

Technische Hochschule Ostwestfalen-Lippe
University of Applied Sciences and Arts

Wintersemester 2022/2023

Vergleich verschiedener Reinforcement Learning Algorithmen

Modularbeit

Vorgelegt im Kontext des Moduls „Anwendung des maschinellen Lernens“

am Fachbereich Technische Informatik und Elektrotechnik
im Studiengang Data Science

| | |
|-----------------------|--|
| Veranstalter: | Prof. Dr. Burkhard Wrenger |
| Vorgelegt von: | Bjarne Seen Liebigstraße 130 32657 Lemgo bjarne.seen@stud.th-owl.de |
| Matr. Nr.: | 15467085 |
| Vorgelegt von: | Joshua Henjes Hanseweg 11 32657 Lemgo joshua.henjes@stud.th-owl.de |
| Matr. Nr.: | 15467024 |
| Abgabetermin: | 02.03.2023 |

27. Februar 2023

Inhaltsverzeichnis

| | |
|---|----------|
| Abkürzungen | I |
| 1 Einleitung | 1 |
| 2 Grundlagen | 2 |
| 2.1 Definitionen | 2 |
| 2.2 Algorithmen | 3 |
| 2.2.1 Q-Learning | 3 |
| 2.2.2 SARSA | 3 |
| 3 Implementierung | 3 |
| 3.1 Probleme | 3 |
| 3.2 Vergleichen von Algorithmen und Paramtern | 5 |
| 4 Ergebnisse | 5 |
| 4.1 Taxi | 5 |
| 4.2 Cliff | 5 |
| 4.3 Frozen Lake | 5 |
| 5 Auswertung und Diskussion | 5 |
| 5.1 Taxi | 5 |
| 5.2 Cliff | 5 |
| 5.3 Frozen Lake | 5 |
| 6 Zusammenfassung und Ausblick | 5 |

Abkürzungen

API Application Programming Interface

1 Einleitung

Reinforcement Learning ist neben Supervised und Unsupervised Learning eins der elementaren Felder des maschinellen Lernens. Im Gegensatz zu den anderen Feldern benötigt Reinforcement Learning keine Trainingsdaten, denn der Algorithmus lernt durch wiederholtes Interagieren mit einer dynamischen Umgebung eine Strategie, um eine Belohnungsmetrik zu maximieren. Es wird daher auch als bestärktes lernen oder verstärktes lernen bezeichnet.

Bekannt wurde das Reinforcement Learning vor allem durch das Meistern von bekannten Brett- und Computerspielen, so ist Googles „AlphaGo“ in der Lage, die besten Go Spieler der Welt zu schlagen. Trotz dieser beeindruckenden Erfolge findet RL in der Industrie bisher nur geringe Anwendung.

Immer kürzer werdende Produktzyklen und steigende Produktvielfalt stellen für die heutigen Produktionsprozesse eine große Herausforderung dar. Zukünftige Produktionen müssen immer anpassungsfähiger werden. Zeitgleich soll der Personalaufwand aufgrund des anhaltenden Fachkräftemangels möglichst gering ausfallen. Maschinelles Lernen, insbesondere das Reinforcement Learning, kann bei der Bewältigung dieser Herausforderungen eine relevante Rolle übernehmen.

Auch bei der Bekämpfung des Klimawandels kann Reinforcement Learning unterstützen. Um unsere Klimaziele zu erreichen, ohne unseren Lebensstandard signifikant zu senken, ist eine Optimierung des Ressourcenbedarfs nötig. Mit ausreichender Trainingszeit sind RL-Algorithmen sehr gut in der Optimierung von Prozessen und somit auch in dessen Ressourcenverbrauches. Google, als einer der Vorreiter im Gebiet des maschinellen Lernens, konnte durch ML-Algorithmen den Energieverbrauch der Kühlung ihrer Rechenzentren um bis zu 40 Prozent reduzieren.

Mittlerweile existiert eine Vielzahl an unterschiedlichen Reinforcement Learning Algorithmen. Während die mathematischen und strukturellen Unterschiede meist gut dokumentiert und einsehbar sind, ist ein direkter Vergleich der Leistungsfähigkeit der Algorithmen in verschiedenen Umgebungen nur schwer zu finden. Aus diesem Grund beschäftigt sich diese Ausarbeitung mit dem Vergleich von beliebten RL-Algorithmen anhand von Umgebungen mit geringer Komplexität.

Während die Zeit, welche ein RL-Algorithmus zum Lernen benötigt, bei der Anwendung auf Brett- und Computerspielen eher eine untergeordnete Rolle spielt, ist sie in der Anwendung in industriellen Umgebungen deutlich relevanter. Zum einen verlangsamen hohe Trainingszeiten den Entwicklungsprozess deutlich, was wiederum zu höheren Lohn- und Entwicklungskosten führt. Zum anderen ist es in vielen Anwendungsfällen nötig, dass die Umgebung während des Trainingsprozesses dem Algorithmus zur Verfügung steht. Im Fall von Produktionsanlagen ist Trainingszeit somit sehr kostspielig. Aus diesem Grund wird neben der Leistungsfähigkeit auch die Lerngeschwindigkeit der Algorithmen im Folgenden untersucht.

2 Grundlagen

2.1 Definitionen

Um Reinforcement Learning im Folgenden besser beschreiben zu können, ist zunächst die Klärung einiger Grundbegriffe nötig. Diese sind aus der englischen Sprache entstanden, auf eine Übersetzung dieser Begriffe in das Deutsche wurde verzichtet, um eine Vergleichbarkeit zu anderen Werken in diesem Themenbereich zu gewährleisten.

1. Markov Decision Process

Ein Markov Decision Process (MDP) ist ein formales Modell, das zur Beschreibung von Entscheidungsproblemen verwendet wird, bei denen eine Entscheidungsträgerin oder ein Entscheidungsträger (oft als Agent bezeichnet) in einer Umgebung handelt und dabei versucht, eine bestimmte Zielsetzung zu erreichen. Ein MDP basiert auf dem Konzept eines Markov-Prozesses, der ein stochastischer Prozess ist, bei dem der zukünftige Zustand nur vom gegenwärtigen Zustand abhängt und nicht von früheren Zuständen.

Ein MDP besteht aus den folgenden Komponenten:

(a) *Agent*

Der Agent ist der Entscheidungsträger, welcher Aktionen in einem Szenario/Umfeld ausführt und dafür eine Belohnung bekommt.

(b) *Environment*

Das Environment ist, wie die deutsche Übersetzung schon vermutet lässt, die Umgebung in dem sich der Agent befindet. Das Environment legt dabei die grundlegenden Regeln fest und definiert, welche Aktionen möglich sind. Das Environment trägt somit ausschlaggebend zur Komplexität der zu lösenden Aufgabe bei. In vielen Fällen, so auch in den in dieser Ausarbeitung folgenden Versuchen, ist das Environment eine Simulation. Dies ermöglicht einen deutlich schnelleren Lernprozess, da jegliche Interaktion ohne nennenswerte Verzögerung ausgeführt werden kann. Bei komplexen Aufgabestellungen ist es so zudem möglich, mehrere Agenten parallel zu trainieren.

(c) *Action*

Als Action \mathbf{A} wird eine Interaktion des Agent mit dem Environment beschrieben. Die Lösung eines Problems kann somit als Abfolge bestimmter Actions angesehen werden. Welche Actions der Agent ausführen kann, hängt dabei von den Grundregeln des Environments ab.

(d) *State*

Der State \mathbf{S} ist der eindeutige und vollständige Beschreibung des Zustands, in welchem sich das Environment befindet. Aus technischer Sicht ist der State meist ein Vektor, eine Matrix und ein Tensor, welcher alle relevanten Information des aktuellen Zustands enthält.

(e) *Reward*

Der Reward \mathbf{R} ist die unmittelbare Belohnung, welche der Agent als Feedback zu einer Action erhält. In der Praxis ist dies ein numerischer Wert, welche entweder erhöht oder reduziert werden kann. Der Agent kann so für eine Action belohnt oder bestraft werden, dabei versucht er sein Handeln so auszurichten, dass er die größte mögliche Belohnung erreicht. Die Art und Weise, wie der Reward vergeben wird, bestimmt somit das Verhalten des Agents.

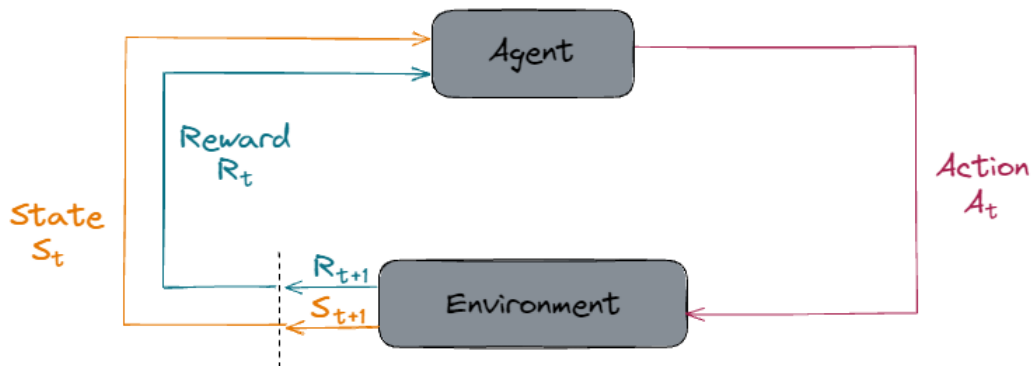


Abbildung 1: Markov Decision Process

Das Ziel des Agenten in einem MDP besteht darin, eine Strategie zu entwickeln, die ihm dabei hilft, die maximale kumulierte Belohnung im Laufe der Zeit zu erhalten. Eine Strategie ist eine Abbildung von Zuständen auf Aktionen, die angibt, welche Aktion der Agent in jedem Zustand ausführen sollte. Die optimale Strategie maximiert die erwartete zukünftige Belohnung über alle Zustände und Aktionen.

Der MDP besitzt, wie eben beschrieben, eine Menge an States \mathcal{S} , eine Menge an Aktionen \mathcal{A} und eine Menge an \mathcal{R} . In dem Prozess werden die Schritte $t = 0, 1, 2, \dots$ durchlaufen und der Agent befindet sich jeweils in einem State $\mathbf{S}_t \in \mathcal{S}$. Basierend auf diesem State kann der Agent eine Action $\mathbf{A}_t \in \mathcal{A}$ wählen. Dies ergibt dann das State-Action Paar $(\mathbf{S}_t, \mathbf{A}_t)$.

In dem nächsten Schritt $t + 1$ wird das Environment in den State $\mathbf{S}_{t+1} \in \mathcal{S}$ überführt. Hier bekommt der Agent nun den entsprechenden Reward $\mathbf{R}_{t+1} \in \mathcal{R}$ für die Action \mathbf{A}_t , welcher er zuvor in State \mathbf{S}_t genommen hat. Dieser Prozess ist in der Abbildung ?? abgebildet.

2. Episode

Als Episode wird ein vollständiger Durchlauf während des Trainings bezeichnet. Jede Episode startet mit dem Anfangszustand des Environments und kann auf mehreren Wegen enden. Im besten Fall wird die Episode beendet, weil die gestellte Aufgabe vom Agent gelöst worden ist. In vielen Fällen wird eine Episode jedoch abgebrochen, weil die maximale Anzahl an Actions überschritten wurde. Eine solche Grenze wird implementiert, um sicherzustellen, dass das Training effektiv und effizient abläuft. Wenn keine Obergrenze festgelegt wird, kann der Agent endlos versuchen, das Ziel zu erreichen, ohne jemals erfolgreich zu sein. Zudem kann so verhindert werden, dass der Agent in einer Schleife von kleinen Belohnungen feststeckt. Die letzte Möglichkeit, wie eine Episode enden kann, ist von Environment definiert, in vielen Fällen kann der Agent durch bestimmte Fehlentscheidungen die Episode beenden.

3. Policy

Im Reinforcement Learning bezeichnet eine Policy π eine Funktion, die Entscheidungen trifft, um eine bestimmte Aufgabe zu lösen. Eine Policy entscheidet, welche Aktion ein Agent in einer bestimmten Situation ausführen soll, basierend auf den Informationen, die der Agent in der Vergangenheit gesammelt hat.

Die Policy wird durch das Optimierungsproblem des Reinforcement Learning bestimmt, das darin besteht, die optimale Strategie zu finden, um die Belohnung des Agents zu maximieren. Die optimale Policy ist diejenige, die in jeder Situation die Aktion empfiehlt, die die höchste erwartete Belohnung ergibt.

Es gibt verschiedene Arten von Policies im Reinforcement Learning, wie beispielsweise deterministische Policies, stochastische Policies und epsilon-greedy Policies. Eine deterministische Policy gibt für jede Situation genau eine Aktion vor, während eine stochastische Policy eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über alle Aktionen in einer Situation bereitstellt. Die epsilon-greedy Policy ist eine Mischung aus deterministischen und stochastischen Policies und wählt die Aktion mit der höchsten erwarteten Belohnung mit einer Wahrscheinlichkeit von $1-\epsilon$ und eine zufällige Aktion mit einer Wahrscheinlichkeit von ϵ aus.

4. Value Function

Bei dem Begriff Value Function handelt es sich um eine Funktion, die den erwarteten Wert einer bestimmten State-Action-Kombination oder eines States wiedergibt. Der Wert gibt an, wie nützlich es ist, sich in diesem State oder dieser Kombination zu befinden, um das Gesamtziel zu erreichen, also die maximale Belohnung zu erhalten.

Die Value Function kann verwendet werden, um die optimale Policy zu finden, die die maximale Belohnung im Laufe der Zeit liefert. In Reinforcement Learning gibt es zwei Arten von Value Functions: Die State-Value Function und die Action-Value Function.

Die State-Value Function V gibt den erwarteten Wert der Gesamtbelohnungen an, den ein Agent in einem bestimmten Zustand erzielen kann. Mit anderen Worten, sie gibt an, wie nützlich es ist, sich in einem bestimmten Zustand zu befinden, um das Ziel der maximalen Belohnung zu erreichen. Die Zustandswertfunktion wird oft als $V(s)$ bezeichnet, wobei s der Zustand ist.

Die Action-Value Function Q gibt den erwarteten Wert der Gesamtbelohnungen an, den ein Agent in einem bestimmten Zustand erreichen kann, wenn er eine bestimmte Aktion ausführt. Mit anderen Worten, sie gibt an, wie nützlich es ist, in einem bestimmten Zustand eine bestimmte Aktion auszuführen. Die Aktionswertfunktion wird oft als $Q(s,a)$ bezeichnet, wobei s der Zustand und a die Aktion sind.

Value Functions können auf verschiedene Weise geschätzt werden, wie z.B. mit Hilfe von Monte-Carlo-Methoden und Temporal Difference Learning.

Im weiteren Verlauf der Arbeit wurde sich mit der Action-Value Function Q und dem Temporal Difference Learning auseinandergesetzt.

5. Temporal Difference Learning

Temporal Difference (TD) Learning ist eine Methode des Reinforcement Learning, die es einem Agenten ermöglicht, aus Erfahrungen zu lernen, indem er die erzielte Belohnung mit der erwarteten Belohnung vergleicht. Im Gegensatz zu Monte-Carlo-Methoden, die die Gesamtrabatte aus der Erfahrung berechnen, werden bei TD-Learning die Value Functions schrittweise durch den Vergleich von aufeinanderfolgenden Schätzungen aktualisiert.

Die TD-Learning Methode verwendet dabei die Bellman-Gleichungen, um die Value Functions zu aktualisieren. Diese Gleichungen sind eine Reihe von Gleichungen, die die Beziehung zwischen den Zustands- und Aktionswerten und der optimalen Policy beschreiben.

Wenn der Agent eine Aktion ausführt und in einen neuen Zustand gelangt, wird die erhaltene Belohnung zusammen mit dem geschätzten zukünftigen Wert des nächsten Zustands verwendet, um eine neue Schätzung der Value Function zu berechnen. Diese Schätzung wird dann mit der vorherigen Schätzung der Value Function kombiniert, um die Value Function schrittweise zu aktualisieren.

Im TD-Learning gibt es zwei wichtige Methoden: SARSA (State-Action-Reward-State-Action) und Q-Learning.

6. Optimalität

(a) *Optimale Policy*

Das Ziel beim Reinforcement Learning ist es, eine Policy π zu finden, welche die Belohnung des Agenten maximiert. Dafür muss die Policy π gefunden werden, welche dem Agenten mehr Belohnung liefert, als jede andere Policy π' .

Mathematisch formuliert muss folgendes gelten:

$$\pi \geq \pi' \text{ if } q_\pi(s, a) \geq q_{\pi'}(s, a) \text{ for all } s \in S \text{ and } a \in A \quad (1)$$

Hierbei ist $q_\pi(s, a)$ die Action-Value Function, welche der optimalen Policy π folgt.

(b) *Optimale Action-Value Function*

Für die optimale Action-Value Function gilt folgende Gleichung q_* :

$$q_*(s, a) = \max_{\pi} q_\pi(s, a) \quad (2)$$

Somit liefert q_* die größten erwarteten Belohnungen für jede Policy π für jedes mögliche State-Action Paar.

(c) *Bellman Optimality Equation*

Die Bellman Optimality Equation für die Action-Value Function beschreibt den optimalen Wert eines State-Action Paares (s, a) unter der Annahme, dass der Agent die optimale Policy verfolgt.

$$q_*(s, a) = E[R_{t+1} + \gamma \max_{a'} q_*(s', a')] \quad (3)$$

Sie kann genutzt werden um in einem iterativen Prozess die optimale Action-Value Function q_* zu finden.

7. Exploration vs Exploitation

Exploration bezieht sich auf die Strategie des Agents, neue Entscheidungen zu erkunden und zu lernen, indem er Aktionen ausprobiert, die er noch nicht ausprobiert hat. Der Agent versucht, neue Möglichkeiten zu erforschen, um mehr über die Umgebung zu erfahren.

Exploitation hingegen bezieht sich auf die Strategie des Agents, Entscheidungen auf der Grundlage der bisherigen Erfahrungen zu treffen, um den maximalen Gewinn zu erzielen. Mit anderen Worten, der Agent nutzt die bisherigen Erfahrungen, um die Aktion auszuwählen, die ihm die höchste Belohnung in der Vergangenheit gegeben hat.

Ein Gleichgewicht zwischen Exploration und Exploitation ist wichtig, um optimale Entscheidungen zu treffen. Wenn der Agent zu sehr auf Exploration setzt, wird er immer wieder neue Entscheidungen ausprobieren und keine optimale Entscheidung treffen, um den maximalen Gewinn zu erzielen. Wenn der Agent hingegen zu sehr auf Exploitation setzt, wird er sich auf die Entscheidungen konzentrieren, die ihm in der Vergangenheit den höchsten Gewinn gebracht haben, und nicht in der Lage sein, neue Entscheidungen zu erkunden, die möglicherweise noch höhere Gewinne erzielen können.

Daher verwenden Reinforcement Learning-Algorithmen oft eine Strategie namens epsilon-greedy-Strategie, bei der der Agent mit einer Wahrscheinlichkeit von epsilon eine zufällige Aktion auswählt, um Exploration durchzuführen, und mit einer Wahrscheinlichkeit von $1 - \epsilon$ eine Aktion auswählt, die bisher die höchste Belohnung erzielt hat, um Exploitation durchzuführen. Auf diese Weise kann der Agent gleichzeitig erkunden und von seinen bisherigen Erfahrungen profitieren, um optimale Entscheidungen zu treffen.

8. [Source](#)

2.2 Algorithmen

2.2.1 Q-Learning

Q-Learning ist ein iteratives, modellfreies Reinforcement Learning Verfahren aus dem Bereich der Temporal Difference Learning Verfahren, das verwendet wird, um die optimale Action-Value Function $Q_*(s, a)$ zu lernen, indem es Erfahrungen sammelt und die Action-Values iterativ aktualisiert.

Das Verfahren basiert auf der Bellman Optimality Equation für die Action-Value Function $Q_*(s, a)$, die besagt, dass der optimale Wert eines State-Action Paares (s, a) die maximale erwartete zukünftige Belohnung ist, die durch die Wahl der optimalen Actions in diesem State und danach unter Verwendung der optimalen Policy erreicht wird.

Q-Learning nutzt eine Tabelle, die die Values für jedes State-Action Paar (s, a) speichert. Das Verfahren sammelt Erfahrungen, indem es den Agenten in der Umgebung handeln lässt, und verwendet diese Erfahrungen, um die Values zu aktualisieren. Die Aktualisierung erfolgt durch die Formel:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[R + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)] \quad (4)$$

wobei $Q(s, a)$ das aktuelle Value für das State-Action Paar (s, a) ist, α die Learning Rate ist, R die unmittelbare Belohnung ist, γ die Discount Rate ist, die die zukünftige Gesamtbelohnung gewichtet, und $\max_{a'} Q(s', a')$ die erwartete zukünftige Gesamtbelohnung ist, die durch Wahl der optimalen Action a' im nächsten Zustand s' erreicht wird.

Der Agent verwendet eine Exploration-Exploitation Strategie, um die Umgebung zu erkunden und gleichzeitig die bereits bekannten Informationen zu nutzen. Die Exploration wird durch zufällige Actions gesteuert, während die Exploitation durch die Wahl der Actions mit den höchsten Action-Value erreicht wird.

2.2.2 SARSA

Ähnlich wie bei Q-Learning basiert SARSA auf der Bellman Optimality Equation, aber im Gegensatz zu Q-Learning lernt SARSA direkt die Aktionswerte der Policy, die tatsächlich ausgeführt wird. Dies bedeutet, dass SARSA bei der Aktualisierung der Action-Values die nächste Action a' basierend auf der aktuellen Policy wählt, anstatt die Action mit dem höchsten Action-Value zu wählen, wie dies bei Q-Learning der Fall ist. Daher spricht man bei Q-Learning auch von einem off-Policy Algorithmus, während SARSA ein on-Policy Algorithmus ist.

Die Aktualisierungsregel von SARSA ist wie folgt:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha[R + \gamma Q(s', a') - Q(s, a)] \quad (5)$$

wobei der Unterschied in dem Term $\gamma Q(s', a')$ liegt. Denn hierbei wird wieder das epsilon-greedy Verfahren benutzt um den Action-Value zu bestimmen, im Vergleich zu dem maximalen Value, welcher bei Q-Learning gewählt wurde.

3 Implementierung

3.1 Probleme

1. Taxi

Für das Taxiproblem wurde ein fünf mal fünf großen Feld implementiert, der Agent (Taxifahrer) hat dabei die Möglichkeit, sich in alle vier Himmelsrichtungen zu bewegen. Die Aufgabe besteht darin, den Passagier, welcher sich in einer zufälligen Ecke des Feldes befindet, abzuholen und ihn dann zu seinem gewünschten Ziel zu bringen. Das gewünschte Ziel des Passagiers ist immer einer der verbleibenden Ecken des Spielfeldes. Um diese Aufgabe noch etwas zu erschweren, wurden zusätzlich noch Wände in das Feld mit integriert. Diese befinden sich immer an den gleichen Positionen und verhindern Bewegungen in bestimmte Richtungen.

Für das Bewältigen dieser Aufgabe kann der Agent zu jedem Zeitpunkt zwischen sechs Actions entscheiden; Bewegung in jeweils einer der vier Himmelsrichtungen, aufnehmen des Passagiers und das Absetzen des Passagiers. Natürlich sind nicht alle Actions zu jedem Zeitpunkt sinnvoll.

Der Zustand des Feldes kann durch 500 diskrete States beschrieben werden. Diese Anzahl ergibt sich aus der Multiplikation der 25 möglichen Position des Taxis, der fünf möglichen Positionen des Passagiers (beinhaltet den Fall, dass sich der Passagier im Taxi befindet), mit den vier möglichen Zielorten.

Da das Abliefern des Passagiers an dem richtigen Standort das Ziel der Aufgabe ist, bekommt der Agent dafür auch die höchste Belohnung. Damit die Erfüllung der Aufgabe so effizient wie möglich durchgeführt wird, bekommt der Agent für jede Action, die er durchführt und die nicht zu einer Belohnung führt, eine kleine Strafe. Zuletzt wird der Agent stark bestraft, wenn er den Passagier an dem falschen Ort absetzt oder versucht, einen Passagier an einer falschen Position aufzunehmen.

2. Cliff

Wie für das Taxiproblem wurde auch für das Cliff Walking Problem ein Feld implementiert, dieses Mal allerdings in der Größe von vier mal zwölf. Die Aufgabe des Agenten besteht darin, von einer Seite des Feldes zur anderen zu gelangen, ohne dabei in die auf dem Feld befindliche Kippe zu fallen. Als Klippe wurden alle Felder definiert, welche sich auf dem direkten Weg zwischen Agent und Ziel befinden. Der Agent hat somit die Aufgabe, um diese Klippe herum zu navigieren und so das Ziel zu erreichen. Um die Herangehensweise der verschiedenen Algorithmen besser vergleichen zu können, befinden sich bei diesem Experiment alle Objekte (Agent, Klippen, Zielpunkt) zu Beginn jeder Episode an derselben Position.

Damit sich der Agent auf dem Feld bewegen kann, stehen ihm vier verschiedene Actions zur Verfügung, welche den Agent jeweils um ein Feld in einer der Himmelsrichtungen verschiebt.

Um den Zustand des Environments zu beschreiben, ist die aktuelle Position des Agent ausreichend. Insgesamt gibt es 48 (4×12) verschiedene Positionen auf dem Feld. Da das Betreten des als Kippe definierten Bereiches jedoch zum Ende der Episode führt, sind diese Positionen kein gültiger State. Gleiches gilt auch für die Zielposition. Bei zehn Klippen und einem Ziel ergeben sich so 37 States.

Neben des Erreichen des Ziels ist es besonders wichtig, dass der Agent nicht in die Klippe fällt, daher ist dies mit einer hohen Bestrafung für den Agent versehen. Zudem soll das Ziel so schnell wie möglich erreicht werden, daher ist, wie auch bei Taxi Problem, jede Action mit einer kleinen Strafe belegt. Eine explizite Belohnung des Agent ist für diesen Anwendungsfall

nicht nötig, da das Ziel zur Beendung der Episode führt und das beste Ergebnis somit das ist, welches zur geringsten Bestrafung führt.

3. Frozen Lake

Auch das Frozen Lake Problem ist auf einem Gitternetz aus Feldern implementiert. Einige Felder sind Eisplatten, die der Agent sicher betreten kann, während andere Felder Löcher darstellen, in die der Agent fallen kann und damit das Spiel verliert. Das Ziel des Agenten besteht darin, sicher zum Ziel zu gelangen, welches sich auf der anderen Seite des Sees (Gitternetz) befindet. Die besondere Herausforderung bei diesem Problem sind die Eisplatten, bewegt sich der Agent auf einer dieser Platten in eine bestimmte Richtung besteht eine Chance, dass der ausrutscht und sich in eine andere Richtung bewegt.

Wie auch beim Cliff Problem kann der Agent nur durch Bewegung mit dem Environment interagieren und hat somit vier Actions zur Verfügung.

Eine weitere Herausforderung besteht darin, dass die Positionen der Löcher nicht fest sind, sondern bei Beginn jeder Episode zufällig festgelegt werden. Dies muss beim Abbilden des Zustandes des Environments als States berücksichtigt werden. Ein vier mal vier großes Environment mit drei Löchern hat somit 4368 mögliche States. Dies setzt sich zusammen aus den 12 möglichen Positionen des Agenten (16 Felder minus die Löcher und des Ziels) multipliziert mit den 364 möglichen Kombinationen, die 3 Löcher auf 14 freie Flächen zu verteilen.

Die Struktur des Rewards ist für dieses Problem recht simpel, der Agent wird belohnt, wenn er das Ziel erreicht und bestraft, wenn er in ein Loch fällt.

3.2 Vergleichen von Algorithmen und Paramtern

4 Ergebnisse

4.1 Taxi

4.2 Cliff

4.3 Frozen Lake

5 Auswertung und Diskussion

5.1 Taxi

5.2 Cliff

5.3 Frozen Lake

6 Zusammenfassung und Ausblick