Trainieren mit Hilfe von Mustern

- Teached Training
- Das Netz wird mit den Mustern „gefüttert“
- stellt mit Hilfe des „Backpropagation Algorithmus“ die Gewichte der beteiligten Neuronen neu ein

[neuronales Netz] -> Training

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Trainieren mit Hilfe von „Mutierten“ Netzen (1)

- Reinforcement Learning (Bestärkendes Lernen)

- Ein bereits trainiertes Netz kann man gut mit einer mutierten Version des Netzes trainieren

- Dazu werden die Gewichte des mutierten Netzes nach einer bestimmten Funktion (z.B. dem Gauß) verändert

[neuronales Netz] -> Training

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Trainieren mit Hilfe von „Mutierten“ Netzen (2)

- Dieses mutierte Netz tritt dann gegen das alte Netz in einer Spielsituation an

- Sollte die Mutation bessere Ergebnisse als das originale Netz erzeugen, werden die Gewichte des originalen, an die des mutierten Netzes angepasst

- Dieser Vorgang kann so lange wiederholt werden, bis es keine Verbesserung mehr gibt (d.h. es gibt keinen Gewinner mehr)

[neuronale Netze] -> Bewertung

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

„In neuronalen Netzen ist das Wissen über die gelernten Fälle verteilt.“

Theoretische Vorteile der Verteilung:

- Willkürlichkeit des Funktionsklassenansatzes spielt nicht so eine große Rolle
- Undurchschaubare Fälle bekommen einen undurchschaubaren Ansatz: Der verteilte Ansatz “reguliert sich selbst”

[neuronale Netze] -> Bewertung

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

In der Praxis hat sich gezeigt:

- Für gut funktionierende neuronale Netze benötigt man weniger Lernbeispiele als in klassischen fallbasierten Systemen
- Neuronale Netze liefern bessere Resultate bei der Klassifizierung

Es ist jedoch sehr schwierig die Konfiguration des Netzwerkes für den jeweiligen Zweck herauszufinden

- Zu viele und zu wenige Knoten sind nicht Optimal

Beispiel „Tic Tac Toe“

Netztopologie

- 12 Neuronen in der Eingabeschicht
- 12 Neuronen im 1. Hidden Layer
- 06 Neuronen im 2. Hidden Layer
- 01 Neuronen in der Ausgabeschicht

Aktivierungsfunktion innerhalb der Neuronen

- $f(x) = \tanh(x)$
- $f'(x) = 1-F^2(x)$

Beispiel „Tic Tac Toe“

Wahl der 12 Eingabeneuronen

- Player 1 Einer
- Player 1 Zweier
- Player 1 Dreier
- Player 2 Einer
- Player 2 Zweier
- Leer
- Mixed Zweier / 10
- Mixed Dreier / 10
- Free Lines / 10
- Free Corners / 2 -1
- Free Center * 2 -1
- Free Fields / 10

Zusammenfassung

- Viele verschiedene Techniken
- Umgebungslogik ist eine sehr aufwendige Art
- Spielbäume sind ein sehr mächtiges Werkzeug
- Die neuronalen Netze bringen eine wesentliche Laufzeitverbesserung
- Gut trainierte Netze liefern annähernd so gute Ergebnisse wie Spielbäume
- Gut funktionierende und zu trainierendes Netze sind schwierig zu erstellen

fhwedel
UNIVERSITY OF APPLIED SCIENCES

Nicht alles ist Gold was glänzt

- Systeme wie Neuronale Netze oder Spielbäume sind ohne Fachwissen nicht einsetzbar
- Je besser der Programmierer das Spiel was er implementieren möchte verstanden hat, desto besser wird auch die KI sein
- Menschliche Sinne werden nie implementiert werden können

„Im großen und ganzen ist eine Künstliche Intelligenz auch nur eine Zusammenstellung von Regeln und keine wirklich Intelligenz!“

Quellen

- http://www.wikipedia.de
- http://www.informatik.htw-dresden.de/~iwe/Belege/2004/Kuehne
- http://www.mathematik.de/spudema/spudema_beitraege/beitraege/vorberger/
- http://student.cosy.sbg.ac.at/~amayer/projects/betagammon/backgammon.pdf
- Artificial Intelligence – A modern Approach (Stuart Russel / Peter Norvig)
- http://www.research.ibm.com/deepblue/
- Strategische Computerspiele für Ihren ATARI (John White)
- KI-Einführung und Anwendungen (Elaine Rich)
- Essentials Of Artificial Intelligence (Matt Ginsberg)
- http://www.fh-wedel.de/~iw/Lehrveranstaltungen/WS2004/WBS/WBS12.pdf
- http://www.grundstudium.info/neuro/

Ende

Vielen Dank für Eure Aufmerksamkeit!