Übung zu Organic Computing II

Lernverfahren

David Pätzel

3. Juli 2019

Universität Augsburg Institut für Informatik Lehrstuhl für Organic Computing

Maschinelles Lernen



- Supervised Learning (SL)
- Reinforcement Learning (RL)
- Unsupervised Learning (UL)



- Supervised Learning (SL)
 - · künstliche neuronale Netze
 - Support-Vector-Machines
 - ...
- Reinforcement Learning (RL)
- Unsupervised Learning (UL)



- Supervised Learning (SL)
 - · künstliche neuronale Netze
 - Support-Vector-Machines
 - ...
- Reinforcement Learning (RL)
 - · Monte-Carlo-Methoden
 - Temporal-Difference-Learning
 - ...
- Unsupervised Learning (UL)



- Supervised Learning (SL)
 - · künstliche neuronale Netze
 - Support-Vector-Machines
 - ...
- Reinforcement Learning (RL)
 - · Monte-Carlo-Methoden
 - Temporal-Difference-Learning
 - ...
- Unsupervised Learning (UL)
 - · Clustering-Algorithmen
 - Autoencoder
 - ...



- Supervised Learning (SL)
 - · künstliche neuronale Netze
 - Support-Vector-Machines
 - ...
- Reinforcement Learning (RL)
 - · Monte-Carlo-Methoden
 - Temporal-Difference-Learning
 - ...
- Unsupervised Learning (UL)
 - · Clustering-Algorithmen
 - Autoencoder
 - ...

Übergänge sind z. T. fließend!

ML und OC

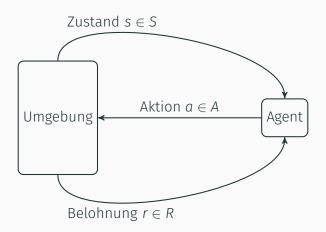


- OC: "Design zur Laufzeit" ermöglichen!
 ⇒ Online-Learning oft sinnvoll
- · viele Selbst-X-Eigenschaften setzen Lernen voraus
- insbesondere wichtig: Lernen durch Interaktion
 ⇒ RL!
- · aber: oft auch SL und UL relevant

Reinforcement Learning (RL)

Reinforcement-Learning-Modell





Endlichkeit



Meistens gilt (oder wird angenommen)

$$|S| < \infty$$
 und $|A| < \infty$

Episodische vs. kontinuierliche RL-Probleme



Definition (Episodische RL-Probleme)

... können in Episoden unterteilt werden.

Nach dem Ende einer Episode: Zurücksetzen der Umgebung in einen Startzustand, unabhängig davon, wie die Episode geendet hat.

Definition (Kontinuierliche RL-Probleme)

... sind alle nicht-episodischen RL-Probleme.

Gewinn (Return)



Definition (Gewinn)

Die über die Zeit *insgesamt* ausgeschüttete Belohnung, diskontiert mit $\gamma \in [0, 1]$:

$$g_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1}$$

Ziel des Agenten: Gewinn maximieren!

Weitere Elemente des RL-Modells



- Policy $\pi: S \to A$: Verhaltensweise des Agenten
- State-Value-Funktion v_{π} ordnet jedem Zustand den erwarteten Gewinn zu, wenn der Policy π gefolgt wird

$$V_{\pi}(s) = \mathbb{E}_{\pi}[g_t \mid s_t = s]$$

• Action-Value-Funktion v_{π} ordnet jedem Zustand und jeder darin möglichen Aktion den erwarteten Gewinn zu, wenn in diesem Zustand die Aktion gewählt wird und anschließend der Policy π gefolgt wird

$$q_{\pi}(s,a) = \mathbb{E}_{\pi}[g_t \mid s_t = s, a_t = a]$$

Lösung eines RL-Problems



- eine **optimale Policy** (Verhaltensregel) $\pi_*: S \to A$
- · optimal, wenn $V_{\pi}(s) = \max_{\pi} V_{\pi}(s)$

Was der RL-Agent dabei weiß



Nichts.

Außer die Menge der Aktionen (er muss sie ja ausführen können) und vielleicht die Menge der Zustände.

Q-Learning

Grundlegendes



- basierend auf Tabelle $O: S \times A \rightarrow \mathbb{R}$
- \cdot Garantie: Q konvergiert zu q_{π_*} (gegeben genug Zeit etc.)
 - \Rightarrow Optimale Policy wird gefunden!
- Parameter
 - Schrittweite $\alpha \in (0,1]$
 - Q-Learning-Diskontierungsfaktor $\gamma \in [0,1]$
 - ggf. $\epsilon \in (0, 1]$

Initialisierung von Q



- wichtig: $Q(\text{terminal}, a) = 0 \quad \forall a \in A$
- sonst beliebig
- z. B. $Q(s, a) = 0 \quad \forall s \in S, a \in A$



In allen Nicht-Endzuständen s:

- 1. Wähle Aktion a durch Policy basierend auf Q (z. B. ϵ -greedy).
- 2. Führe a aus.
- 3. Beobachte Belohnung r, neuen Zustand s'.
- 4. Update Q:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha(r + \gamma max_a Q(s', a) - Q(s, a))$$

In Endzuständen: Tue nichts, starte neue Episode.

ϵ -Greedy-Policy basierend auf Q



- Aktion a mit maximalem $q_{\pi_*}(s,a)$: Bestmögliche Aktion im Zustand s!
- Q(s,a) aktuelle Schätzung von $q_{\pi_*}(s,a)$ $\Rightarrow \arg\max_a Q(s,a)$ aktuelle Schätzung der besten Aktion im Zustand s
- ϵ -Greedy-Policy basierend auf Q:
 - in $0 \le \epsilon \le 1$ Fällen: Wähle Aktion arg max Q(s, a).
 - · ansonsten: Wähle zufällige Aktion.

Q-Wert von Endzuständen



- · Wichtig: Der Q-Wert von Endzuständen bleibt 0!
- · ... klar, weil keine belohnungsgebende Aktion möglich

Übungsblatt 8



- · OpenAI-Gym
- · Q-Learning

