SEMINAR REINFORCEMENT LEARNING

OBERSEMINAR ADAPTIVE ROBOTERSTEUERUNG

Organisation, Überblick, Themen

Uwe Dick/Tobias Scheffer

Überblick heutige Veranstaltung

- Organisatorisches
- Einführung in Reinforcement Learning
- Vorstellung der Themen

Organisation

- „ Reinforcement Learning“
  - Seminar mit 2 SWS (3 LP)
- „ Adaptive Robotersteuerung“
  - Oberseminar mit 2 SWS (3 LP)
- Ansprechpartner:
  - Uwe Dick, Raum 03.04.0.19, uwedick@cs.uni-potsdam.de
  - Prof. Tobias Scheffer, Raum 03.04.0.17, scheffer@cs.uni-potsdam.de
- Webseite:
  - http://www.cs.uni-potsdam.de/ml/teaching/ss11/reinforcement.html

Ablauf des Seminars

- Heute: Vorstellung der Themen
- Themenwahl per Email an mich
- Ab Freitag: Vorlesung zu Methodik für Ausarbeitung und Vortrag als Video auf der Seminarwebseite
- Jedem Thema wird ein Betreuer zugewiesen, mit dem der Teilnehmer Termine zur Besprechung vereinbaren kann
- Schriftliche Ausarbeitung und Seminarvortrag (20 min)
- Die Vorträge der Teilnehmer im Block später im Semester (1.7., bei vielen Teilnehmern zusätzlicher Termin).

Literatur / Vorlesung

- Es wird empfohlen, als einführende Lektüre *Richard Sutton, Andrew Barto: Reinforcement Learning* zu lesen. (Findet sich im Web)

- Desweiteren seien die Vorlesungen RL1 und RL2 im Rahmen der Veranstaltung Machine Learning 2 empfohlen.
- Termine:
  - Donnerstag, 21.04., 12:00
  - Donnerstag, 28.04., 12:00

Reinforcement Learning

- = Lernen von sequenziellen Entscheidungen. Die Güte einer Entscheidung wird durch die Güte der Entscheidungssequenz bestimmt.
  - Temporal Credit Assignment Problem.
  - Modell für Auswirkungen einer Entscheidung oft nicht bekannt.

- ≠ überwachtes Lernen: Lernen einer Entscheidungsfunktion aus Beispielen der richtigen (Einzel-)Entscheidung.

Reinforcement Learning

- Beispiele
  - Schach / Go: Welcher Zug hat welchen Einfluss auf das Spielergebnis?
  - Robofußball: Eine positive Bewertung bekommt der Roboter für ein geschossenes Tor. Aber welche Bewegungen haben das ermöglicht?
  - Helikopterflug: Welche Bewegungen müssen ausgeführt werden, um bei unvorhersehbaren äußeren Bedingungen nicht abzustürzen?

Was ist Reinforcement Learning?

- RL-Methoden sind „Sampling based methods to solve optimal control problems “ (Richard Sutton)
- Suche nach einer optimalen Policy: Funktion von Zustand zu Aktion.
- Optimalität des Lernens: Policy mit höchstem erwarteten Reward.
- Aber auch: schnelles Lernen ohne zuviele Fehler zu machen.

Markov Decision Processes

- Markov-Entscheidungsprozess (S, A, R, P)
- S : endliche Zustandsmenge
- A : endliche Aktionsmenge
- P : Übergangswahrscheinlichkeiten

$$P(s'|s,a) \; s, s' \in S, a \in A$$

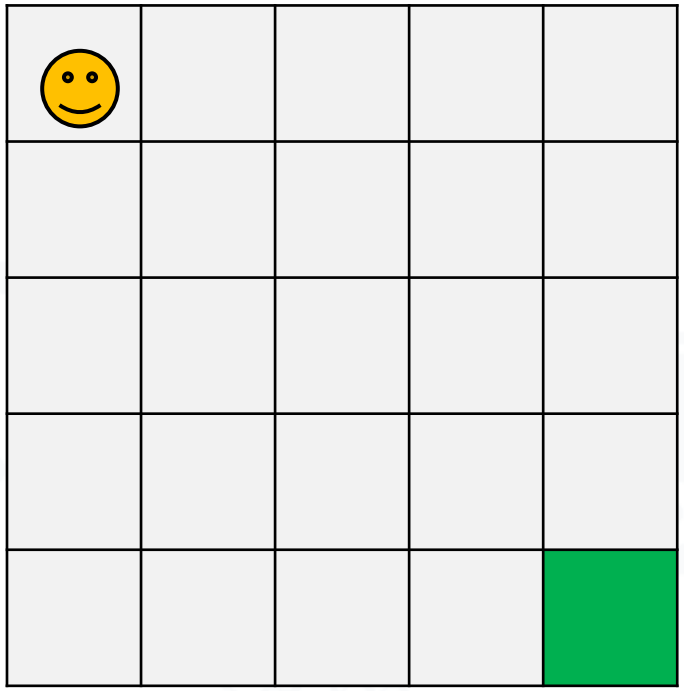
- R : Erwarteter Reward. Beschreibt den sofort erzielten Gewinn.

$$R : (S \times A) \rightarrow \mathbb{R}$$

- Discount factor $0 \leq \gamma < 1$.

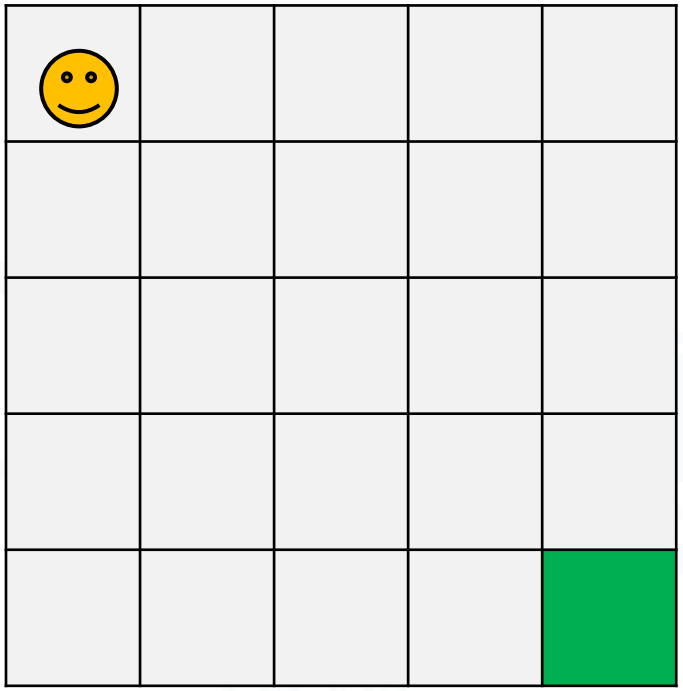
Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum S
  - Startzustand $s_s \in S$
  - Zielzustand $s_z \in S$



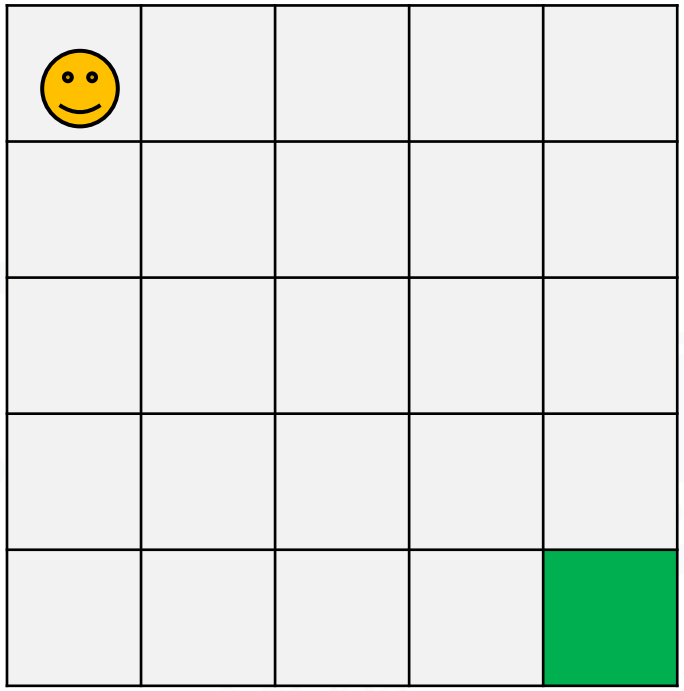
Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum S
- Aktionsmenge A
  - A=(links, rechts, oben, unten)



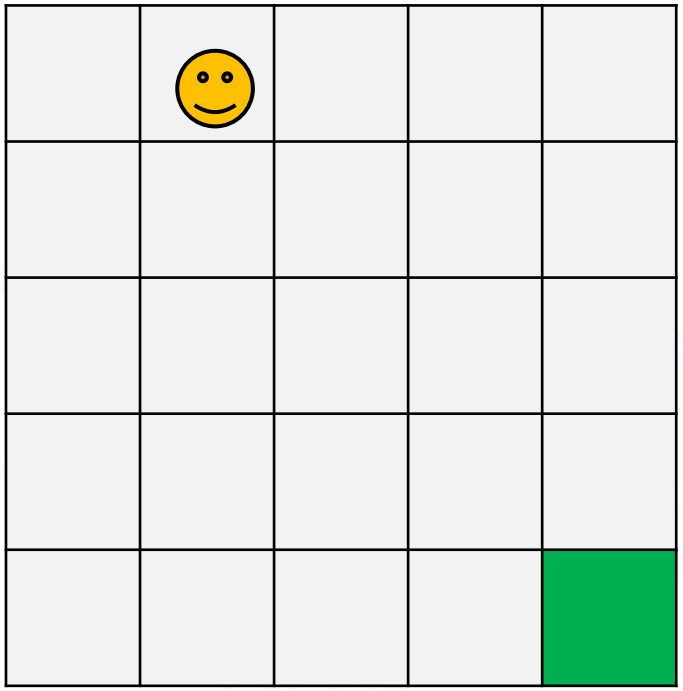
Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum S
- Aktionsmenge A
- Übergangswahrscheinlichkeit P
  - $P((1,2)|(1,1), \text{rechts}) = 1$



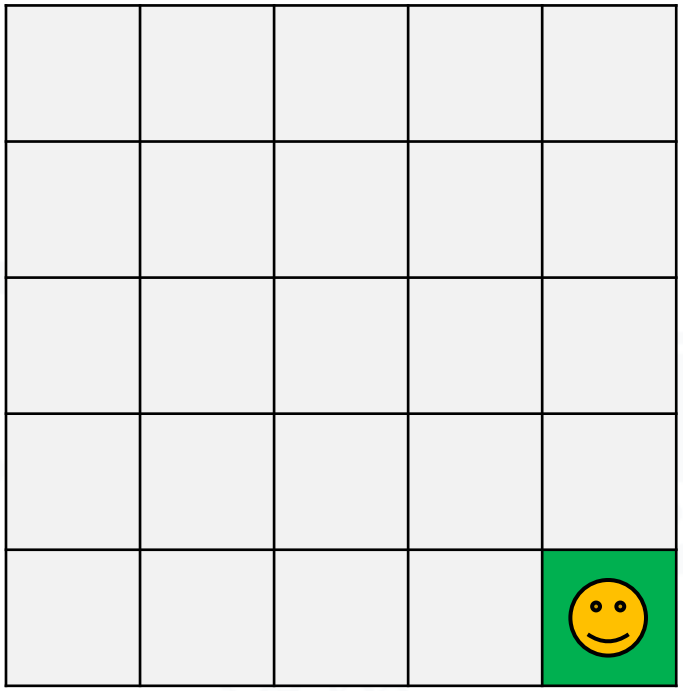
Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum S
- Aktionsmenge A
- Übergangswahrscheinlichkeit P
- Erwarter Reward R
  - $R((1,1),\text{rechts}) = 0$



Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum S
- Aktionsmenge A
- Übergangswahrscheinlichkeit P
- Erwarter Reward R
  - $R((4,5),\text{unten}) = 1$



Markov Decision Processes

- Markov-Entscheidungsprozess (S, A, R, P)
- S : endliche Zustandsmenge
- A : endliche Aktionsmenge
- P : Übergangswahrscheinlichkeiten

$$P(s'|s,a) \; s, s' \in S, a \in A$$

- R : Erwarteter Reward. Beschreibt den sofort erzielten Gewinn.

$$R : (S \times A) \rightarrow \mathbb{R}$$

- Discount factor $0 \leq \gamma < 1$.

MDP

- Eine deterministische stationäre Policy bildet Zustände auf Aktionen ab. $\pi : S \rightarrow A$

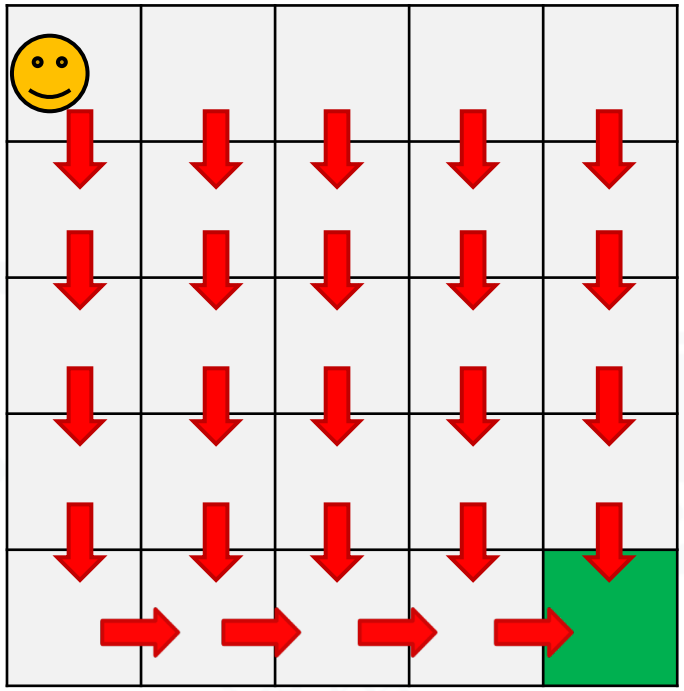
- Stochastische Policy: Funktion von Zuständen auf eine Verteilung von Aktionen.

- Ziel: Finde Policy π, die den erwarteten kumulativen (discounted) Gewinn maximieren.

$$E_{\pi,P}\left[\sum_{t=0}^{\infty}\gamma^t R(s_t,\pi(s_t))\right]$$

Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum *S*
- Aktionsmenge *A*
- Übergangswahrscheinlichkeit *P*
- Erwarter Reward *R*
- Discountfaktor $\gamma = 0,9$
- Policy π
  - Gute Policy π_1
- Erwarteter discounted Reward

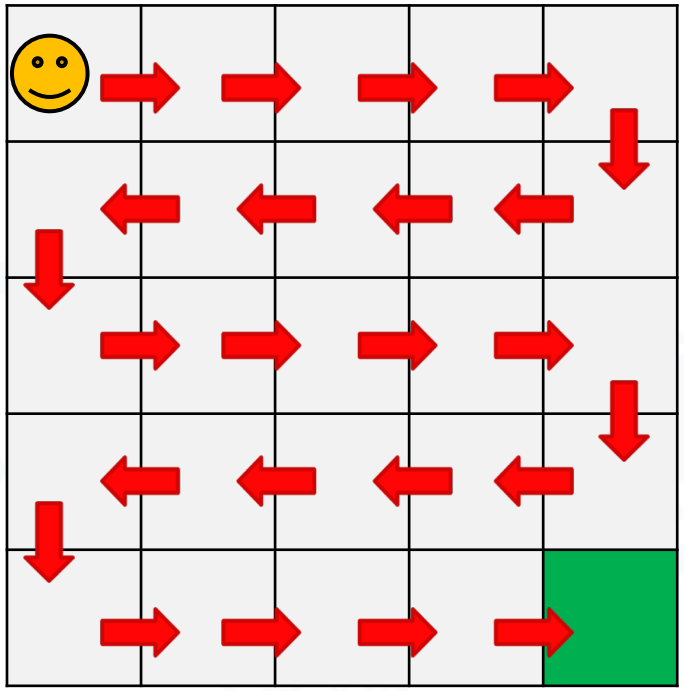


$$E_{\pi,P}\left[\sum_{t=0}^{\infty}\gamma^t R(s_t,\pi(s_t))\,|\,s_0=s_s\right]=0,9^7$$

Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum *S*
- Aktionsmenge *A*
- Übergangswahrscheinlichkeit *P*
- Erwarter Reward *R*
- Discountfaktor $\gamma = 0,9$
- Policy π
  - Schlechte Policy π_2 
- Erwarteter diskounted Reward

$$E_{\pi,P}\left[\sum_{t=0}^{\infty}\gamma^t R(s_t,\pi(s_t)) \mid s_0 = s_s\right] = 0,9^{23}$$



Value Functions – Bewertungsfunktionen

- Value function $V^{\pi}(s)$ für einen Zustand s und Policy π beschreibt den erwarteten kumulativen Gewinn der von diesem Zustand aus erreicht wird.

$$V^{\pi}(s_t) = E_{\pi,P}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R(s_{t+k}, \pi(s_{t+k}))\right]$$

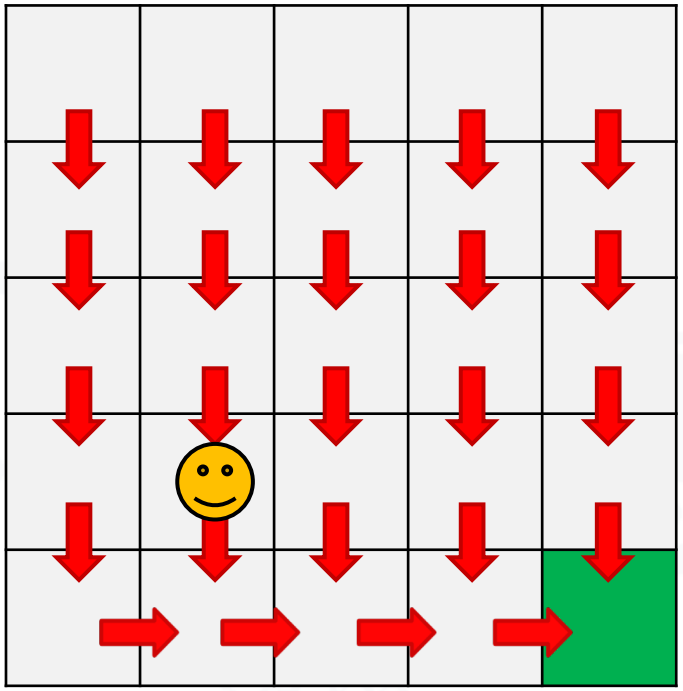
- Es existiert immer eine optimale deterministische stationäre Policy π^*, die die Value Function maximiert.

$$V^*(s) = \max_{\pi} V^{\pi}(s)$$

$$V^{\pi^*}(s) = V^*(s)$$

Beispiel: Gridworld

- Zustandsraum *S*
- Aktionsmenge *A*
- Übergangswahrscheinlichkeit *P*
- Erwarter Reward *R*
- Discountfaktor $\gamma = 0,9$
- Policy π
  - Gute Policy π_1
- Value Function *V*



$$V^{\pi_1}(s_t) = E_{\pi,P}\left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R(s_{t+k}, \pi(s_{t+k}))\right] = 0,9^3$$

Modellwissen

- Es ergeben sich unterschiedliche Problemstellungen je nach Wissen über den MDP.

- MDP vollständig bekannt.
  → Planen.

- MDP nicht oder teilweise bekannt. Es kann Erfahrung gesammelt werden durch Interaktion mit der Umgebung.
  → Reinforcement Learning.

Arten von Reinforcement Learning

- Reinforcement Learning-Methoden können eingeteilt werden bezüglich der Verwendung der Interaktionsbeispiele.

- Indirekte Methoden:
  - Model learning

- Direkte Methoden:
  - Direct Policy Search
  - Value function estimation

Themenüberblick

- Hierarchisches Reinforcement Learning
- Planen in großen Zustandsräumen
- RL in Spielen
  - Go
  - Backgammon
- Modellbasiertes RL
- Roboterfußball
- Apprenticeship Learning:
  - Autonomer Helikopterflug
  - Autonomer vierfüßiger Roboter

Hierarchisches RL

- Dekomposition von Policy und Value Function in Hierarchische Subtasks.
- Verbesserte Exploration durch größere Schritte auf höherer Abstraktionsebene
- Es müssen weniger Parameter gelernt werden
- Besserer Transfer des Gelernten auf neue Probleme, da gelernte Subtasks wiederverwendet werden können.

- *T.G. Dietterich: The MAXQ Method for Hierarchical Reinforcement Learning.*

Planen in großen Zustandsräumen

- Angenommen ein Model ist bekannt, aber der Zustandsraum ist sehr groß -> Dynamische Programmierung nicht mehr realisierbar.
- Monte-Carlo-Sampling Methoden besser geeignet.
- Baum-basierte Methoden
- Deutliche Verbesserung der Performanz durch State-Of-The-Art Methode UCT

- *Kearns, Mansour, Ng: A Sparse Sampling Algorithm for Near-Optimal Planning in Large Markov Decision Processes.*
- *Kocsis, Szepesvári: Bandit based Monte-Carlo Planning.*

RL in Spielen 1: Go

- Go ist ein Brettspiel, in dem die Spielstärke menschlicher Großmeister noch immer weit über der der besten Computerprogramme liegt.
- Neue Methoden des RL haben jedoch kürzlich zu einer deutlichen Leistungssteigerung von Programmen geführt.
- Upper Confidence Bound for Trees (UCT).

- *Sylvain Gelly: Ph.D. Thesis, Kapitel 4*
- *Kocsis, Szepesvári: Bandit based Monte-Carlo Planning.*
- *Gelly, Silver: Combining Online and Offline Knowledge in UCT.*

RL in Spielen 2: Backgammon

- Eine der großen Erfolgsgeschichten von RL.
- Bereits 1996 wurde TD-Gammon entwickelt, ein Programm, dass erstaunlich gute Ergebnisse lieferte.
- Eine weitere Möglichkeit ist das Lernen mit UCT.

- *G. Tesauro: Temporal Difference Learning and TD-Gammon.*
- *Lishout, Chaslot, Uiterwijk: Monte-Carlo Tree Search in Backgammon.*
- *Kocsis, Szepesvári: Bandit based Monte-Carlo Planning.*

Modellbasiertes RL: Anwendung für Produktauslieferung

- Anwendung impliziert sehr große Zustands- und Aktionsmengen.
- Beispiel eines modellbasierten RL-Algorithmus.
- Zeigt exemplarisch, welcge Probleme in RL-Anwendungen auftreten können und wie sie gelöst werden können.

- *Proper, Tadepalli: scaling Model-Based Average-Reward Reinforcement Learning for Product Delivery.*
- *Sutton, Barto: Reinforcement Learning, Kap. 8*

Anwendung: Roboterfußball

- Roboterfußball eine bevorzugte Test- und Entwicklungsumgebung zur Erforschung autonomer Robotersteuerung.
- Ausschnitt aus einer Vielzahl von behandelten Problemen und Lösungen durch RL.

- *Kohl, Stone: Machine Learning for Fast Quadrupedal Locomotion.*
- *Hester, Quinlan, Stone: Generalized Model Learning for Reinforcement Learning on a Humanoid Robot*
- *Hausknecht, Stone: Learning Powerful Kicks on the Aibo ERS-7: The Quest for a Striker.*

Apprenticeship Learning: Helikopter

- Apprenticeship Learning: Lernen von Beispieltrajektorien, also Beipielen einer optimalen Steuerung durch einen Experten.
- Inverses RL: Reward-Funktion ist unbekannt. Lerne aus Beispielen, welcher Reward am wahrscheinlichsten optmiert werden sollte. Lerne daraufhin die Policy.
- Anwendung: Autonomer Helikopterflug.

- *Coates, Abbeel,Ng: Learning for Control From Multiple Demonstrations.*
- *Coates, Abbeel,Ng: Apprenticeship Learning for Helicopter Control.*
- *Abbeel,Ng: Apprenticeship Learning via Inverse Reinforcement Learning.*

Apprenticeship Learning: LittleDog

- Apprenticeship Learning.
- Anwendung: Lernen von autonomer Steuerung eines vierfüßigen Roboters.

- *Kolter,Abbeel,Ng: Hierarchical Apprenticeship Learning, with Application to Quadrupes Locomotion.*
- *Abbeel,Ng: Apprenticeship Learning via Inverse Reinforcement Learning.*

Themenwahl: per Mail

- Mail an mich mit 3 Themenwünschen, welches Seminar, Mat. Nr.
  - uwedick@cs.uni-potsdam.de

- Hierarchisches Reinforcement Learning
- Planen in großen Zustandsräumen
- RL in Spielen
  - Go
  - Backgammon
- Modellbasiertes RL
- Roboterfußball
- Apprenticeship Learning:
  - Autonomer Helikopterflug
  - Autonomer vierfüßiger Roboter

Termine

- Vorlesungsvideo zur Methodik: ab nächsten Freitag
- Deadline erste Version der Ausarbeitung: 18. Mai
- Deadline Endversion Ausarbeitung, erste Version der Folien: 17. Juni
- Seminarvorträge: 1. Juli