

Grundlagen adaptiver Wissenssysteme Übungen zur Vorlesung

Prof. Dr. Thomas Gabel Frankfurt University of Applied Sciences Faculty of Computer Science and Engineering tgabel@fb2.fra-uas.de



Aufgabenblatt 4

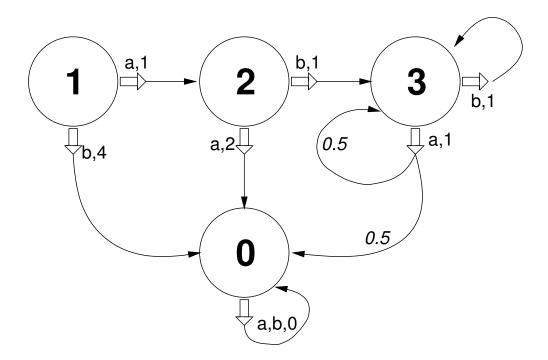
- 1. Aufgabenblatt 4 Übung 11
- 2. Aufgabenblatt 4 Übung 12
- 3. Aufgabenblatt 4 Übung 13



Betrachten Sie den in der Abbildung dargestellten MDP, in dem alle Transitionen, mit Ausnahme der auf Aktion *a* im Zustand 3 folgenden Zustandsübergänge, deterministisch sind.

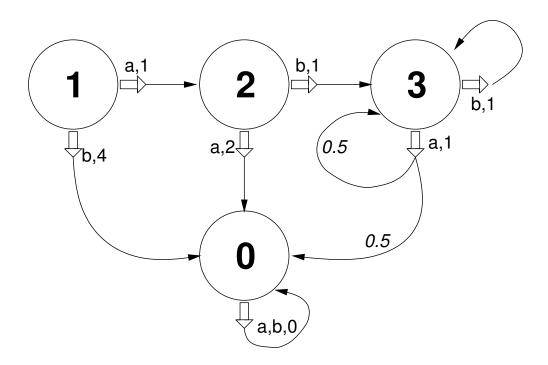


Betrachten Sie den in der Abbildung dargestellten MDP, in dem alle Transitionen, mit Ausnahme der auf Aktion *a* im Zustand 3 folgenden Zustandsübergänge, deterministisch sind.



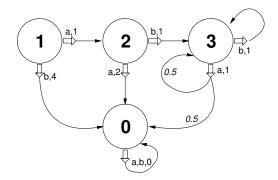


Betrachten Sie den in der Abbildung dargestellten MDP, in dem alle Transitionen, mit Ausnahme der auf Aktion *a* im Zustand 3 folgenden Zustandsübergänge, deterministisch sind.



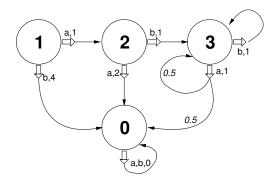
(a) Konvergiert der Wertiterationsalgorithmus, wenn er auf das gegebene Problem ohne Diskontierung angewendet wird?





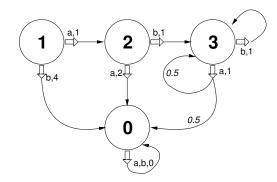
(a) Konvergiert der Wertiterationsalgorithmus, wenn er auf das gegebene Problem ohne Diskontierung angewendet wird?





- (a) Konvergiert der Wertiterationsalgorithmus, wenn er auf das gegebene Problem ohne Diskontierung angewendet wird?
- Fakt: Es handelt sich um ein SKP-Problem, da ein absorbierender Zustand (Zustand "0") existiert, in dem keine Kosten anfallen.
- Aus der Vorlesung ist bekannt, dass für die Konvergenz des Wertiterationsverfahrens die folgenden Voraussetzungen erfüllt sein müssen.





- (a) Konvergiert der Wertiterationsalgorithmus, wenn er auf das gegebene Problem ohne Diskontierung angewendet wird?
- Fakt: Es handelt sich um ein SKP-Problem, da ein absorbierender Zustand (Zustand "0") existiert, in dem keine Kosten anfallen.
- Aus der Vorlesung ist bekannt, dass für die Konvergenz des Wertiterationsverfahrens die folgenden Voraussetzungen erfüllt sein müssen.
 - Es muss mind. eine erfüllende Strategie existieren (SKP-V1).
 - Für alle nicht erfüllenden Strategien muss es mindestens einen Zustand geben, für den die Pfadkosten unendlich sind (SKP-V2).



- SKP-V1: Es muss mindestens eine erfüllende Strategie existieren.
- Def.: Eine Strategie π ist erfüllend, wenn der Agent aus allen Zuständen nach maximal n Schritten in den Terminalzustand mit positiver Wahrscheinlichkeit übergehen kann.



- SKP-V1: Es muss mindestens eine erfüllende Strategie existieren.
- Def.: Eine Strategie π ist erfüllend, wenn der Agent aus allen Zuständen nach maximal n Schritten in den Terminalzustand mit positiver Wahrscheinlichkeit übergehen kann.

$$\varrho_{\pi} := \max_{i=1,...,n} P(s_n \neq 0 | \pi, s_0 = i) < 1$$

bzw.

$$\overline{\varrho}_{\pi} := \min_{i=1,\ldots,n} P(s_n = 0 | \pi, s_0 = i) > 0$$



- SKP-V1: Es muss mindestens eine erfüllende Strategie existieren.
- Def.: Eine Strategie π ist erfüllend, wenn der Agent aus allen Zuständen nach maximal n Schritten in den Terminalzustand mit positiver Wahrscheinlichkeit übergehen kann.

$$\varrho_{\pi} := \max_{i=1,...,n} P(s_n \neq 0 | \pi, s_0 = i) < 1$$

bzw.

$$\overline{\varrho}_{\pi} := \min_{i=1,\ldots,n} P(s_n = 0 | \pi, s_0 = i) > 0$$

Beh.: π mit $\pi(0) = *, \pi(1) = b, \pi(2) = a, \pi(3) = a$ ist erfüllend.



- SKP-V1: Es muss mindestens eine erfüllende Strategie existieren.
- Def.: Eine Strategie π ist erfüllend, wenn der Agent aus allen Zuständen nach maximal n Schritten in den Terminalzustand mit positiver Wahrscheinlichkeit übergehen kann.

$$\varrho_{\pi} := \max_{i=1,...,n} P(s_n \neq 0 | \pi, s_0 = i) < 1$$

bzw.

$$\overline{\varrho}_{\pi} := \min_{i=1,\ldots,n} P(s_n = 0 | \pi, s_0 = i) > 0$$

- Beh.: π mit π (0) = *, π (1) = b, π (2) = a, π (3) = a ist erfüllend.
- Es gilt: $P(s_n \neq 0 | \pi, s_0 = i)$ ist 0 für i = 1, 0 für i = 2 sowie $(\frac{1}{2})^4$ für i = 3.



- SKP-V1: Es muss mindestens eine erfüllende Strategie existieren.
- Def.: Eine Strategie π ist erfüllend, wenn der Agent aus allen Zuständen nach maximal n Schritten in den Terminalzustand mit positiver Wahrscheinlichkeit übergehen kann.

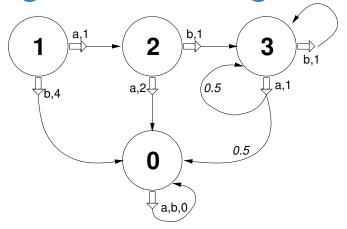
$$\varrho_{\pi} := \max_{i=1,...,n} P(s_n \neq 0 | \pi, s_0 = i) < 1$$

bzw.

$$\overline{\varrho}_{\pi} := \min_{i=1,\ldots,n} P(s_n = 0 | \pi, s_0 = i) > 0$$

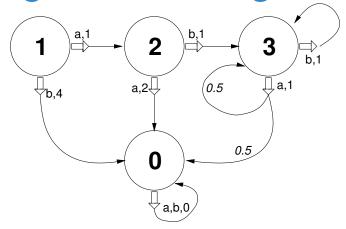
- Beh.: π mit π (0) = *, π (1) = b, π (2) = a, π (3) = a ist erfüllend.
- Es gilt: $P(s_n \neq 0 | \pi, s_0 = i)$ ist 0 für i = 1, 0 für i = 2 sowie $(\frac{1}{2})^4$ für i = 3.
- Also ist $\varrho_{\pi}=(\frac{1}{2})^4<1$ und damit SKP-V1 erfüllt.





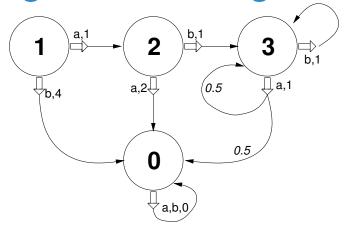
SKP-V2: Für alle nicht erfüllenden Strategien muss es mindestens einen Zustand geben, für den die Pfadkosten unendlich sind.





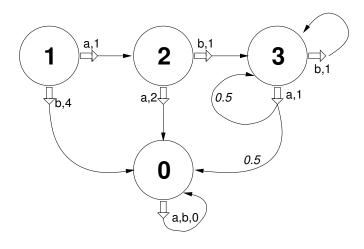
- SKP-V2: Für alle nicht erfüllenden Strategien muss es mindestens einen Zustand geben, für den die Pfadkosten unendlich sind.
- Im gegebenen MDP gibt es nur eine einzige nicht erfüllende Strategie:





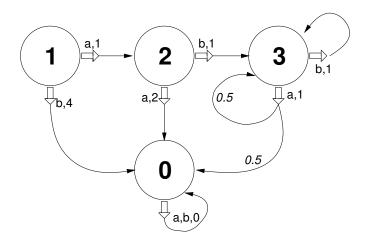
- SKP-V2: Für alle nicht erfüllenden Strategien muss es mindestens einen Zustand geben, für den die Pfadkosten unendlich sind.
- Im gegebenen MDP gibt es nur eine einzige nicht erfüllende Strategie: $\pi(1) = a$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = b$.
- Wir betrachten den Zustand i = 3 und ermitteln die Pfadkosten $V^{\pi}(3)$.
- Es gilt $V^{\pi}(3) = \lim_{N \to \infty} \mathbb{E} \left[\sum_{t=0}^{N} \gamma^t c(s_t, \pi(s_t)) | s_0 = 3 \right]$





Wegen $\gamma = 1$ und $p_{33}(\pi(3)) = 1.0$ erhalten wir $V^{\pi}(3) = \lim_{N \to \infty} \mathbb{E}\left[\sum_{t=0}^{N} 1\right] = \infty$





- Wegen $\gamma = 1$ und $p_{33}(\pi(3)) = 1.0$ erhalten wir $V^{\pi}(3) = \lim_{N \to \infty} \mathbb{E}\left[\sum_{t=0}^{N} 1\right] = \infty$
- Damit ist auch SKP-V2 erfüllt.⇒ Value Iteration konvergiert.



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a, \pi(1) = b, \pi(2) = b, \pi(3) = a.$



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a$, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

Bewerten Sie die Strategie π , indem Sie den Aktualisierungsschritt im Rahmen der Strategiebewertung drei Mal anwenden (also drei Iterationen durchführen) und mit einer Pfadkostenfunktion V_0^{π} starten, der für alle Zustände Nullkosten annimmt.

geg.: ABBA-Strategie π und $V_0^{\pi}(i) = 0$ für alle i, keine Diskontierung, d.h. $\gamma = 1$



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a$, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- geg.: ABBA-Strategie π und $V_0^{\pi}(i) = 0$ für alle i, keine Diskontierung, d.h. $\gamma = 1$
- Zur Erinnerung: Aktualisierungsregel

$$V_k(i) := \sum_{j=0}^n p_{ij}(\pi(i)) \cdot (c(i, \pi(i)) + \gamma V_{k-1}(j))$$



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a, \pi(1) = b, \pi(2) = b, \pi(3) = a.$

- Erste Iteration (k = 1):
 - $V_1(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a$, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- Erste Iteration (k = 1):
 - $V_1(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)
 - $V_1(1) = 1 \cdot (4 + 1 \cdot 0) = 4$ (*j* ist hier 0)
 - $V_1(2) = 1 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 1$ (*j* ist hier 3)
 - $V_1(3) = 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) + 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 0.5 + 0.5 = 1$ (*j* ist hier entweder 0 oder 3, jeweils mit einer Wahrscheinlickeit von 0.5)



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a$, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- Erste Iteration (k = 1):
 - $V_1(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)
 - $V_1(1) = 1 \cdot (4 + 1 \cdot 0) = 4$ (*j* ist hier 0)
 - $V_1(2) = 1 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 1$ (*j* ist hier 3)
 - $V_1(3) = 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) + 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 0.5 + 0.5 = 1$ (*j* ist hier entweder 0 oder 3, jeweils mit einer Wahrscheinlickeit von 0.5)
 - Das Ergebnis der Aktualisierung ist V_1 .



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a$, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- **Zweite Iteration** (k = 2):
 - $V_2(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a$, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- Zweite Iteration (k = 2):
 - $V_2(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)
 - $V_2(1) = 1 \cdot (4 + 1 \cdot 0) = 4$ (*j* ist hier 0)
 - $V_2(2) = 1 \cdot (1 + 1 \cdot 1) = 2$ (*j* ist hier 3)
 - $V_2(3) = 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 1) + 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 1 + 0.5 = 1.5$ (*j* ist hier entweder 0 oder 3, jeweils mit einer Wahrscheinlickeit von 0.5)
 - Das Ergebnis der Aktualisierung ist V_2 .



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit: $\pi(0) = a, \pi(1) = b, \pi(2) = b, \pi(3) = a.$

- Dritte Iteration (k = 3):
 - $V_3(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit:

$$\pi(0) = a$$
, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- Dritte Iteration (k = 3):
 - $V_3(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)
 - $V_3(1) = 1 \cdot (4 + 1 \cdot 0) = 4$ (*j* ist hier 0)
 - $V_3(2) = 1 \cdot (1 + 1 \cdot 1.5) = 2.5$ (*j* ist hier 3)
 - $V_3(3) = 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 1.5) + 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 1.25 + 0.5 = 1.75$ (*j* ist hier entweder 0 oder 3, jeweils mit einer Wahrscheinlickeit von 0.5)
 - Das Ergebnis der Aktualisierung ist V_3 ;



(b) Gegeben sei eine Strategie $\pi: S \to A$ mit:

$$\pi(0) = a$$
, $\pi(1) = b$, $\pi(2) = b$, $\pi(3) = a$.

- Dritte Iteration (k = 3):
 - $V_3(0) = 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = 0$ (*j* ist hier 0)
 - $V_3(1) = 1 \cdot (4 + 1 \cdot 0) = 4$ (*j* ist hier 0)
 - $V_3(2) = 1 \cdot (1 + 1 \cdot 1.5) = 2.5$ (*j* ist hier 3)
 - $V_3(3) = 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 1.5) + 0.5 \cdot (1 + 1 \cdot 0) = 1.25 + 0.5 = 1.75$ (*j* ist hier entweder 0 oder 3, jeweils mit einer Wahrscheinlickeit von 0.5)
 - Das Ergebnis der Aktualisierung ist V_3 ; Resultat ist: $V_3(0) = 0$,



- (c) Nehmen Sie an, Sie würden die Aktualisierung im Rahmen der Strategiebewertung unendlich oft fortführen. Schätzen Sie die resultierende Pfadkostenfunktion V_k^{π} für $k \to \infty$ ab.
 - Im Grenzfall (d.h. im Fall der Konvergenz der Folge der V_k -Funktionen gegen V^{π}) gilt:



- (c) Nehmen Sie an, Sie würden die Aktualisierung im Rahmen der Strategiebewertung unendlich oft fortführen. Schätzen Sie die resultierende Pfadkostenfunktion V_k^{π} für $k \to \infty$ ab.
 - Im Grenzfall (d.h. im Fall der Konvergenz der Folge der V_k -Funktionen gegen V^{π}) gilt:

$$V^{\pi}(3) = 0.5 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(3)) + 0.5 \cdot (1 + \gamma \cdot 0)$$

$$= 0.5 + 0.5 \cdot V^{\pi}(3) + 0.5$$

$$\Leftrightarrow 0.5 \cdot V^{\pi}(3) = 1$$

$$\Leftrightarrow V^{\pi}(3) = 2$$

Damit ergibt sich für die anderen Zustände:



- (c) Nehmen Sie an, Sie würden die Aktualisierung im Rahmen der Strategiebewertung unendlich oft fortführen. Schätzen Sie die resultierende Pfadkostenfunktion V_k^{π} für $k \to \infty$ ab.
 - Im Grenzfall (d.h. im Fall der Konvergenz der Folge der V_k -Funktionen gegen V^{π}) gilt:

$$V^{\pi}(3) = 0.5 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(3)) + 0.5 \cdot (1 + \gamma \cdot 0)$$

= $0.5 + 0.5 \cdot V^{\pi}(3) + 0.5$
 $\Leftrightarrow 0.5 \cdot V^{\pi}(3) = 1$
 $\Leftrightarrow V^{\pi}(3) = 2$

Damit ergibt sich für die anderen Zustände:

$$V^{\pi}(2) = 1 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(3)) = 1 + 2 = 3$$

$$V^{\pi}(1) = 1 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(0)) = 4 + 0 = 4$$



(d) Extrahieren Sie eine gierige Strategie π' von dem in Teilaufgabe (c) ermittelten Kostenvektor V^{π} .



- (d) Extrahieren Sie eine gierige Strategie π' von dem in Teilaufgabe (c) ermittelten Kostenvektor V^{π} .
 - Zur Erinnerung:

Def.:
$$\pi_{k+1} = \arg\min_{a \in A(i)} \sum_{j=1}^{n} p_{ij}(a) (c(i, a) + \gamma V^{\pi_k}(j))$$



- (d) Extrahieren Sie eine gierige Strategie π' von dem in Teilaufgabe (c) ermittelten Kostenvektor V^{π} .
 - Zur Erinnerung:

Def.:
$$\pi_{k+1} = \arg\min_{a \in A(i)} \sum_{j=1}^{n} p_{ij}(a) (c(i, a) + \gamma V^{\pi_k}(j))$$

- Damit:
 - $\pi'(0) = \arg\min_{u \in \{a,b\}} 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = \arg\min_{u \in \{a,b\}} 0 = a \text{ oder } b$



- (d) Extrahieren Sie eine gierige Strategie π' von dem in Teilaufgabe (c) ermittelten Kostenvektor V^{π} .
 - Zur Erinnerung:

Def.:
$$\pi_{k+1} = \operatorname{arg\,min}_{a \in A(i)} \sum_{j=1}^{n} p_{ij}(a) (c(i, a) + \gamma V^{\pi_k}(j))$$

Damit:

$$\pi'(0) = \arg\min_{u \in \{a,b\}} 1 \cdot (0 + 1 \cdot 0) = \arg\min_{u \in \{a,b\}} 0 = a \text{ oder } b$$

$$\pi'(1)$$
 = $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=a: \ 1 \cdot (1+\gamma V^{\pi}(2)) \\ u=b: \ 1 \cdot (4+\gamma V^{\pi}(0)) \end{cases}$
 = $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=a: \ 4 \\ u=b: \ 4 \end{cases}$
 = $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{abzw.}} b$



Damit (Forts.):

$$\pi'(2)$$
 = $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=b: \ 1 \cdot (1+\gamma V^{\pi}(3)) \\ u=a: \ 1 \cdot (2+\gamma V^{\pi}(0)) \end{cases}$
= $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=b: \ 3 \\ u=a: \ 2 \end{cases}$
= $\underset{u = a}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=b: \ 3 \\ u=a: \ 2 \end{cases}$



Damit (Forts.):

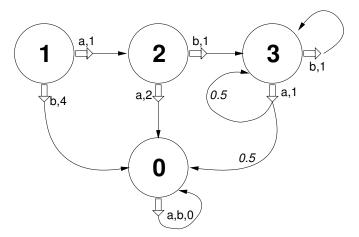
$$\pi'(2)$$
 = $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=b: \ 1 \cdot (1+\gamma V^{\pi}(3)) \\ u=a: \ 1 \cdot (2+\gamma V^{\pi}(0)) \end{cases}$
= $\underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u=b: \ 3 \\ u=a: \ 2 \end{cases}$
= $\underset{u=a}{\operatorname{arg\,min}} a$

$$\pi'(3) = \underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u = a: \ 0.5 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(3)) \\ + 0.5 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(0)) \\ u = b: \ 1 \cdot (1 + \gamma V^{\pi}(3)) \end{cases}$$

$$= \underset{u \in \{a,b\}}{\operatorname{arg\,min}} \begin{cases} u = a: \ 1.5 + 0.5 = 2 \\ u = b: \ 4 \end{cases}$$



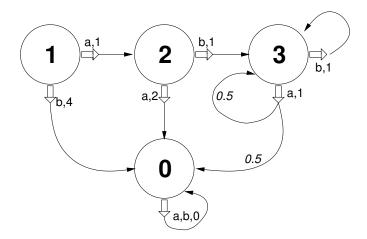
(d) Handelt es sich bei π' um die optimale Strategie? Falls nein, wie viele weitere Iterationen des Strategieiterationsverfahrens sind notwendig, um die optimale Strategie zu erhalten?



Die optimalen Strategie π^* l\u00e4sst den Agenten im Zustand 3 die Aktion

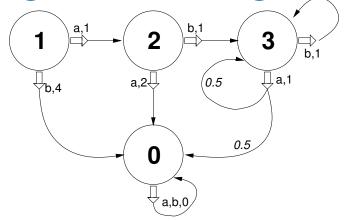


(d) Handelt es sich bei π' um die optimale Strategie? Falls nein, wie viele weitere Iterationen des Strategieiterationsverfahrens sind notwendig, um die optimale Strategie zu erhalten?



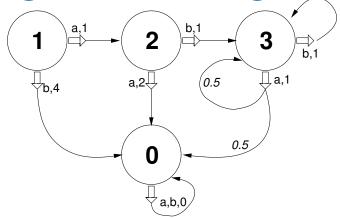
- Die optimalen Strategie π^* lässt den Agenten im Zustand 3 die Aktion a wählen.
- Dementsprechend (vgl. Teilaufgabe (c)) gilt $V^*(3) = 2$.





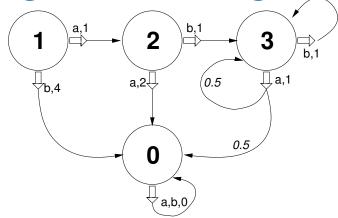
Damit ist im Zustand 2 die optimale Aktion





- Damit ist im Zustand 2 die optimale Aktion $\pi^*(2) = a$, und es gilt dann $V^*(2) = 2$.
- Schließlich ist die optimale Aktion im Zustand 1 die Aktion





- Damit ist im Zustand 2 die optimale Aktion $\pi^*(2) = a$, und es gilt dann $V^*(2) = 2$.
- Schließlich ist die optimale Aktion im Zustand 1 die Aktion $\pi^*(1) = a$ mit $V^*(1) = 3$.
- Wenn wir davon ausgehen, dass der arg min-Operator bei gleichem Wert für mehrere u stets die "erste" mögliche Aktion wählt, so erhalten wir $\pi'(0) = a$, $\pi'(1) = a$, $\pi'(2) = a$, $\pi'(3) = a$.
- Dies entspricht einer optimalen Strategie $(\pi^*(0,1,2,3) = (\star,a,a,a)).$

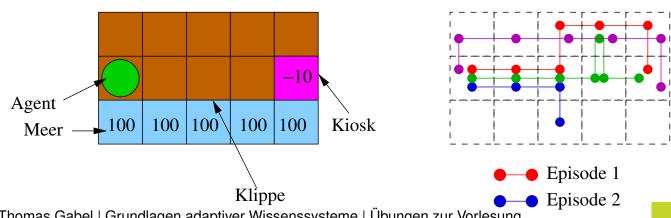


Aufgabenblatt 4

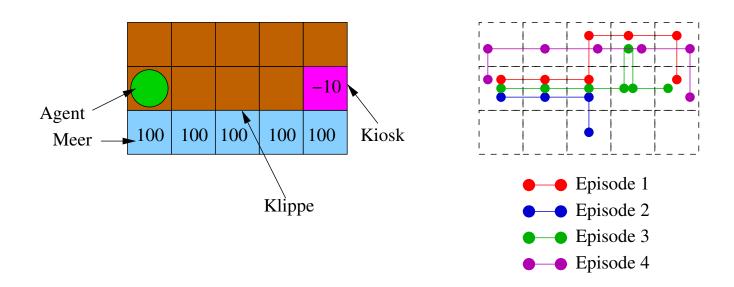
- 1. Aufgabenblatt 4 Übung 11
- 2. Aufgabenblatt 4 Übung 12
- 3. Aufgabenblatt 4 Übung 13



Betrachten Sie den in der Abbildung dargestellten MDP, in dem alle Aktionen (Bewegungen in jeweils vorgegebene Richtung) mit einer Wahrscheinlichkeit von 0.8 ausgeführt werden. Mit der Restwahrscheinlichkeit wird der Agent zufällig in eine der anderen benachbarten Gitterzellen bewegt. Alle Zustandsübergange verursachen Kosten von 1, lediglich bei Erreichen des Kiosk (Terminalzustand $s_{2,4}$) erfährt der Agent negative Kosten in Höhe von -10, und bei einem Absturz von der Klippe (Terminalzustände $s_{3,1} \dots s_{3,5}$) Kosten in Höhe von 100. Der Agent startet, wie in der Abbildung angedeutet, jeweils im Startzustand $s_{2,1}$.

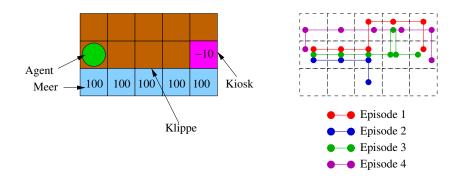






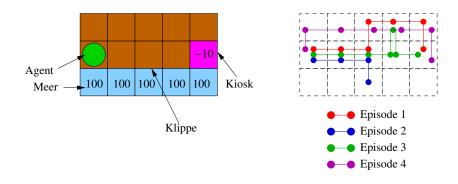
(a) Berechnen Sie mittels Monte-Carlo-Strategieevaluation auf Basis der dargestellten Episoden 1 bis 3 die Funktion $V_3(i)$ für alle Zustände i. Setzen Sie $\alpha = \frac{1}{m}$ sowie $V_0(i) = 0 \forall i$.





- Beginn: $V_0(i) = 0$ für alle $i \in S$
- 1.Episode, d.h. *t* = 1:

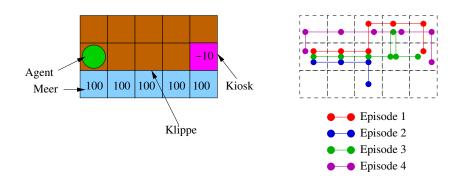




- Beginn: $V_0(i) = 0$ für alle $i \in S$
- 1.Episode, d.h. *t* = 1:

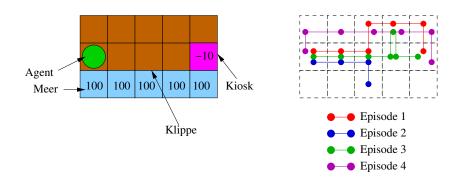
$$g(i, t) = c(s_0) + c(s_1) + c(s_2) + \cdots + c(s_{N-1}) \text{ mit } s_0 = i = s_{2,1}$$





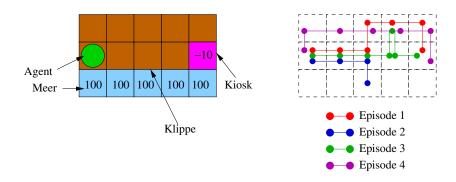
- Beginn: $V_0(i) = 0$ für alle $i \in S$
- 1.Episode, d.h. *t* = 1:
 - $g(i, t) = c(s_0) + c(s_1) + c(s_2) + \cdots + c(s_{N-1}) \text{ mit } s_0 = i = s_{2,1}$
 - Damit ergeben sich für die Pfadkosten in der ersten Trajektorie:
 - $g(s_0, 1) = g(s_{2,1}, 1) = c(s_{2,1}, s_{2,2}) + c(s_{2,2}, s_{2,3}) + c(s_{2,3}, s_{1,3}) + c(s_{1,3}, s_{1,4}) + c(s_{1,4}, s_{1,5}) + c(s_{1,5}, s_{2,5})$
 - $g(s_0, 1) =$





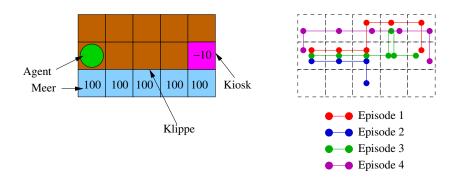
- Beginn: $V_0(i) = 0$ für alle $i \in S$
- 1.Episode, d.h. *t* = 1:
 - $g(i, t) = c(s_0) + c(s_1) + c(s_2) + \cdots + c(s_{N-1}) \text{ mit } s_0 = i = s_{2,1}$
 - Damit ergeben sich für die Pfadkosten in der ersten Trajektorie:
 - $g(s_0, 1) = g(s_{2,1}, 1) = c(s_{2,1}, s_{2,2}) + c(s_{2,2}, s_{2,3}) + c(s_{2,3}, s_{1,3}) + c(s_{1,3}, s_{1,4}) + c(s_{1,4}, s_{1,5}) + c(s_{1,5}, s_{2,5})$
 - $g(s_0, 1) = 1 + 1 + 1 + 1 + 1 + (-10) = -5$





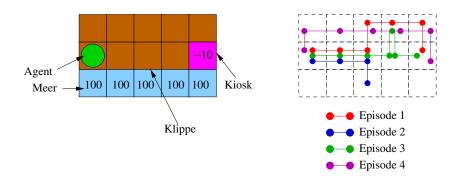
- Damit ergeben sich für die Pfadkosten in der ersten Trajektorie:
 - $g(s_1, 1) = g(s_{2,2}, 1) = c(s_{2,2}, s_{2,3}) + c(s_{2,3}, s_{1,3}) + c(s_{1,3}, s_{1,4}) + c(s_{1,4}, s_{1,5}) + c(s_{1,5}, s_{2,5})$ $g(s_1, 1) = 1 + 1 + 1 + 1 + (-10) = -6$





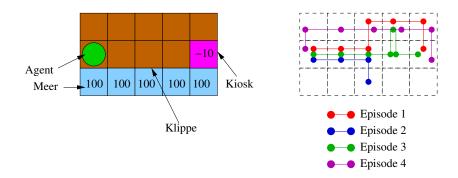
- Damit ergeben sich für die Pfadkosten in der ersten Trajektorie:
 - $g(s_1, 1) = g(s_{2,2}, 1) = c(s_{2,2}, s_{2,3}) + c(s_{2,3}, s_{1,3}) + c(s_{1,3}, s_{1,4}) + c(s_{1,4}, s_{1,5}) + c(s_{1,5}, s_{2,5})$
 - $g(s_1, 1) = 1 + 1 + 1 + 1 + (-10) = -6$
 - Und weiter in Analogie:
 - $g(s_2, 1) = g(s_{2,3}, 1) = 1 + 1 + 1 + (-10) = -7$





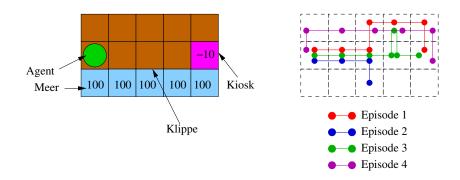
- Damit ergeben sich für die Pfadkosten in der ersten Trajektorie:
 - $g(s_1, 1) = g(s_{2,2}, 1) = c(s_{2,2}, s_{2,3}) + c(s_{2,3}, s_{1,3}) + c(s_{1,3}, s_{1,4}) + c(s_{1,4}, s_{1,5}) + c(s_{1,5}, s_{2,5})$
 - $g(s_1, 1) = 1 + 1 + 1 + 1 + (-10) = -6$
 - Und weiter in Analogie:
 - $g(s_2, 1) = g(s_{2,3}, 1) = 1 + 1 + 1 + (-10) = -7$
 - $g(s_3, 1) = g(s_{1,3}, 1) = 1 + 1 + (-10) = -8$
 - $g(s_4, 1) = g(s_{1,4}, 1) = 1 + (-10) = -9$
 - $g(s_5, 1) = g(s_{1,5}, 1) = -10$
 - $g(s_6, 1) = g(s_{2,5}, 1) = 0$ (Terminalzustand)





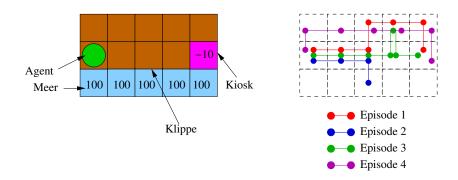
Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :





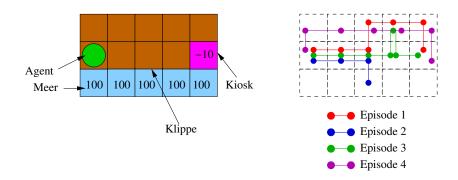
- Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :
 - $V_1(s) = V_0(s)$ für alle nicht in dieser Trajektorie besuchten Zustände, d.h. für $s \in \{s_{1,1}, s_{1,2}, s_{2,4}, s_{3,k}\}$ mit k = 1...5





- Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :
 - $V_1(s) = V_0(s)$ für alle nicht in dieser Trajektorie besuchten Zustände, d.h. für $s \in \{s_{1,1}, s_{1,2}, s_{2,4}, s_{3,k}\}$ mit k = 1...5
 - Weiter für $V_1(s_{2,1})$:





- Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :
 - $V_1(s) = V_0(s)$ für alle nicht in dieser Trajektorie besuchten Zustände, d.h. für $s \in \{s_{1,1}, s_{1,2}, s_{2,4}, s_{3,k}\}$ mit k = 1...5
 - Weiter für $V_1(s_{2,1})$:

$$V_1(s_{2,1}) = V_0(s_{2,1}) + \alpha_t(g(s_{2,1}, t) - V_0(s_{2,1}))$$

$$= 0 + 1(-5 - 0)$$

$$= -5$$



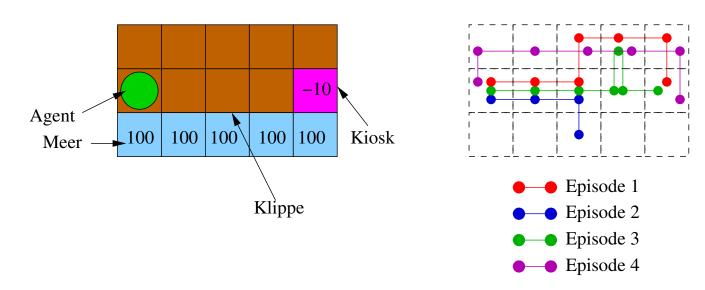
- Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :
 - $V_1(s_{2,2}) = 0 + 1(-6 0) = -6$
 - $V_1(s_{2.3}) = 0 + 1(-7 0) = -7$
 - $V_1(s_{1.3}) = 0 + 1(-8 0) = -8$
 - $V_1(s_{1,4}) = 0 + 1(-9 0) = -9$
 - $V_1(s_{1,5}) = 0 + 1(-10 0) = -10$



- Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :
 - $V_1(s_{2,2}) = 0 + 1(-6 0) = -6$
 - $V_1(s_{2,3}) = 0 + 1(-7 0) = -7$
 - $V_1(s_{1,3}) = 0 + 1(-8 0) = -8$
 - $V_1(s_{1,4}) = 0 + 1(-9 0) = -9$
 - $V_1(s_{1.5}) = 0 + 1(-10 0) = -10$
- Darstellung und folgende Episoden (t = 2 und t = 3) → Tafel



- Mit MC-Strategieevaluation und $\alpha_t = \frac{1}{t} = \alpha_1 = \frac{1}{1} = 1$ erhalten wir für V_1 :
 - $V_1(s_{2,2}) = 0 + 1(-6 0) = -6$
 - $V_1(s_{2.3}) = 0 + 1(-7 0) = -7$
 - $V_1(s_{1.3}) = 0 + 1(-8 0) = -8$
 - $V_1(s_{1.4}) = 0 + 1(-9 0) = -9$
 - $V_1(s_{1.5}) = 0 + 1(-10 0) = -10$
- Darstellung und folgende Episoden (t = 2 und t = 3) → Tafel





- (b) Betrachten Sie nun die in magenta dargestellte Episode 4. Geben Sie für alle Zustände dieser Episode den temporalen Differenzfehler auf Basis ihrer in Teilaufgabe (a) ermittelten Kostenfunktion V_3 an.
 - Episode 4: $s_0 = s_{2,1} \rightarrow s_{1,1} \rightarrow s_{1,2} \rightarrow s_{1,3} \rightarrow s_{1,4} \rightarrow s_{1,5} \rightarrow s_{2,5}$



- (b) Betrachten Sie nun die in magenta dargestellte Episode 4. Geben Sie für alle Zustände dieser Episode den temporalen Differenzfehler auf Basis ihrer in Teilaufgabe (a) ermittelten Kostenfunktion V_3 an.
 - Episode 4: $s_0 = s_{2,1} \rightarrow s_{1,1} \rightarrow s_{1,2} \rightarrow s_{1,3} \rightarrow s_{1,4} \rightarrow s_{1,5} \rightarrow s_{2,5}$
 - zeitlicher Differenzfehler:

$$d_k := c(s_k) + V_{t-1}(s_{k+1}) - V_{t-1}(s_k)$$



- (b) Betrachten Sie nun die in magenta dargestellte Episode 4. Geben Sie für alle Zustände dieser Episode den temporalen Differenzfehler auf Basis ihrer in Teilaufgabe (a) ermittelten Kostenfunktion V_3 an.
 - Episode 4: $s_0 = s_{2,1} \rightarrow s_{1,1} \rightarrow s_{1,2} \rightarrow s_{1,3} \rightarrow s_{1,4} \rightarrow s_{1,5} \rightarrow s_{2,5}$
 - zeitlicher Differenzfehler:

$$d_k := c(s_k) + V_{t-1}(s_{k+1}) - V_{t-1}(s_k)$$

hier (Abhängigkeit der Kosten vom Folgezustand):

$$d_k := c(s_k, s_{k+1}) + V_{t-1}(s_{k+1}) - V_{t-1}(s_k)$$



- (b) Betrachten Sie nun die in magenta dargestellte Episode 4. Geben Sie für alle Zustände dieser Episode den temporalen Differenzfehler auf Basis ihrer in Teilaufgabe (a) ermittelten Kostenfunktion V_3 an.
 - Episode 4: $s_0 = s_{2,1} \rightarrow s_{1,1} \rightarrow s_{1,2} \rightarrow s_{1,3} \rightarrow s_{1,4} \rightarrow s_{1,5} \rightarrow s_{2,5}$
 - zeitlicher Differenzfehler:

$$d_k := c(s_k) + V_{t-1}(s_{k+1}) - V_{t-1}(s_k)$$

hier (Abhängigkeit der Kosten vom Folgezustand):

$$d_k := c(s_k, s_{k+1}) + V_{t-1}(s_{k+1}) - V_{t-1}(s_k)$$

Sei $s_0 = s_{2,1}$, $s_1 = s_{1,1}$, $s_2 = s_{1,2}$, $s_3 = s_{1,3}$, $s_4 = s_{1,4}$, $s_5 = s_{1,5}$, $s_6 = s_{2,5}$.



$$d_0 = c(s_0, s_1) + V_3(s_1) - V_3(s_0)$$

$$= c(s_{2,1}, s_{1,1}) + V_3(s_{1,1}) - V_3(s_{2,1})$$

$$= 1 + 0 - 30\frac{2}{3}$$

$$= -29\frac{2}{3}$$



$$d_0 = c(s_0, s_1) + V_3(s_1) - V_3(s_0)$$

$$= c(s_{2,1}, s_{1,1}) + V_3(s_{1,1}) - V_3(s_{2,1})$$

$$= 1 + 0 - 30\frac{2}{3}$$

$$= -29\frac{2}{3}$$

$$d_1 = c(s_1, s_2) + V_3(s_2) - V_3(s_1)$$

$$= c(s_{1,1}, s_{1,2}) + V_3(s_{1,2}) - V_3(s_{1,1})$$

$$= 1 + 0 - 0$$

$$= 1$$



$$d_2 = c(s_2, s_3) + V_3(s_3) - V_3(s_2)$$

$$= c(s_{1,2}, s_{1,3}) + V_3(s_{1,3}) - V_3(s_{1,2})$$

$$= 1 + (-8) - 0$$

$$= -7$$



$$d_2 = c(s_2, s_3) + V_3(s_3) - V_3(s_2)$$

$$= c(s_{1,2}, s_{1,3}) + V_3(s_{1,3}) - V_3(s_{1,2})$$

$$= 1 + (-8) - 0$$

$$= -7$$

$$d_3 = c(s_3, s_4) + V_3(s_4) - V_3(s_3)$$

$$= c(s_{1,3}, s_{1,4}) + V_3(s_{1,4}) - V_3(s_{1,3})$$

$$= 1 + (-9) - (-8)$$

$$= 0$$



$$d_4 = c(s_4, s_5) + V_3(s_5) - V_3(s_4)$$

$$= c(s_{1,4}, s_{1,5}) + V_3(s_{1,5}) - V_3(s_{1,4})$$

$$= 1 + (-10) - (-9)$$

$$= 0$$



$$d_4 = c(s_4, s_5) + V_3(s_5) - V_3(s_4)$$

$$= c(s_{1,4}, s_{1,5}) + V_3(s_{1,5}) - V_3(s_{1,4})$$

$$= 1 + (-10) - (-9)$$

$$= 0$$

$$d_5 = c(s_5, s_6) + V_3(s_6) - V_3(s_5)$$

$$= c(s_{1,5}, s_{2,5}) + V_3(s_{2,5}) - V_3(s_{1,5})$$

$$= -10 + 0 - (-10)$$

$$= 0$$



(c) Ermitteln Sie nun mit Hilfe des TD(λ)-Algorithmus, für $\lambda = 0$, $\lambda = 0.5$ und $\lambda = 1.0$, die erwarteten Pfadkosten $V^{\pi}(s_{2,1})$ auf Basis der ersten drei Episoden.



- (c) Ermitteln Sie nun mit Hilfe des TD(λ)-Algorithmus, für $\lambda = 0$, $\lambda = 0.5$ und $\lambda = 1.0$, die erwarteten Pfadkosten $V^{\pi}(s_{2,1})$ auf Basis der ersten drei Episoden.
 - Zur Erinnerung: Exponentielle Gewichtung der Pfadkosten-Datenpunkte

$$V_t(s_k) = (1 - \lambda) \cdot \mathbb{E}\left[\sum_{l=0}^{\infty} \lambda^l \cdot \left(V_{t-1}(s_{k+1+l}) + \sum_{m=0}^{l} c(s_{k+m})\right)\right]$$



- (c) Ermitteln Sie nun mit Hilfe des TD(λ)-Algorithmus, für $\lambda = 0$, $\lambda = 0.5$ und $\lambda = 1.0$, die erwarteten Pfadkosten $V^{\pi}(s_{2,1})$ auf Basis der ersten drei Episoden.
 - Zur Erinnerung: Exponentielle Gewichtung der Pfadkosten-Datenpunkte

$$V_t(s_k) = (1 - \lambda) \cdot \mathbb{E}\left[\sum_{l=0}^{\infty} \lambda^l \cdot \left(V_{t-1}(s_{k+1+l}) + \sum_{m=0}^{l} c(s_{k+m})\right)\right]$$

In TD-Form: $TD(\lambda)$ -Algorithmus

$$V_t(s_k) = V_{t-1}(s_k) + \alpha_t \cdot \sum_{m=0}^{\infty} \lambda^m \cdot d_{k+m}$$

mit $d_m = c(s_m) + V_{t-1}(s_{m+1}) - V_{t-1}(s_m)$ und s_0, s_1, \ldots aus aktueller Episode sowie α_t angemessen fallend mit t (hier:

$$\alpha_t = \frac{1}{t}$$