Einführung in die Künstliche Intelligenz





6. Übungsblatt (14.07.2009)

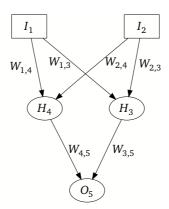
Aufgabe 1 Perceptrons, Neuronale Netze

a) Die Funktion f sei folgendermaßen definiert:

x_1	x_2	x_3	$f(x_1, x_2, x_3)$
0	0	0	1
0	0	1	0
0	1	0	1
0	1	1	0
1	0	0	0
1	0	1	1
1	1	0	0
1	1	1	1

Was ist an dieser Funktion ungewöhnlich?

- b) Konstruieren Sie ein neuronales Netz, das die obige Funktion f berechnet. Spezifizieren Sie dabei genau die verwendeten Knoten (Gewichte, Aktivierungsfunktion, ...), die Sie verwenden.
- c) Betrachten Sie das folgende neuronale Netz.



Die benutzte Aktivierungsfunktion ist die Sigmoidfunktion ($g(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$), die Gewichte sind im Ausgangszustand wie folgt:

Als Element einer Trainingsmenge wird ($I_1=1,I_2=0,T=0$) angelegt, wobei T das korrekte Ergebnis für die Eingabe $I_1=1,I_2=0$ beschreibt. Berechnen Sie zunächst die Ausgabe des Netzes und den Fehler. Geben Sie dann die neuen Gewichte $w_{1,3}$ und $w_{3,5}$ nach dem BackPropagation-Algorithmus unter Verwendung einer Lernrate von $\alpha=0.6$ an.

(Beachten Sie, daß alle Bias Weight-Werte in dieser Aufgabe auf 0 gesetzt sind und nicht eingezeichnet wurden.)

Aufgabe 2 Reinforcement Learning

Ein Agent bewegt sich in einer einfachen deterministischen Welt, die wie folgt angeordnet ist:

а	b	c
d	e	f
g	h	i

Der Agent kann sich jeweils ein Feld nach unten, oben, links, oder rechts bewegen, falls dort ein Feld ist. Jeder Schritt kostet 0.1 Punkte. Wenn der Agent im Feld f landet, erhält er einen Reward von 1 Punkt und kann sich von dort nicht mehr wegbewegen. Auf allen anderen Feldern erhält er einen Reward von 0 Punkten.

Benutzen sie im Folgenden als Discountfaktor $\gamma = 0.9$.

- a) Formulieren Sie die Reward-Funktion, d.h. geben Sie für alle möglichen Zustands-Aktions Paare (s,a) die unmittelbare Belohnung r(s,a) an.
- b) Berechnen Sie die Bewertungsfunktion $V^{\pi}(s)$ für alle Zustände s, wobei Policy π wie folgt definiert ist:
 - wenn dies möglich ist, gehe nach oben; ansonsten:
 - wenn dies möglich ist, gehe nach rechts; ansonsten:
 - wenn dies möglich ist, gehe nach unten; ansonsten:

 $\begin{array}{c|c} \rightarrow & \rightarrow & \downarrow \\ \hline \uparrow & \uparrow & \\ \hline \uparrow & \uparrow & \uparrow \\ \hline \end{array}$

- · gehe nach links
- c) Welche Änderung würde PolicyImprovement an der Strategie π für das Feld e vornehmen? (Benutzen Sie Teilaufgabe a und b)
- d) Überlegen Sie sich für jedes Feld s, welches ein optimaler Weg zum Ziel wäre. Berechnen Sie damit die optimale Bewertung $V^*(s)$ für dieses Feld. Bestimmen Sie zusätzlich die optimale Q(s,a)-Funktion für alle möglichen Zustands-Aktion Paare (s,a).
- e) Bilden Sie aus der optimalen Q-Funktion eine optimale Policy.
- f) Versuchen Sie, mittels Q-Learning die Q-Funktion direkt zu lernen, indem Sie den Agenten auf ein zufällig gewähltes Anfangsfeld stellen und die jeweils beste Aktion nach der momentanen Q-Funktion ausführen (bei Gleichheit zufällige Auswahl), die Update Regel anwenden, bis der Agent am Ziel angekommen ist und das ganze bis zur Konvergenz wiederholen. Benutzen Sie als Lernrate $\alpha=1$.