LMU
LUDWIG-MAXIMILIANS-UNIVERSITÄT MÜNCHEN
INSTITUT FÜR INFORMATIK
LEHRSTUHL FÜR MOBILE UND VERTEILTE SYSTEME

BACHELORARBEIT

Abbildung von Learning-Algorithmen-Modellen in deren Reward-Funktion

David Müller

Entwurf vom 13. April 2021

LMU
LUDWIG-MAXIMILIANS-UNIVERSITÄT MÜNCHEN

INSTITUT FÜR INFORMATIK
LEHRSTUHL FÜR MOBILE UND VERTEILTE SYSTEME

BACHELORARBEIT

Abbildung von Learning-Algorithmen-Modellen in deren Reward-Funktion

David Müller

Aufgabensteller:	Prof. Dr. Claudia Linnhoff-Popien
Betreuer:	Thomas Gabor Thomy Phan
Abgabetermin:	1. Januar 2099

Hiermit versichere ich, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel verwendet habe.

München, den 1. Januar 2099

....

(Unterschrift des Kandidaten)

Abstract

Für ML-Algorithmen gibt eseine Vielzahl von Modellen und Strategien, die genutzt werden können, um das Lernverhalten des Agenten zu kontrollieren und damit schlussendlich dessen Resultate zu verbessern. Bereits eine simple Erweiterung wie das Lernen auf einer Epsilon-Greedy-Policy fügt so schon neue Komponenten zum Lernalgorithmus hinzu. Wir untersuchen, inwieweit sich derartige Erweiterungen allein durch die Wahl der Reward-Funktion abbilden lassen und welche Auswirkungen dies auf das Lernverhalten sowie die Resultate des Agenten hat. Außerdem wird in diesem Zuge analysiert, welches eigentliche Ziel durch so eine Reward-Funktion umgesetzt wird. Für eine anschauliche Darstellung wird ein Landschaftsnavigationsproblem betrachtet, in dem der Agent in einem zufällig generierten Terrain den höchsten Gipfel finden soll.

Inhaltsverzeichnis

1 Einleitung

2 Navigations-Problem

Wir betrachten zunächst ein Landschaftsnavigationsproblem. Der Agent soll in einer zufällig generierten Landschaft unterschiedliche Aufgaben lösen.

2.1 Das Environment

Als Environment für diese Experimentreihe wollen wir eine Gebirgslandschaft erzeugen, über der ein Raster liegt, worauf sich der Agent bewegen kann. Hierbei soll jeder Punkt auf dem Raster eine Höhe besitzen. Außerdem soll die Landschaft zufällig generiert werden können.

Die simpelste Lösung hierfür wäre wohl, ein zweidimensionales Array mit zufälligen Zahlen zu füllen. Auf diese Weise erhält man ein für jede Koordinate eine zufällige Höhe. Wir wollen allerdings für die intuitive Auswertung der Experimente (zum Beispiel „Hat der Agent einen Berg gefunden?“) eine Landschaft erstellen, die organisch und natürlich aussieht.

Perlin Noise Um dieses Ziel zu erreichen verwenden wir *Perlin Noise* ([Par15]). Hierbei handelt es sich um eine Rauschfunktion, mit der sich sehr natürlich wirkende Texturen zufällig generieren lassen. Abbildung 2.1 zeigt eine simple Darstellung von zweidimensionalem Perlin Noise, bei der die generierten Werte über Farbwerten von Schwarz bis Weiß abgebildet werden.

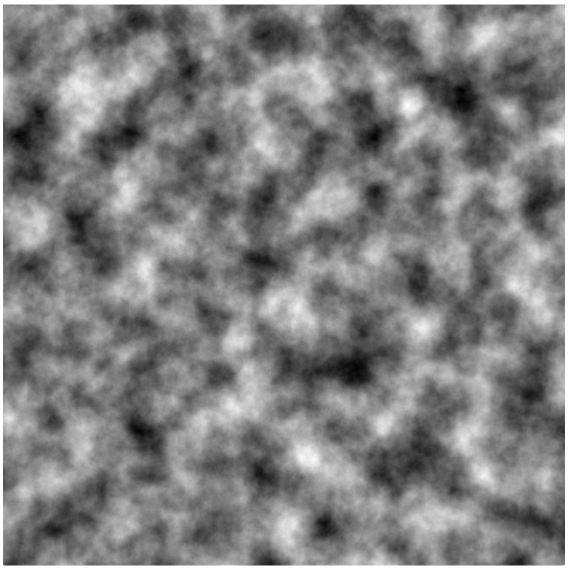
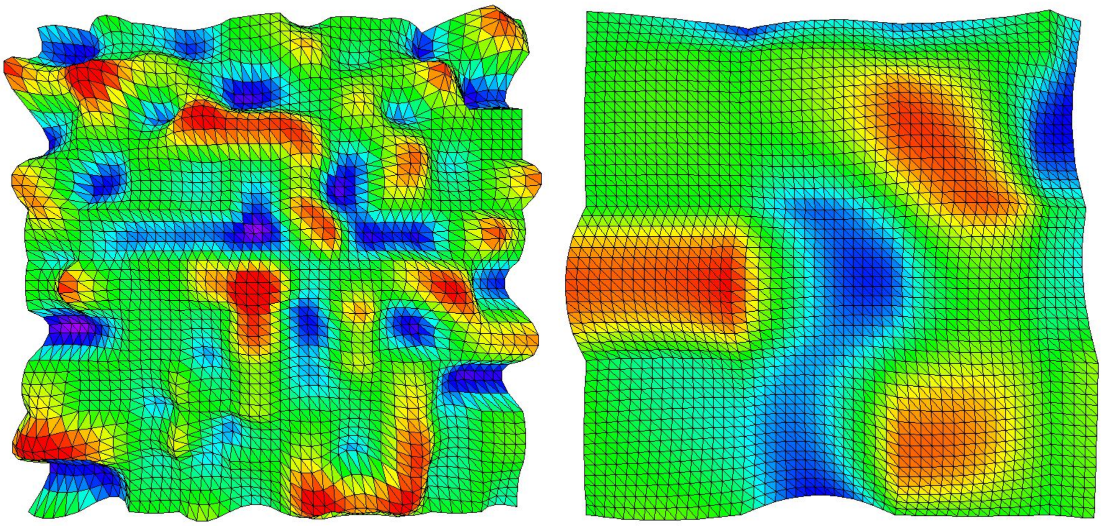


Abbildung 2.1: Visualisierung von zweidimensionaler Perlin Noise

Quelle: `https://miro.medium.com/max/2400/1*vs239SecVBaB4HvLsZ805Q.png`

Perlin Noise ist nach [Par15] ein fundamentaler Algorithmus in der prozeduralen Generierung von Terrain und somit optimal geeignet, um unsere Umgebung zu erstellen. Wir verwenden eine modifizierte Implementierung von TODO, um ein zweidimensionales Array mit zufälligen Werten zwischen -1 und 1 zu erhalten, welche wir mit einer beliebigen Höhe multiplizieren können. Je nachdem, wie stark man in die Rauschfunktion „hereinzoomt“ erhält man unterschiedliche Verteilungen der Landschaft, wie man in Abbildung 2.2 erkennen kann.



(a) Landschaft mit niedriger Verteilung (b) Landschaft mit hoher Verteilung

Abbildung 2.2: Mittels Perlin Noise zufällig generierte Landschaften

Wir werden nicht näher auf die Details der Funktion eingehen, da dies nicht Kern dieser Arbeit ist. Für weitere Ausführungen diesbezüglich verweisen wir auf [Arc11].

Für die Visualisierung der Landschaft benutzen wir eine abgewandelte Form des Codes von TODO. Zur besseren Differenzierung werden Berge und Täler zusätzlich zur perspektivischen Unterscheidung rot bzw. blau dargestellt.

Wir besitzen nun die Möglichkeit, eine zufällige Landschaft zu generieren und diese visuell darzustellen. Um bei allen Experimenten die gleichen Vorraussetzungen zu gewährleisten, werden wir im Folgenden das mittels der eben beschriebenen Methode zufällig generierten Terrain benutzen, der in Abbildung 2.3 zu sehen ist. Der höchste Punk befindet sich bei dieser Landschaft auf dem Berg ganz oben in der Mitte.

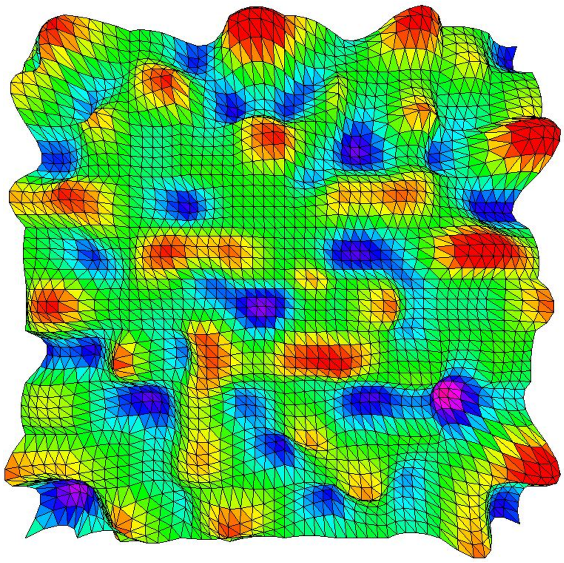


Abbildung 2.3: TODO Main Terrain

2.2 Q-Learning-Experimente

Um nun zu testen, ob die Landschaft für unsere Zwecke geeignet ist, werden wir einige Experimente durchführen. Wir wollen hierfür zunächst einen simplen Reinforcement-Learning-Agenten implementieren, welcher *Q-Learning* verwendet.

2.2.1 Das Prinzip von Q-Learning

Dieses Kapitel stützt sich zu einem Großteil auf das Buch *Reinforcement Learning: An Introduction, Second Edition* [SB20]. Falls nicht anders angegeben, wurden die Informationen hieraus entnommen.

Markov Decision Processes Alle folgenden Experimente zielen darauf ab, Probleminstanzen von *Markov Decision Processes* – oder kurz MDPs – zu lösen. In MDPs gibt es eine handelnde Instanz, den *Agenten*, welcher mit seinem Umfeld, der so genannten *Umgebung* interagiert. Diese Interaktion erfolgt Sequenziell in Zeitschritten $t = 0, 1, 2, 3, \ldots$. Der Agent erhält in jedem Zeitschritt t eine Repräsentation seiner Umgebung, den Zustand S_t, und führt basierend darauf eine *Aktion* A_t aus. Für diese erhält er von der Umgebung eine Belohnung R_{t+1}, sowie einen Folgezustand S_{t+1}.

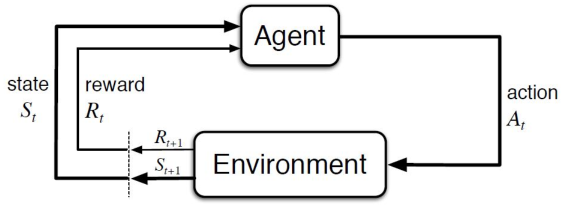


Abbildung 2.4: Interaktion zwischen Umgebung und Agent in einem MDP

Quelle: [SB20]

Ziel des Agenten ist es nun, seinen erwarteten Ertrag G_t zu maximieren. Im einfachsten Fall ist dieser die Summe aller Belohnungen:

$$G_t \doteq R_{t+1} + R_{t+2} + R_{t+3} + ... + R_T, \tag{2.1}$$

wobei T Zeitschritt einer Episode ist. In vielen Fällen ist die Interaktion zwischen Agent und Umgebung allerdings nicht endlich. Somit ist in diesen Fällen $T = \infty$ und der Ertrag, den der Agent maximieren soll, nach 2.1 unendlich. Wir führen deswegen das *discounting* ein. Für G_t ergibt sich hiermit:

$$\begin{aligned} G_t &\doteq R_{t+1} + \gamma R_{t+2} + \gamma^2 R_{t+3} + ... \\ &= \sum_{k=0}^{T} \gamma^k R_{t+k+1}, \end{aligned} \tag{2.2}$$

wobei die *discount rate* γ ein Wert zwischen 0 und 1 ist. Eine Belohnung k Zeitschritte in der Zukunft ist also nur γ^{k-1}–mal so viel wert wie eine Belohnung, welche im aktuellen Zeitschritt erhalten wurde.

Policies Der Agent folgt zu jedem Zeitpunkt einer Policy π. Hierbei gibt $\pi(a|s)$ die Wahrscheinlichkeit dafür an, dass der Agent zum Zeitschritt t die Aktion $a \in A$ im Zustand $s \in S$ ausführt, also dass die Aktion $A_t = a$ wenn $S_t = s$. Hierbei ist S die Menge aller Zustände und A die Menge aller Aktionen. $\pi(a|s)$ ist also eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über $a \in A(s)$ für jedes $s \in S$, wobei $A(s)$ alle möglichen Aktionen im Zustand s beschreibt.

State-Value Functions Wir benötigen nun eine Möglichkeit einzuschätzen, wie gut ein Zustand s ist, wenn wir der Policy π folgen. Hierfür nutzen wir die *state-value function* v_π. Diese beschreibt die erwartete Belohnung eines Zustands s unter der Policy π zum Zeitschritt t. Wir definieren $v_\pi(s)$ als

$$\begin{aligned} v_\pi(s) &\doteq E_\pi \left[G_t | S_t = s\right] \\ &= E_\pi \left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} | S_t = s\right], \end{aligned} \tag{2.3}$$

wobei E_π der Erwartungswert des Ertrags G_t nach 2.2 ist, wenn der Agent sich im Zustand $S_t = s$ befindet und der Policy π folgt.

Action-Value Functions Ähnlich hierzu gibt die *action-value function* q_π an, wie profitabel es für den Agenten ist, in einem gegebenen Zustand eine gewisse Aktion auszuführen, wenn der Agent der Policy π folgt.

Der Wert einer Aktion a im Zustand s unter der Policy π ist also die erwartete Belohnung, wenn man im Zustand s zum Zeitschritt t die Aktion a ausführt. Wir definieren $q_\pi(s,a)$ als

$$\begin{aligned} q_\pi(s,a) &\doteq E_\pi\left[G_t | S_t = s, A_t = a\right] \\ &= E_\pi\left[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k R_{t+k+1} | S_t = s, A_t = a\right]. \end{aligned} \tag{2.4}$$

Die action-value function wird auch als Q-function bezeichnet, welche als Ergebnis für ein state-action Paar die Q-value liefert. Für die folgenden Implementierungen ist diese von großer Wichtigkeit.

Optimale Policies und Optimale Value Functions Das Ziel des Agenten ist, die optimale Policy π für ein Markov Decision Problem zu finden. Ist dieses Ziel erreicht so lässt sich sagen, dass die Reinforcement Learning Aufgabe erfüllt ist. Optimal ist hierbei die Policy, welche nach Aufsummieren der Belohnungen über alle Schritte einer Episode die beste gesamte Belohnung liefert. Eine Policy π ist also besser als Policy π', wenn die erwartete Belohnung von π für **alle** Zustände $s \in S$ größer ist als die von π'. [SB20] verwendet die Formulierung

$$\pi \geq \pi' \text{ if and only if } v_\pi(s) \geq v_{\pi'}(s) \text{ for all } s \in S. \tag{2.5}$$

Es gibt immer eine Policy, die besser als oder gleichwertig mit allen anderen Policies ist. Diese wird beziehungsweise werden als π_* bezeichnet. Die besten Policies besitzen die gleich state-value function, welche die *optimale state-value function* v_* genannt wird und definiert wird als

$$v_*(s) \doteq \max_\pi v_\pi(s) \tag{2.6}$$

für alle $s \in S$.

Optimale Policies teilen sich ebenfalls die gleiche *optimale action-value function* q_*, welche definiert ist als

$$q_*(s,a) \doteq \max_\pi q_\pi(s,a) \tag{2.7}$$

für alle $s \in S$ und $a \in A$. q_* liefert also für jedes state-action Paar den größtmöglichen erwarteten Ertrag, den irgendeine Policy erreichen kann.

Bellman Optimality Equation Die optimale action-value function q_* muss die folgende Gleichung erfüllen:

$$q_*(s,a) = E\left[R_{t+1} + \gamma \max_{a'} q_*(s',a')\right] \tag{2.8}$$

Diese Gleichung wird *Bellman optimality equation* für q_* genannt und besagt, dass der beste erwartete Ertrag für jedes state-action Paar (s, a) zum Zeitpunkt t der Summe aus der direkten Belohnung R_{t+1} der Aktion a und dem **maximalen** erwarteten Ertrag, der von einem der nächsten state-action Paare (s', a') erreicht werden kann entsprechen muss. Hierbei ist s' der Folgezustand S_{t+1} und a' die Aktion $A_{t+1} \in A(s')$, welche den meisten Ertrag bringt.

Das folgende Kapitel beschreibt, wie die Bellman equation verwendet wird, um q_* zu finden, was uns wiederum die optimale Policy liefern soll.

2.2.2 Der Ablauf von Q-Learning

Das Ziel von Q-Learning ist, die optimale Policy zu finden, indem der Agent die optimalen Q-values für jedes state-action Paar erlernt.

Der Q-Learning Algorithmus benutzt die Bellman equation als Update-Regel, um nach und nach die Q-values für jedes state-action Paar anzunähern. Dieses Verfahren nennt man *value iteration*.

Bei überschaubaren Umgebungen ist es möglich, die Werte für jedes state-action Paar in einer Tabelle, der so genannten *Q-table* zu speichern. Zu Beginn weiß der Agent nichts über eine Umgebung. Die Q-table ist dementsprechend leer beziehungsweise ist der Wert jedes state-action Paares 0. Der Agent operiert nun eine vorbestimmte Anzahl von *Episoden* in der Umgebung und produziert im Laufe der Zeit neue Q-values, mit denen die Q-table aktualisiert wird.

Zu Beginn jedes Schritts – auch *step* genannt – wählt der Agent eine Aktion für den aktuellen Zustand aus. Intuitiv macht es Sinn, die beste bisher bekannte Aktion zu wählen, um die Belohnung zu maximieren. Dieses Vorgehen ist allerdings nicht zielführend, da der Agent ja am Anfang nichts über seine Umgebung weiß. Er benötigt also für die Wahl seiner Aktionen eine bessere Strategie. Auf dieses Problem gehen wir in Kapitel 2.2.3 näher ein.

Nehmen wir an, der Agent hat im Zustand s zum Zeitschritt t eine Aktion a ausgewählt. Nach der Bellman equation 2.8 ist dann die Q-value $q(s, a)$ (der Übersicht in Gleichung 2.10 wegen wird die Policy π hier weggelassen) die für die Aktion erhaltene Belohnung R_{t+1} plus der maximale erwartete Ertrag eines folgenden state-action Paares, also

$$q(s, a) = R_{t+1} + \gamma \max_{a'} q(s', a'). \tag{2.9}$$

Dies berücksichtigt allerdings nicht, dass der Agent in einem früheren Zeitschritt oder in einer anderen Episode vielleicht bereits einen Wert $q(s, a)$ für dieses state-action Paar berechnet und in der Q-table gespeichert hat. So wird bei jeder Berechnung eventuell ein alter Wert überschrieben und vergangene Erkenntnisse haben keinen Einfluss auf die aktuelle Berechnung.

Ein besserer Ansatz ist die Verwendung einer *learning rate*. Die learning rate ist ein Wert zwischen 0 und 1, der festlegt, wie schnell der Agent vergangene Q-values aus der Q-table verwirft. Anders gesagt legt sie fest, wie viel Information aus vorherigen Berechnungen bei einem Update einer Q-value erhalten bleibt. Wir verwenden für die learning rate das Symbol α.

Für die Berechnung der neuen Q-value für das state-action Paar (s, a) zum Zeitpunkt

t ergibt sich dann

$$q_{\text{neu}}(s,a) = (1-\alpha)q(s,a) + \alpha\left(R_{t+1} + \gamma \max_{a'} q(s',a')\right). \tag{2.10}$$

Bei einer learning rate von $\alpha = 0.6$ bleiben so 40% des alten Wertes erhalten, während der neu erlernte Wert mit 60% gewichtet wird.

2.2.3 Exploration vs Exploitation

In Kapitel 2.2.2 sind wir auf die Notwendigkeit einer Strategie, mit der der Agent seine nächste Aktion auswählt, gestoßen. Wie dort bereits erwähnt ist eine sehr simple Methode die Auswahl der Aktion mit der größten erwarteten Belohnung. Eine solche Aktion wird *greedy* Aktion genannt. Gibt es mehrere greedy Aktionen mit demselben erwarteten Ertrag, so wird eine davon zum Beispiel per Zufall ausgewählt.

Diese Strategie klingt auf den ersten Blick sinnvoll, ist aber nicht so zielführend wie es scheint. Der Agent versäumt es andere Aktionen auszuprobieren, die eine bessere Belohnung liefern könnten. Er nutzt nur die ihm bekannten aus (engl. *exploitation*). Besser wäre es, wenn er ebenfalls Zeit in die Erkundung (engl. *exploration* der Umgebung stecken würde.

Dies kann realisiert werden, indem der Agent die meiste Zeit „gierig“ (engl. greedy) agiert und die Aktion mit dem besten geschätzten Ertrag wählt, mit einer Wahrscheinlichkeit von ϵ allerdings ab und zu zufällig eine von allen verfügbaren Aktionen auswählt. ϵ ist hierbei ein Wert zwischen 0 und 1, der entweder statisch oder dynamisch definiert wird. Auf diese Weise wird erreicht, dass der Agent auch Aktionen ausprobieren kann, welche er zuvor noch nicht gesehen hat. Methoden, welche nach diesem Schema agieren, werden *ϵ-greedy* Methoden genannt und zählen nach [DOB20] auch heute noch bei der Erkundung der Umgebung zu den am meisten benutzten.

2.2.4 Implementierung in Python

Mit diesem Wissen werden wir nun einen Q-Learning Algorithmus in Python implementieren.

Hyperparameter In den vorherigen Kapiteln haben wir einige Variablen eingeführt, von denen uns manche als so genannte *Hyperparameter* dienen werden [Rav18]. Diese steuern das Verhalten des Agenten und sollten für den optimalen Lernerfolg angepasst werden. Wir verwenden hierfür eine selbst definierte Datenklasse, um alle Hyperparameter an zentraler Stelle verwalten zu können:

```python
@dataclass
class Parameters:
    num_episodes: int
    max_steps_per_episode: int

    learning_rate: float
    discount_rate: float
```

```
    start_exploration_rate: float
    max_exploration_rate: float
    min_exploration_rate: float
    exploration_decay_rate: float

    rewards_all_episodes: list
    max_rewards_all_episodes: list
```

`num_episodes` gibt die Anzahl der Episoden an, die der Agent trainieren soll, `max_steps_per_episode` die Schritte pro Episode. `learning_rate` und `discount_rate` sind selbsterklärend. Die folgenden vier Werte beziehen sich auf die ϵ-greedy Strategie. Wir wollen die Möglichkeit haben, unser ϵ dynamisch anzupassen. Hierfür initialisieren wir die `start_exploration_rate` als unser Anfangs-ϵ, die `max_exploration_rate` als Absicherung und eventuelle Variable für die Zukunft (ist normalerweise identisch mit der `start_exploration_rate`), die `min_exploration_rate` als minimales ϵ und die `exploration_decay_rate` als Größe die festlegt, wie schnell ϵ schrumpfen soll. Hierzu in den folgenden Kapiteln (TODO) mehr. In den beiden Variablen `rewards_all_episodes` und `max_rewards_all_episodes` werden die Belohnungen des Trainings abgelegt.

Die `train()`-Methode (TODO Code reference). Die `train()`-Methode ist das Herzstück des Algorithmus. Sie besitzt die folgenden Parameter:

```
def train(self, width: int, length: int, params: Parameters,
            environment, visualize=False, plot=False, plot_interval=1,
            plot_moving_avg_period=100):
```

`width` und `length` beschreiben die Breite und die Länge des Rasters aus 2.3, sprich die Größe der Landschaft. Mit diesen Daten wird die Größe der Q-table bestimmt. Mit den `params` übergeben wir der Funktion die Hyperparameter. Das `environment` ist die Umgebung des Agenten (TODO genauer). Die restlichen Parameter sind optional und beziehen sich auf die Visualisierung der Ergebnisse während des Trainings.

Wir verwenden für die Implementierung der Q-table *NumPy*, die primäre Bibliothek für die Array-Programmierung in Python [HMvdW+20]. Wir erzeugen ein zweidimensionales NumPy-Array, das für jeden Zustand unserer Umgebung eine Zeile und für jede Aktion (in unserem Fall die Bewegung nach oben, rechts, unten und links) eine Spalte enthält. Alle Elemente werden zunächst mit 0 initialisiert. Außerdem setzen wir unser ϵ auf die in den Hyperparametern festgelegte `start_exploration_rate`. Wir erstellen außerdem einen Buffer, welcher die Tupel aus Zustand, Aktion, Belohnung und Folgezustand enthält. Dieser wird am Ende jeder Episode gemischt und dann abgearbeitet. Dieses Verfahren löst nach TODO starke Pfadabhängigkeiten auf. In Kapitel 2.3.1 gehen wir hierauf näher ein.

```
    q_table = np.zeros((width * length, 4))
    exploration_rate = params.start_exploration_rate
    buffer = []
```

Zu Beginn jeder Episode setzen wir den Zustand auf den Startzustand der Umgebung und erzeugen die beiden Variablen, die die Belohnungen der Episode speichern:

```
for episode in range(params.num_episodes):
    state = environment.reset_agent()
    rewards_current_episode = 0
    max_reward_current_episode = 0
```

In jedem Zeitschritt wenden wir für die Wahl der Aktion unsere ϵ-greedy Strategie an. Hierfür erzeugen wir eine zufällige Zahl zwischen 0 und 1. Falls diese größer ist als unser aktuelles ϵ, wählt der Agent die beste bekannte Aktion, ansonsten wird aus den möglichen Aktionen zufällig eine ausgewählt. Die Umgebung liefert uns infolgedessen den Folgezustand und die erhaltene Belohnung. Anschließend speichern wir das Tupel im Buffer, aktualisieren den Zustand, speichern die Belohnungen und zeigen ggf. die Position des Agenten an:

```
    for step in range(params.max_steps_per_episode):
        exploration_rate_threshold = random.uniform(0, 1)
        if exploration_rate_threshold > exploration_rate:
            action = np.argmax(q_table[state, :])
        else:
            action = random.choice(
                environment.get_agent_possible_actions()
            )
        new_state, reward, _ = environment.agent_perform_action(action)
        sars = (state, action, reward, new_state)
        buffer.append(sars)

        q_table[state, action] = (1 - params.learning_rate) *\
        q_table[state, action] + params.learning_rate * (reward +\
        params.discount_rate * np.max(q_table[new_state, :]))

        state = new_state
        rewards_current_episode += reward
        if max_reward_current_episode < reward:
            max_reward_current_episode = reward

        if visualize:
            environment.redraw_agent()
            time.sleep(0.04)
```

Am Ende jeder Episode aktualisieren wir die entsprechenden Einträge in der Q-table mit den Daten aus dem Buffer. Hierfür wird die Gleichung für die Berechnung der Q-value 2.10 angewendet:

```
    random.shuffle(buffer)
    while len(buffer) > 0:
        (state, action, reward, new_state) = buffer.pop(0)
        q_table[state, action] = (1 - params.learning_rate) *\
        q_table[state, action] + params.learning_rate * (reward +\
        params.discount_rate * np.max(q_table[new_state, :]))
```

Außerdem wird das neue ϵ berechnet. Wir verwenden hierfür eine exponentielle Funktion, damit ϵ am Anfang start abfällt und gegen Ende langsamer. Zuletzt werden die Belohnungen in den Params gespeichert und ggf. als Graph angezeigt.

```
        exploration_rate = params.min_exploration_rate +\
        (params.max_exploration_rate - params.min_exploration_rate) *\
        np.exp(-params.exploration_decay_rate * episode)

        params.rewards_all_episodes.append(rewards_current_episode)
        params.max_rewards_all_episodes.append(max_reward_current_episode)
        if plot and episode % plot_interval == 0:
            plot_progress(params.rewards_all_episodes, exploration_rate, plot_moving_avg

    return q_table, params
```

2.2.5 Experimente

Nachdem der Agent implementiert ist, wollen wir diesen in unserer Umgebung testen. Wir verwenden die zuvor beschriebene Landschaft 2.3. Ziel ist es, dass der Agent den höchsten Gipfel erreicht. Zu diesem Zweck liefert die Umgebung als Belohnung die Differenz der Höhe des alten und neuen Zustands. Wenn sich der Agent also von einem Feld mit der Höhe 2.3 in ein Feld mit der Höhe 1.8 bewegt erhält er als Belohnung -0.5.

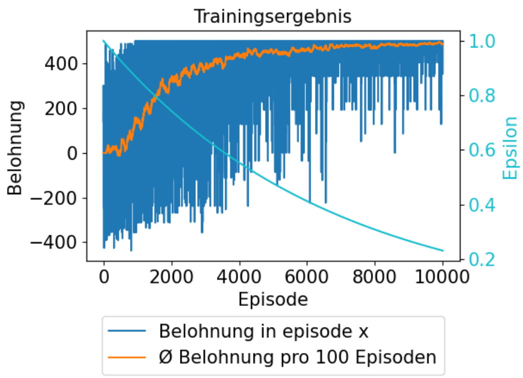
Einzelnes Experiment Nach einigem Ausprobieren haben sich die folgenden Hyperparameter als solche erwiesen, die gute Ergebnisse erzielen:

```
params = Parameters(
            num_episodes=10000,
            max_steps_per_episode=300,
            learning_rate=0.6,
            discount_rate=0.99,
            start_exploration_rate=1,
            max_exploration_rate=1,
            min_exploration_rate=0.01,
            exploration_decay_rate=0.00015,
            # ... Rest wird erst während des Trainigs belegt
        )
```

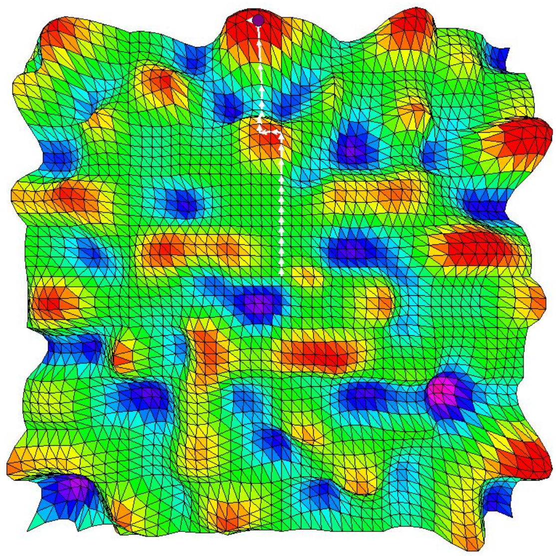
Wir stellen die Ergebnisse in einem Graph da. Nach einem Trainingdurchlauf erhält man die in 2.5a dargestellte Ausgabe. Die x-Achse stellt die aktuelle Episode dar, während die y-Achse die erhaltene Belohnung, bzw. für die türkise Linie das ϵ angibt. Die blaue Linie, welche aufgrund der großen Menge an unterschiedlichen Werten kaum mehr als solche zu erkennen ist, zeigt die Summe der Belohnungen aus allen Zeitschritten für jede Episode an. Die orange Linie ist der Durchschnitt der letzten 100 Gesamtbelohnungen pro Episode. Dieser Wert wird auch als *moving average* bezeichnet. Die Werte von Episode 0 bis 99 sind hier mit 0 belegt. Die türkise Linie zeigt das ϵ zu jeder Episode. Die Beschriftung hierfür befindet sich auf der rechten Seite des Graphen.

Es lässt sich an der orangen Linie gut erkennen, wie der Agent mit der Zeit immer bessere Belohnungen erhält.

Lässt man den Agenten nun die im Training erzeugt Q-table verwenden, um die beste Aktion für jeden Zeitschritt auszuwählen, so folgt er dem in 2.5b sichtbaren Pfad. Er findet also den höchsten Berg in der gegebenen Landschaft, obwohl dieser weit entfernt vom Startpunkt in der Mitte und hinter einem Graben liegt.



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.5: Ergebnisse des ersten Experiments

Eine weiter interessanter Wert ist die Anzahl der mit 0 belegten Einträge in der Q-table. Diese besitzen entweder zufällig den errechneten Q-value 0 oder wurden vom Agenten nicht berechnet. Da die meisten Einträge im 14-Stelligen Nachkommabereich liegen, ist ersteres relativ unwahrscheinlich und so lässt sich sagen, dass die Summe der mit 0 belegten Einträge ungefähr der Summe der nicht erkundeten Zustände entspricht. In Fall des aktuellen Experiments sind 850 der 10000 Einträge mit 0 belegt. Der Agent hat also ungefähr 91.5% der Umgebung erkundet.

Dies ist nur ein einzelnes Experiment und hat natürlich keine statistische Aussagekraft. Es diente lediglich der Demonstration und der Erklärung der Visualisierung. Wir werden im Folgenden testen, welche Auswirkung die Verwendung der ϵ-greedy Strategie auf den Lernprozess hat.

Vergleich des Trainings mit und ohne ϵ-greedy Strategie Um eine aussagenkräftigere Datengrundlage zu erhalten, werden wir die folgenden Experimente jeweils 20 mal wiederholen. Diese Zahl hat sich als ein gutes Mittelmaß zwischen einer ausreichenden Menge an Daten für die Statistik und der Berechenbarkeit in zumutbarer Zeit erwiesen.

Die erste Experimentreihe erfolgt mit den gleichen Parametern wie im vorherigen Experiment. Für die zweite Experimentreihe setzen wir lediglich ϵ auf 0. Das kommt dem Weglassen der ϵ-greedy Strategie gleich und bedeutet, dass der Agent in jedem Fall greedy agiert und die beste Aktion wählt. Dies soll die Notwendigkeit von ϵ für ein besseres

Trainingsergebnis zeigen.

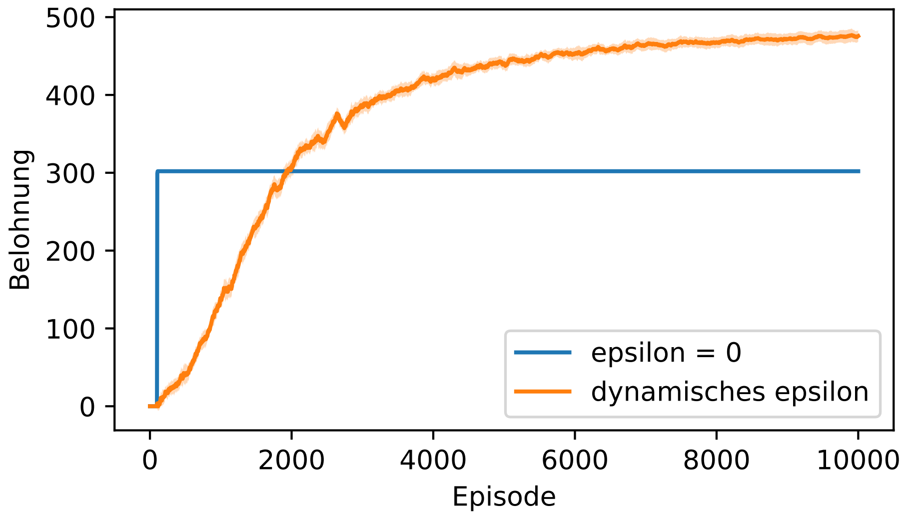


Abbildung 2.6: Vergleich des Lernerfolgs mit und ohne ϵ-greedy Strategie

Die Achsen von Graph 2.6 sind bis auf das Fehlen der ϵ-Achse identisch mit dem aus 2.5a. Die beiden Linien zeigen jeweils den Durchschnitt der moving average Werte aller 20 Experimentiterationen. Der leicht transparente Bereich um die Linien herum ist die Standartabweichung in der jeweiligen Episode. Es lässt sich hier sehr deutlich erkennen, dass der Agent ohne eine Erkundungsstrategie wie ϵ-greedy (blaue Linie) zu Beginn einen relativ lukrativen Pfad findet, diesen aber dann auch nicht mehr verlässt, um andere Pfade zu erkunden und so immer die gleiche Belohnung bekommt. Er wird schließlich vom ϵ-greedy Agenten (orange Linie) überholt, da dieser seine Umgebung erkundet. Dieser erhält am Ende des Trainings wesentlich höhere Belohnungen.

Betrachten wir den Durchschnitt der Anzahl der mit 0 belegten Einträge der Q-tables beider Experimentreihen lässt sich abschätzen, dass der ϵ-greedy Agent im Schnitt 89.9% der Umgebung erkundet hat, während es beim Agent ohne Erkundungsstrategie gerade einmal 1.1% sind.

Dies zeigt, dass eine Erkundungsstrategie für den Erfolg des Agenten sehr wichtig ist.

Erkundungsstrategie codiert im Reward Für das nächste Experiment lassen wir der Agenten ebenfalls in jedem Zeitschritt greedy agieren. Diesmal erreichen wir dies, indem wir unabhängig vom aktuellen ϵ immer die beste Aktion auswählen. Der Agent soll allein durch die Veränderung der Belohnung dazu gebracht werden, seine Umgebung besser zu erkunden und trotzdem einen möglichst hohen Punkt zu finden.

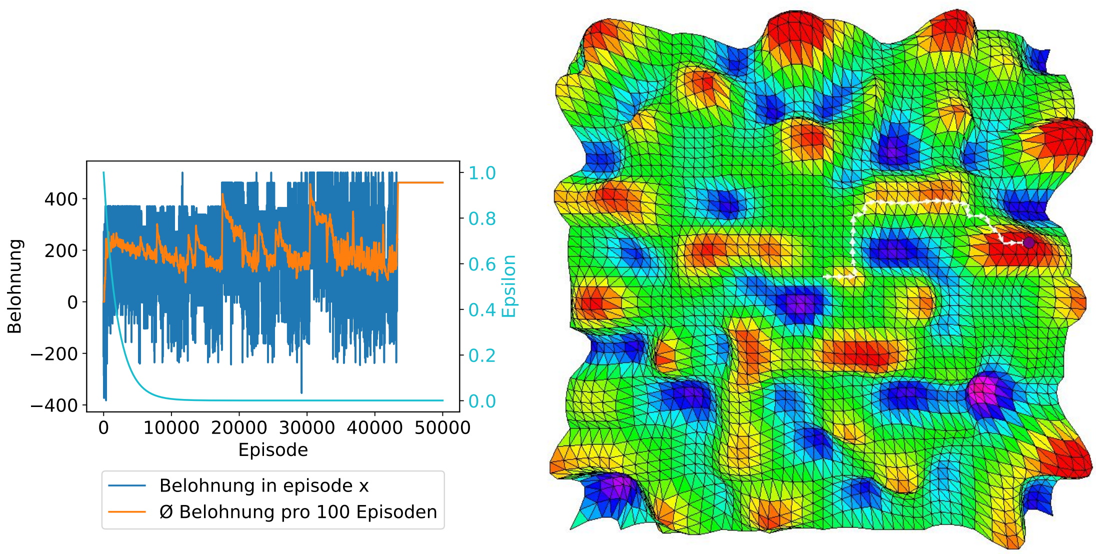
Wir modifizieren hierfür die nach jeder Aktion von der Umgebung erhaltene Belohnung wiefolgt:

```
new_state, actual_reward, _ = environment.agent_perform_action(action)

reward = ((1 - exploration_rate) * actual_reward) - exploration_rate
```

```
sars = (state, action, reward, new_state)
buffer.append(sars)
```

Die `exploration_rate` verhält sich hierbei genau so wie beim Experiment davor. Diese Formel soll bewirken, dass der Agent zu Beginn bei einer hohen `exploration_rate` alle besuchten Felder mit einem negativen Wert belegt, sodass er beim nächsten mal andere Felder besucht und so seine Umgebung erkundet. Nach und nach wird diese Belegung dann immer mehr mit den mittels korrekter Belohnungen ermittelten Q-values ersetzt, wodurch sich der Agent auf die besten Zustände einpendeln soll. Wir setzen die learning rate auf 1, damit der Agent nicht an den zu Beginn verfälschten Belohnungen festhält. Nach 50000 Episoden erhält man folgendes Ergebnis:



(a) Landschaft mit niedriger Verteilung

(b) Landschaft mit hoher Verteilung

Abbildung 2.7: Ergebnisse des ersten Experiments

Wichtig ist es an dieser Stelle zu erwähnen, dass der Graph 2.7a die unverfälschte, von der Umgebung gelieferte Belohnung vor der Modifikation zeigt, da uns der tatsächliche Lernfortschritt des Agenten interessiert und man diesen sonst nicht mit den Ergebnissen anderen Experimente vergleichen könnte. Es fällt deutlich auf, dass der Lernprozess hier anders verläuft als in 2.5a. Wir erhalten keine saubere Lernkurve. Trotzdem erreicht der Agent einen maximalen moving average von etwas über 462. Zum Vergleich: Der maximale moving average von 2.5a liegt bei etwas über 497. Die Q-table dieses Experiments enthält 850 von 10000 mit Null belegte Einträge.

Abbildung 2.7b zeigt den Pfad des Agenten bei Verwendung der erzeugten Q-table. Er findet zwar nicht den höchsten Punkt, erklimmt aber dennoch einen hohen Berg, welcher sich nicht in unmittelbarer Nähe des Startzustands befindet. Die Strategie hat also zur besseren Erkundung der Umgebung beigetragen.

Wiederholt man das Experiment 20 mal, so lässt sich der folgende Durchschnitt mit Standartabweichung berechnen:

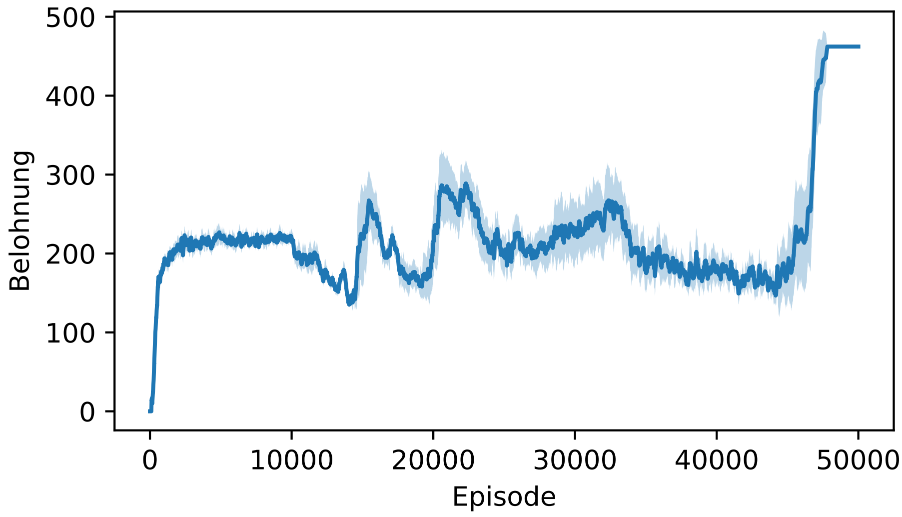


Abbildung 2.8: TODO

Der Agent benötigt mit 50000 Episoden sehr lange, um seinen Höchstwert zu erreichen. Dieser scheint sich auch nach circa Episode 47 nicht mehr zu verändern, was vermutlich darauf zurückzuführen ist, dass der Agent immer greedy agiert und zu diesem Zeitpunkt kein besserer ihm bekannter Pfad mehr existiert. Verglichen mit dem Agenten ohne Erkundungsstrategie lässt sich festhalten, dass die Modifikation der Belohnung in diesem Fall eine höheren Ertrag sowie eine bessere Erkundung der Umgebung bewirkt hat. Diese Strategie dauert allerdings deutlich länger und liefert etwas weniger Ertrag als die klassische ϵ-greedy Strategie.

2.3 Deep-Q-Learning Experimente

2.3.1 Das Prinzip von Deep-Q-Learning

Bisher haben wir alle Q-Values in einer Q-table gespeichert. Dieses Vorgehen ist relativ simpel, stößt aber nach [Lap18] bei großen Zustands- bzw. Aktionsräume schnell an seine Grenzen. Als Beispiel wird hier Q-Learning bei Atari-Spielen aufgeführt, bei denen die Pixel als Zustände benutzt werden. Es leuchtet ein, dass in so einem Fall aufgrund der großen Menge an state-action Paaren die Speicherung deren Q-values schwierig, wenn nicht sogar unmöglich ist.

Nach [Lap18] ist die Benutzung von Neuronalen Netzen eine der populärsten Methoden, um mit diesem Problem umzugehen. Wir kombinieren Q-Learning mit einem Neuronalen Netz und erhalten auf diese Weise ein so genanntes *Deep-Q-Network* (*DQN*).

Für das stabile und effiziente Trainieren eines DQNs gibt es nach [Lap18] einige Techniken und Tricks. Die Informationen diesbezüglich wurden – falls nicht anders angegeben – aus [Lap18] entnommen.

ϵ-greedy Die ϵ-greedy Strategie löst das Exploration versus Exploitation Dilemma. Da wir uns hiermit bereits in Kapitel 2.2.3 befasst haben, halten wir uns an dieser Stelle nicht weiter damit auf.

Replay buffer Die Daten, die der Agent im Laufe des Trainings sammelt, sind nicht unabhängig voneinander. Sie liegen höchst wahrscheinlich sehr nahe beieinander, da sie meist zur selben Episode gehören. Dazu kommt, dass die Verteilung der Daten durch die aktuelle Policy, beziehungsweise bei der Verwendung von ϵ-greedy teilweise zufällig bestimmt wird. Wünschenswert wäre eine Verteilung der Trainingsdaten identisch zu Stichproben unter Verwendung der optimalen Policy, die wir erlernen wollen.

Um dem entgegenzuwirken verwenden wir einen großen Speicher, welcher unsere vergangenen Beobachtungen enthält. Anstatt nun mit den letzten Beobachtungen zu trainieren, entnehmen wir zufällig Daten aus diesem Speicher. Diese Methode nennt man *replay buffer*. In Kapitel 2.2.4 verwenden wir ebenfalls einen solchen replay buffer.

Target network Ein ähnliches Problem stellt der Zusammenhang zwischen benachbarten Schritten dar. Die Bellman equastion aus 2.8 besagt, dass wir den Wert von $q_\pi(s,a)$ über $q_\pi(s',a')$ berechnen können. Die Zustände s und s' sind allerdings nur einen Schritt voneinander entfernt. Sie sind also sehr ähnlich und vom Neuronalen Netz schwer zu unterscheiden. Das hat zur Folge, dass wir bei einem Update der Parameter des Netzes für die Annäherung von $q_\pi(s,a)$ an das gewünschte Resultat indirekt auch den Wert für $q_\pi(s',a')$ verändern können. Dies kann das Training sehr instabil machen.

Deshalb verwenden wir ein so genanntes *target network*. Das target network ist eine Kopie des training networks – bei uns später auch policy network genannt –, welches lediglich alle N Schritte oder Episoden synchronisiert wird. N ist hierbei ein weiterer Hyperparameter, den wir bei später als `target_update` bezeichnen. Mit dieser Kopie besitzen wir nun fixierte Werte für $q_\pi(s',a')$, was das Training wesenlicht stabiler machen sollte.

Der Trainingsablauf von DQN Wir betrachten nun einen klassischen Algorithmus für DQN. [Lap18] entnimmt dessen Schritte den bekannten Papern *Playing Atari with Deep Reinforcement Learning* [MKS+13] und *Human-Level Control Through Deep Reinforcement Learning* [MKS+15]. Sinngemäß wiedergegeben ist der Ablauf nach [MKS+15] wiefolgt:

1. Initialisieren der replay memory Kapazität
2. Initialisieren des Hauptnetzes mit zufälligen Parametern
3. Kopie des Hauptnetzes anlegen, das target network
4. *For each Episode do*
   a) Startzustand initialisieren
   b) *For each Zeitschritt do*
      i. Auswahl einer Aktion via ϵ-greedy
      ii. Ausführen der Aktion in einem Emulator
      iii. Beobachten der Belohnung und des Folgezustands
      iv. Speichern der Beobachtung im replay memory
      v. Zufällige Auswahl einer Reihe von Beobachtungen (batch) aus dem replay memory
      vi. Vorverarbeitung der Zustände

vii. loss (TODO) zwischen Q-values und Ziel-Q-values berechnen (Benutzung des target networks für den Folgezustand)
viii. Aktualisieren der Gewichte im Netz, um den loss zu minimieren
ix. Alle N Episoden wird das target network mit dem Hauptnetz synchronisiert

In unserem Fall kommt noch ein weiterer Schritt hinzu, in dem wir das aktuelle Netz kopieren und als `best_net` speichern, wenn der moving average einen neuen Höchstwert erreicht. Dieses Netz wird dann am Ende des Trainings zurückgegeben. Dies soll sicherstellen, dass zum Schluss das beste Trainingsergebnis ausgegeben wird, auch wenn der Agent im Laufe der Zeit Sachen wieder verlernt hat. Wir ergänzen also:

4. *(Fortsetzung)*
    c) Bei neuer Höchstleistung des Trainings Synchronisation des Ausgabenetzes mit dem Hauptnetzes

2.3.2 Implementierung in Python

Wir wollen nun einen DQN-Agenten in Python implementieren. PyTorch ist eine beliebtes Deep-Learning-Framework, welches Benutzerfreundlichkeit und Leistung vereint [PGM+19]. Als Grundlage verwenden wir das Codebeispiel unter `https://github.com/philtabor/Youtube-Code-Repository/blob/master/ReinforcementLearning/DeepQLearning/torch_deep_q_model.py` (Zugriff am 30.03.2021), welches für unsere Zwecke stark modifiziert wird. Das Zentrum des Geschehens ist wieder die `train()`-Methode. Der besseren Übersicht wegen sind hier einige weniger relevante Codeausschnitte herausgekürzt (gekennzeichnet mit ...). Außerdem wurde die Einrückung auf der Ebene der Methode entfernt. Die Schritte sind entsprechend der Liste aus 2.3.1 nummeriert:

```
def train(width: int, length: int, params, environment, ... ):
agent = Agent( ... ) # 1. bis 3.
scores, eps_history = [], []
max_average = -99999
for episode in range(params.num_episodes): # 4.
    score = 0
    environment.reset_agent() # a)
    observation = environment.get_state_for_deep_q(step=0, ... ) # a)
    for step in range(params.max_steps_per_episode): # b)
        action = agent.choose_action(observation) # i.
        state, reward, done = environment.agent_perform_action(
            action, ... )
        ) # ii. und iii.
        observation_ = environment.get_state_for_deep_q(step=step, ...)
        # iii.
        score += reward
        agent.store_transition(
            observation, action, reward, observation_, done
        ) # iv.
```

```
        agent.learn(episode) # v. bis ix.)

        observation = observation_
        # ... falls gewünscht Position des Agenten anzeigen
    # ... falls gewünscht Pfad des Agenten anzeigen
    scores.append(score)
    agent.exploration_rate = params.min_exploration_rate +\
        (params.max_exploration_rate - params.min_exploration_rate) *\
        np.exp(-params.exploration_decay_rate * episode)
    # ... falls gewünscht Trainingsfortschritt als Graph ausgeben
    current_average = get_current_average( ... )
    if max_average < current_average or episode == plot_moving_avg_period:
        max_average = current_average
        agent.best_net.load_state_dict(agent.policy_net.state_dict())# c)
params.rewards_all_episodes = scores
params.max_reward_average = max_average
return agent.best_net, params
```

Die Schritte 1. bis 3. passieren bei der Initialisierung des Agenten und sind relativ unspektakulär. Interessanter ist die `learn()`-Methode des Agenten, die in jedem Zeitschritt einmal aufgerufen wird und die Schritte v. bis ix. abdeckt. Wir werfen daher einen blick auf deren Code. Auch hier wurde aus Platzgründen die Einrückung auf der Ebene der Methode entfernt:

```
def learn(self, episode):
if self.memory_counter < self.batch_size:
    return # return, falls noch nicht genügend Beobachtungen existieren
self.policy_net.optimizer.zero_grad()

max_mem = min(self.memory_counter, self.mem_size)
batch = np.random.choice(max_mem, self.batch_size, replace=False) # v.

batch_index = np.arange(self.batch_size, dtype=np.int32)
state_batch =\
    T.tensor(self.state_memory[batch]).to(self.policy_net.device)
new_state_batch =\
    T.tensor(self.new_state_memory[batch]).to(self.policy_net.device)
reward_batch =\
    T.tensor(self.reward_memory[batch]).to(self.policy_net.device)
terminal_batch =\
    T.tensor(self.terminal_memory[batch]).to(self.policy_net.device)
action_batch = self.action_memory[batch]
 # vii. Start
q_eval = self.policy_net.forward(state_batch)[batch_index, action_batch]
q_next = self.target_net.forward(new_state_batch)
q_next[terminal_batch] = 0.0
q_target = reward_batch + self.gamma * T.max(q_next, dim=1)[0]
loss = self.policy_net.loss(q_target, q_eval).to(self.policy_net.device)
```

```
loss.backward()
 # vii. Ende
self.policy_net.optimizer.step() # viii.

if episode % self.target_update == 0:
    self.target_net.load_state_dict(self.policy_net.state_dict()) # ix.
```

Zuletzt betrachten wir noch die Klasse `DeepQNetwork`, welche das DQN modelliert:

```
class DeepQNetwork(BasicNetwork):
    def __init__(self, learning_rate, input_dims, fc1_dims, fc2_dims,
                 n_actions):
        super(DeepQNetwork, self).__init__()
        self.learning_rate = learning_rate
        self.input_dims = input_dims
        self.fc1_dims = fc1_dims
        self.fc2_dims = fc2_dims
        self.n_actions = n_actions

        self.fc1 = nn.Linear(*self.input_dims, self.fc1_dims)
        self.fc2 = nn.Linear(self.fc1_dims, self.fc2_dims)
        self.out = nn.Linear(self.fc2_dims, self.n_actions)
        self.optimizer = optim.Adam(self.parameters(),
                                    lr=learning_rate)
        self.loss = nn.MSELoss()
        self.device =\
            T.device('cuda' if T.cuda.is_available() else 'cpu')
        self.to(self.device)

    def forward(self, state):
        x = T.sigmoid(self.fc1(state))
        x = T.sigmoid(self.fc2(x))
        actions = self.out(x)
        return actions
```

Wir verwenden in unserem DQN zwei sogenannte Fully-connected hidden Layers. Das bedeutet, dass alle Neuronen einer Schicht mit allen Neuronen der nächsten Schicht verknüpft sind. PyTorch nutzt hierfür die Bezeichnung `Linear` layer. Die erste Ebene nimmt Eingaben mit den Dimensionen `input_dims` entgegen. Wir legen die Dimensionen der beiden hidden Layers für die folgenden Experimente auf `fc1_dims = 256` und `fc2_dims = 256` fest. Die Anzahl an Outputs der Ausgabeebene entspricht der Anzahl der Aktionen, die dem Agenten zur Verfügung stehen. In unserem Fall sind das `n_actions = 4`, also die vier möglichen Bewegungsrichtungen oben, rechts, unten und links.

Die ReLU activation function wird im Moment als die mit der besten Performance angesehen [SAV20]. Trotzdem benutzen wir für unsere activation function Sigmoid, das diese in unserem Anwendungsfall bessere Ergebnisse zu erziehlen scheint (TODO belegen).

Die Hyperparameter werden in der Datenklasse `DeepQParameters` verwaltet. Diese enthält die gleichen Parameter wie `Parameters` aus Kapitel 2.2.4, wird aber noch um folgende ergänzt:

```
@dataclass
class DeepQParameters:
    # ... wie in Parameters
    replay_buffer_size: int
    batch_size: int
    target_update: int
```

Deren Funktion wurde im Kapitel 2.3.1 bereits erläutert.

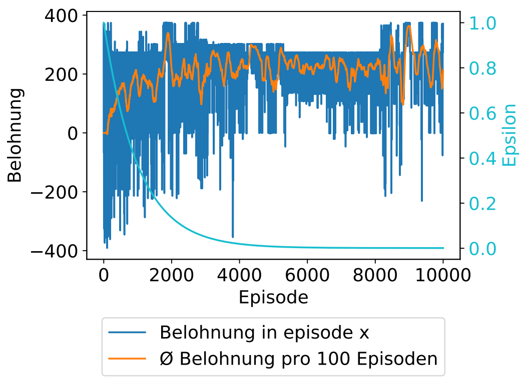
2.3.3 Erste Experimente

Wir wollen diese Implementierung nun für einige Experimente nutzen. Ziel ist es zunächst, eine geeignete Aufgabe für den Agenten zu finden, welche anschließend für den Vergleich unterschiedlicher Lernstrategien dienen soll.

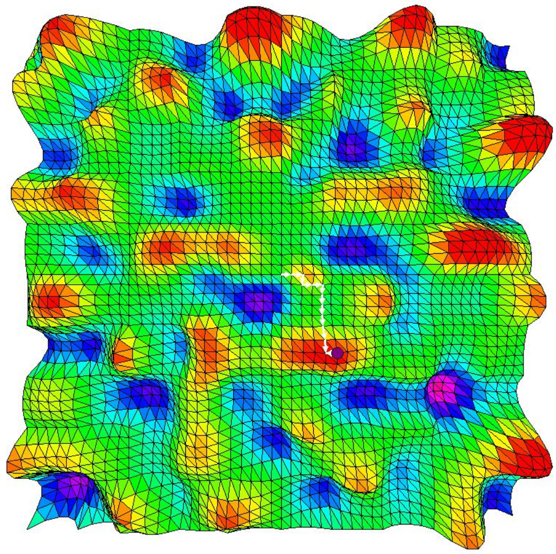
TODO Das DQN erhält als Eingabe die aktuelle Position des Agenten in Form einer x- und einer y-Koordinate. Diese beschreiben in diesem Experiment den Zustand des Agenten. Die Mitte der Landschaft hat die Koordinaten (0, 0). Dies ist ebenfalls der Startpunkt des Agenten. Als Belohnung erhält der Agent wie in Kapitel 2.2.5 die Differenz der Höhe des Folgezustands und des aktuellen Zustands. Die Hyperparameter werden wie folgt belegt:

```
params = DeepQParameters(
            num_episodes=10000,
            max_steps_per_episode=100,
            replay_buffer_size=20000,
            batch_size=32,
            learning_rate=0.001,
            discount_rate=0.999,
            target_update=25,
            start_exploration_rate=1,
            max_exploration_rate=1,
            min_exploration_rate=0.001,
            exploration_decay_rate=0.001,
            # ... Rest wird erst während des Trainings belegt
        )
```

Damit einzelne Beobachtungen nicht zu einer völligen Veränderung der Gewichte im DQN führen, ist die `learning_rate` im Vergleich zum Training mit der Q-table sehr klein.



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.9: Ergebnisse des ersten Experiments

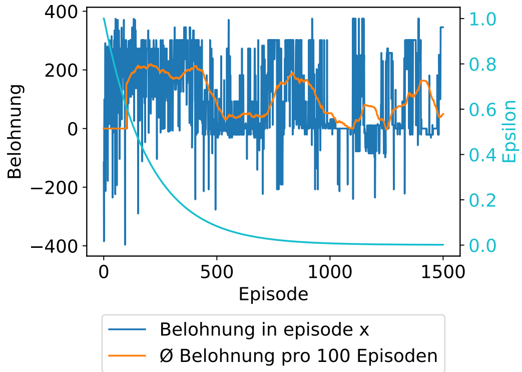
Der Agent scheint mit diesen Informationen noch nicht viel anfangen zu können. Der Graph 2.9a zeigt, dass der moving average Wert (orange Linie) über die komplette Trainingszeit sehr Inkonsistent ist. Außerdem liegt er größtenteils deutlich unter dem möglichen Höchstwert. Dies lässt sich daran erkennen, dass die blaue Linie – also die Belohnung der einzelnen Episoden – teilweise fast bis 400 geht, der moving average diesen aber nur wenige Male fast erreicht. In Abbildung 2.9b ist zu erkennen, welchen Pfad der Agent unter Verwendung des aus dem Training resultierenden Netzes zurücklegt. Er geht auf einen Gipfel, welcher sich Nahe am Startzustand befindet. Optimal wäre jedoch der Gipfel ganz oben in der Mitte.

Das DQN liefert hier also kein sonderlich gutes Ergebnis. Dies könnte daran liegen, dass der Agent keinerlei Information über die Höhe seiner Zustände hat, von denen seine erhaltene Belohnung und die Erfüllung der Aufgabe ja stark abhängt.

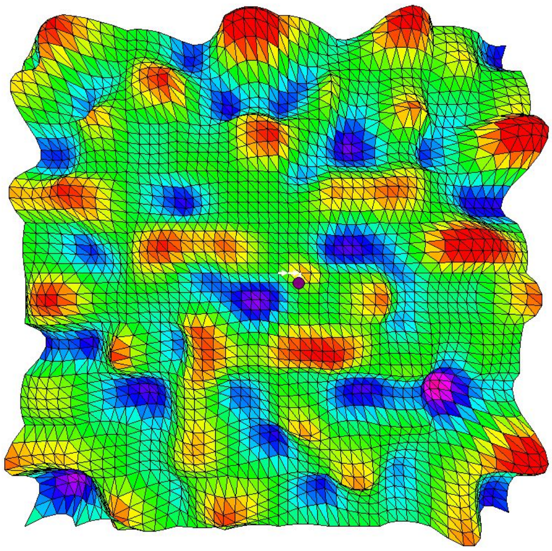
TODO Wir passen also die Werte an, die einen Zustand beschreiben und fügen die Höhe des aktuellen Zustands, sowie die der umliegenden Zustände hinzu. Das DQN erhält also nun als Eingabe sieben Werte (x- und y-Koordinate, eigene Höhe und die Höhe der vier umliegenden Felder).

Das letzte Training hat für die 10000 Episoden auf einer Nvidia RTX 2060 (TODO evtl. unnötig zu erwähnen?) etwas über eineinhalb Stunden gedauert. Wir suchen eine Aufgabe, die für den Vergleich unterschiedlicher Lernstrategien genutzt werden soll und wollen für jede Strategie eine Experimentreihe durchlaufen, um eine statistische Auswertung zu ermöglichen. Diese sollten in zumutbarer Zeit durchführbar sein. Daher ist es wichtig, die Trainingszeit für einzelne Experimente zu reduzieren.

Wir reduzieren daher die Episodenanzahl `num_episodes` auf 1500. Dementsprechend muss auch die `exploration_decay_rate` angepasst werden. Wir setzen diese auf 0.005.



(a) TODO

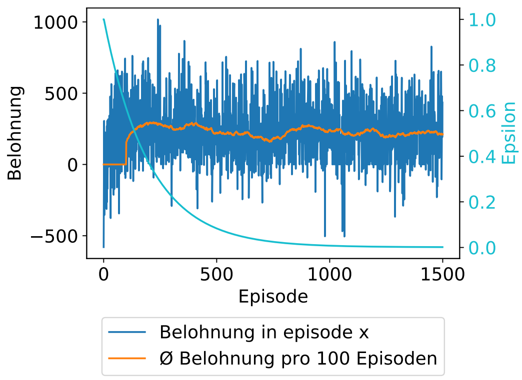


(b) TODO

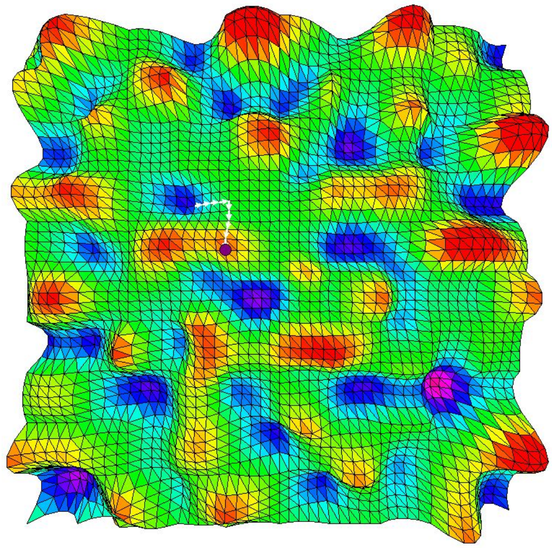
Abbildung 2.10: Ergebnisse des ersten Experiments

In Abbildung 2.10b lässt sich schnell erkennen, dass das Trainingsergebnis auch hier nicht zufriedenstellend ist. Der Agent bewegt sich nur ein paar Felder weit zu einem nahe gelegenen, sehr kleinen Hügel. Der moving average in Graph 2.10a zeigt auch keinen gewünschten Trainingsverlauf wie beispielsweise in Graph 2.5a. Lediglich die Trainingsdauer hat sich wie erwartet verringert.

Zufällige Startposition Wir werden daher unseren Ansatz etwas verändern. Die Startposition wird zu Beginn jeder Episode zufällig gewählt. Das DQN erhält außerdem statt der absoluten Position im Grid die relative Position zum Startpunkt. Das bedeutet, dass dieser immer die Koordinaten (0, 0) besitzt. Dies soll die Abhängigkeit von einem immer gleichen Startzustand aufbrechen und die Aufgabe interessanter machen.



(a) TODO

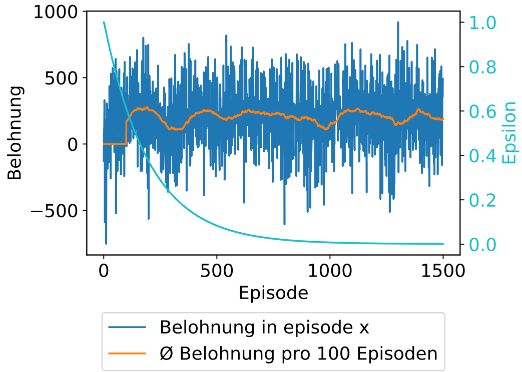


(b) TODO

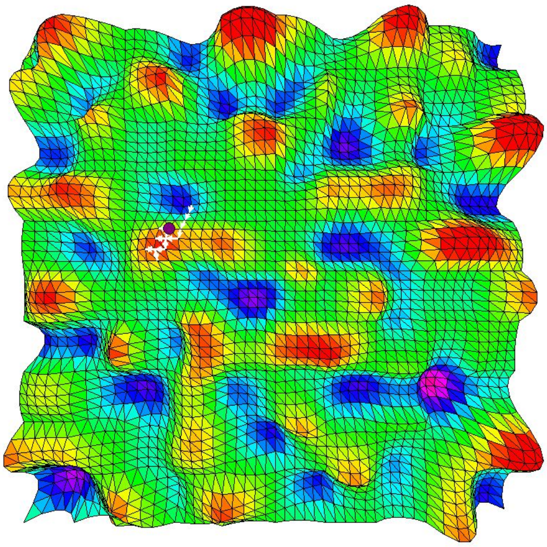
Abbildung 2.11: Ergebnisse des ersten Experiments

Das Ergebnis lässt sich diesmal als Erfolg bezeichnen. Der Agent läuft von seiner Startposition so lange nach oben, bis es nicht mehr weiter nach oben geht. Einer dieser möglichen Pfade ist in Abbildung 2.11a zu sehen. Die Aufgabe ist allerdings zu einfach. Im Graph 2.11a lässt sich erkennen, dass der Großteil des Lernvorgangs bereits vor der 100-Epsioden-Marke passiert. Dies ist nicht optimal für unsere Zwecke, da wir erst ab Episode 100 den moving average und damit unsere Hauptvergleichsquelle verfolgen können.

Das neue Ziel ist daher, dass der Agent nicht nur nach oben läuft, sondern einen möglichst hohen Punkt in der Nähe des Startpunktes findet. Zu diesem Zweck erweitern wir die Eingaben, die das DQN bekommt. Wir übergeben nun die Höhe und die relative Position des in diesem Zeitschritt bisher höchsten besuchten Feldes. Außerdem wird die Anzahl der übrigen und der maximalen Zeitschritte angefügt. Dies soll in der Theorie dazu führen, dass der Agent seine Umgebung erkundet, solange noch genügend Zeit ist. Gegen Ende der Episode sollte er dann zum bisher höchsten bekannten Gipfel laufen.



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.12: Ergebnisse des ersten Experiments

Das Ergebnis ist ähnlich wie das des vorangegangenen Experiments. Zum besseren Vergleich haben wir für die Darstellung in Abbildung 2.12b denselben Startpunkt gewählt wie in Abbildung 2.11b. Der Agent orientiert sich tatsächlich hin zum etwas höheren Gipfel und scheint in einem sehr kleinen Umkreis die Umgebung zu erkunden, versäumt es aber am Ende auf dem höchsten Punkt aufzuhören. Dies kann daran liegen, dass sich der Agent in jedem Zeitschritt bewegen muss und auf diese Weise nicht die Möglichkeit besitzt, genau auf dem höchsten Feld aufzuhören. Die Farbcodierung der Landschaft verrät uns allerdings, dass das Feld links oder unterhalb des vorletzten Schritts höher gelegen ist als das gewählte obere Feld. Viel wichtiger ist jedoch, dass der Graph 2.12a keinen wirklichen Trainingsfortschritt zeigt. Der moving average pendelt hier grob um denselben Wert und zeigt keinerlei Verbesserung des Agenten über längere Zeit. Auch dieser Ansatz ist also für unsere Zwecke nicht geeignet.

TODO Aufgrund der Misserfolge mit dem Finden von hohen Gipfeln wollen wir nun versuchen, ein anderes Ziel zu erarbeiten. Die neue Idee ist, dass der Agent so viele Felder wie möglich besuchen soll, sich dabei aber so wenig wie möglich vom Startfeld entfernt. Wir erhoffen uns hiervon, dass die quasi gegensätzlichen Ziele zu interessanten Ergebnissen führen und für ein DQN ein angemessenes Problem darstellen.

Um dieses Verhalten zu erreichen, werden sowohl die Beschreibung eines Zustands als auch die Belohnung stark angepasst. Die Belohnung setzt sich aus den beiden Aufgaben zusammen und sieht in etwa so aus:

```
reward = (NEW_POINT_REWARD if is_new_point else 0) -\
         (DISTANCE_MULTIPLIER * distance_from_spawn)
```

Der erste Part gibt den fixen Belohnungswert `NEW_POINT_REWARD` aus, falls das Feld vom Agenten noch nicht besucht wurde, ansonsten null. Davon wird dann die Distanz vom Startzustand abgezogen. Auf diese Weise erhält der Agent höhere Strafen je weiter er sich von diesem entfernt. Die Distanz wird davor noch mit einem ebenfalls fixen Wert `DISTANCE_MULTIPLIER` multipliziert. Die beiden fixen Werte (im Folgenden *Belohnungsparameter* genannt) sollen als Stellschrauben dienen, um die richtige Gewichtung der beiden Ziele zu finden.

Als nächstes passen wir die Werte an, die einen Zustand beschreiben. Nicht mehr benötigt werden die Daten über die Höhe des eigenen und der umliegenden Felder. Stattdessen wird für jede angrenzende Position ein positiver Wert geliefert, wenn der Agent diese noch nicht besucht hat. Hat er das Feld schon besucht, so entspricht dieser Wert 0. Befindet sich der Agent am Rand der Landschaft und eines der angrenzenden Felder somit außerhalb des Grids, so wird der entsprechende Wert mit einer negativen Zahl belegt. Die Höhe der positiven und der negativen Wert lässt sich ebenfalls über einen fixen Parameter festlegen.

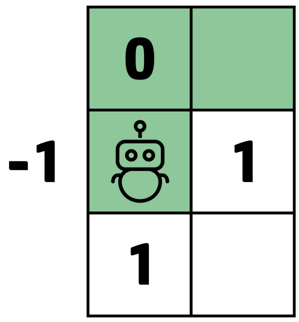
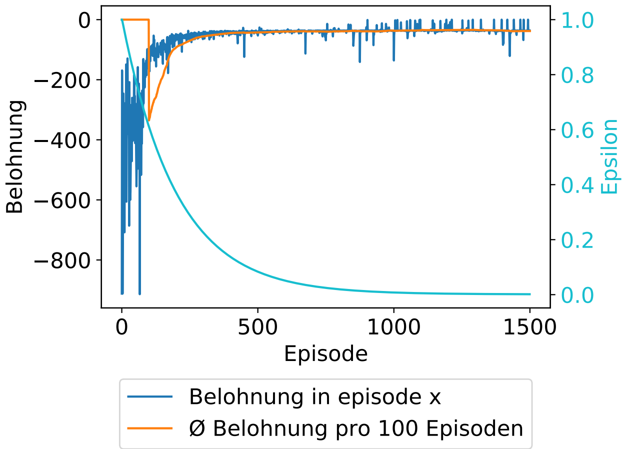


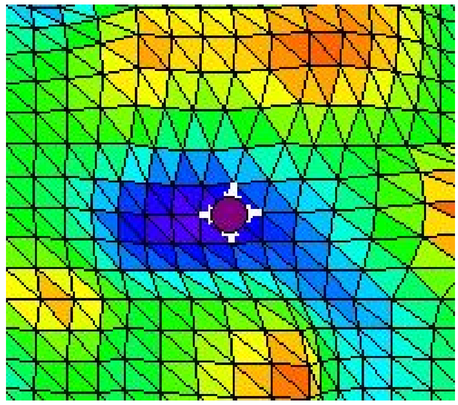
Abbildung 2.13: TODO

Abbildung 2.13 zeigt, wie die entsprechenden Werte ohne Multiplikator aussehen würden. Das Raster stellt einen kleinen Ausschnitt des Landschaft-Grids dar. Die grünen Felder hat der Agent bereits besucht. Das DQN erhält für das obere, bereits gesehene Feld also den Wert 0. Die beiden unerforschten Positionen rechts und unten liefern jeweils einen positiven Wert - in diesem Fall ohne einen Multiplikator also den Wert 1. Da die Position links des Agenten außerhalb des Grids liegt, ist diese mit dem Wert -1 belegt.

Die Werte bezüglich den Zeitschritten aus dem vorherigen Experiment sind ebenfalls enthalten. Insgesamt besteht ein Zustand jetzt also aus 8 Werten: Die relative Position (2), die Information über die anliegenden Positionen (4) und die Werte der übrigen beziehungsweise maximalen Zeitschritte (2).



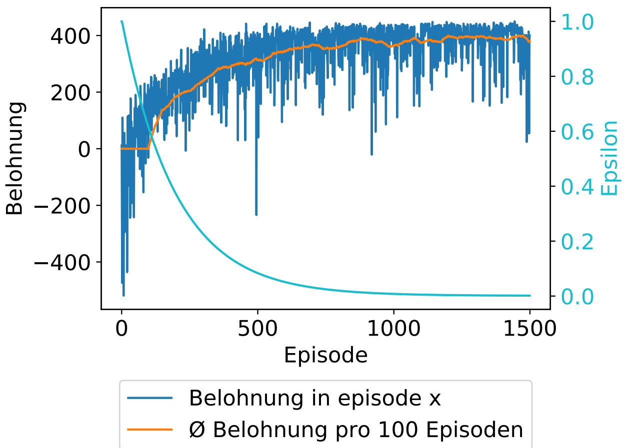
(a) TODO



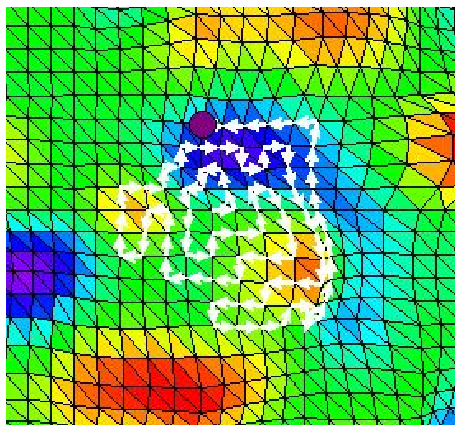
(b) TODO

Abbildung 2.14: Ergebnisse des ersten Experiments

Der Graph 2.14a zeigt wieder die Trainingsergebnisse der 1500 Episoden an. Am moving average lässt sich diemal ein sauberer Lernfortschritt erkennen. Die durchschnittliche Belohnung steigt bis circa Episode 400 stark an und flacht dann langsam ab. Dieser Verlauf ist sehr zufriedenstellend. Weniger zufriedenstellend ist allerdings das Verhalten, welches der Agent unter Verwendung des erlernten DQNs zeigt. Wie in Abbildung 2.14b zu sehen ist, bewegt sich der Agent von seiner Startposition aus lediglich ein Feld in jede Richtung und springt dann nur noch hin und her. An dieser Stelle kommen unsere Belohnungsparameter zur Geltung. Da es dem Agenten aktuell wichtiger zu sein scheint, sich so wenig wie möglich vom Startpunkt zu entfernen, setzen wir den `NEW_POINT_REWARD` auf 10.



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.15: Ergebnisse des ersten Experiments

Dies hat einen sehr positiven Einfluss auf das Ergebnis. Abbildung 2.15b stellt einen Pfad des Agenten nach dem Training dar. Die Startposition liegt hier etwa in der Mitte der abgelaufenen Fläche und der Agent läuft quasi spiralförmig immer weiter von diesem Punkt weg. Für das Lösen der Aufgabe ist das eine sehr gute Strategie, da viele neue Felder besucht werden und die Distanz zum Startpunkt gleichzeitig so gering wie möglich gehalten wird.

Der Graph 2.15a zeigt wie im Experiment davor eine schöne Lernkurve, welche zu Beginn des Trainings stark ansteigt und dann langsam abflacht. Aufgrund der höheren Belohnung für neu besuchte Felder verläuft der moving average nun im positiven Bereich.

Aufgrund dieser positiven Resultate mit dem Experiment werden wir diese Aufgabe für die Durchführung der weiteren Experimente nutzen und die Performance der unterschiedlichen Strategien vergleichen.

2.3.4 Experimente mit unterschiedlichen Strategien

Im Graph 2.15a erkennt man, dass sich der moving average gegen Ende kaum noch verändert. Er steigt allerdings bis kurz davor noch minimal an, weswegen wir die Episodenlänge – also die Zeitschritte pro Episode – auf 2000 erhöhen. So soll sich auch bei langsameren Lernkurven der moving average am Ende bei einem Wert eingependelt haben. Es ist außerdem wichtig zu erwähnen, dass für die zufällige Wahl der Startposition für alle Experimentreihen der gleiche Seed benutzt wird. Die zufälligen Spawnpunkte und deren Reihenfolge sind also für alle Experimente gleich und somit besitzen alle die gleichen Voraussetzungen.

Experimentreihe mit den erarbeiteten Parametern Wir führen zunächst eine Experimentreihe mit den in Kapitel 2.3.3 erarbeiteten Parametern (bis auf die `max_steps_per_episode`) durch. Das Experiment wird wie in 2.2.5 20 Mal wiederholt. Bei den folgenden Graphen handelt es sich – falls nicht anders angegeben – immer um den durchschnittlichen moving average Wert und dessen Standardabweichung, welche als leicht transparenten Bereich um die Linie dargestellt wird.

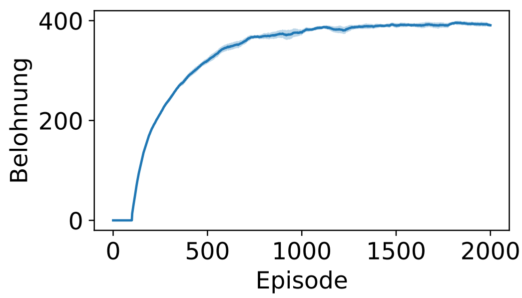


Abbildung 2.16: TODO

Der Lernfortschritt scheint auch über mehrere Experimente hinweg sehr konsistent zu sein. Die Lernkurve verläuft im Graph 2.16 wie gewünscht anfangs steil und flacht gegen

Ende ab. Die Standardabweichung ist zu jedem Zeitpunkt sehr gering, die Ergebnisse der Einzelexperimente unterscheiden sich also nicht stark voneinander.

Agent ohne Erkundungsstrategie Anders verhält es sich beim Training ohne Erkundungsstrategie. Wir setzen hierfür unser ϵ konstant auf 0. Der Agent agiert also wieder nur greedy. Auch dieses Experiment wiederholen wir 20 Mal.

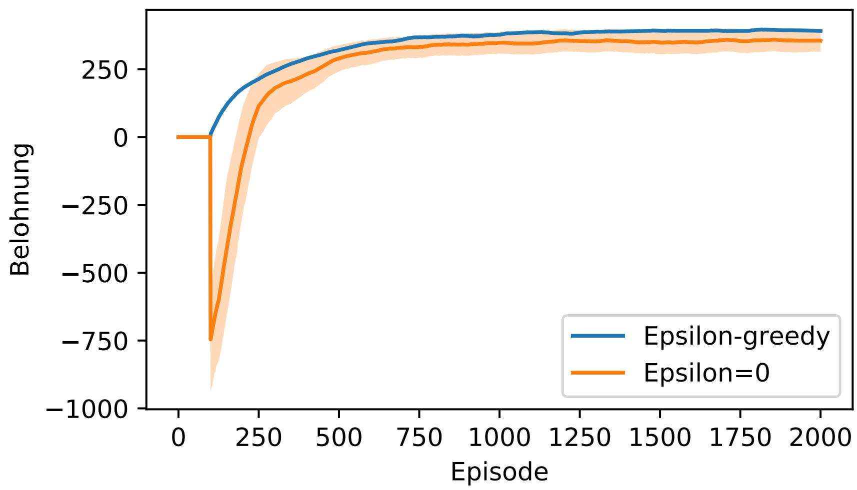


Abbildung 2.17: TODO

Graph 2.17 zeigt das Resultat dieses Experiments (orange Linie) und nochmals zum Vergleich das Resultat aus 2.16 (blaue Linie). Es fällt auf, dass die orange Linie wesentlich weiter unten beginnt als die blaue. Das bedeutet, dass der Agent ohne die ϵ-greedy Strategie langsamer lernt. Außerdem erreicht dieser nicht das gleiche Belohnungsmaximum. Dazu kommt, dass die Standardabweichung sichtbar größer ist. Der Lernerfolg ist demnach zusätzlich weniger zuverlässig. So zeigt sich erneut, dass eine Erkundungsstrategie die Performance des Agenten deutlich verbessert.

Konstante ϵ-Werte Als zusätzlichen Vergleich führen wir zwei weitere Experimente mit konstantem ϵ durch. Wir setzen hierfür $\epsilon = 0.2$ und $\epsilon = 0.5$.

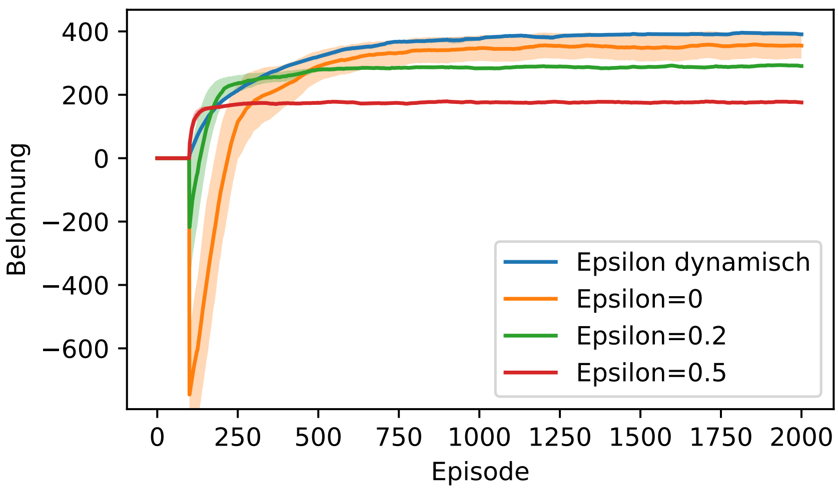


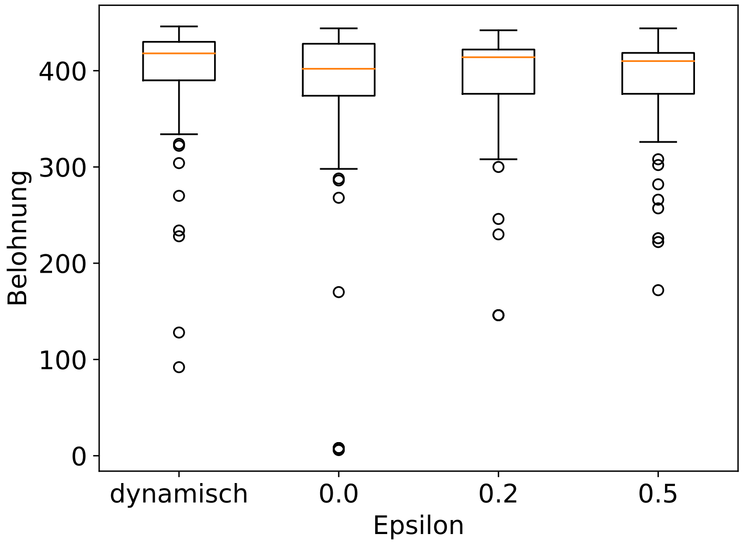
Abbildung 2.18: TODO

Auf den ersten Blick scheint ein Agent ohne Erkundungsstrategie (orange Linie) bessere Ergebnisse zu erzielen als die Agenten mit konstanten ϵ-Werten (grüne und rote Linie). Man darf hierbei allerdings nicht vergessen, dass diese ihr ϵ nicht „loswerden “, sondern bis zum Ende immer mit der Wahrscheinichkeit ϵ eine zufällige Aktion wählen. Da das willkürliche Vorgehen natürlich keine gute Strategie ist, ist im Graphen 2.18 auch der moving average der Experimente mit größerem, konstanten ϵ geringer. Die tatsächliche Performance des Agenten wird quasi von dem fixen ϵ sabotiert. Wir führen daher eine weitere Form der Datendarstellung ein: sogenannte Boxplots.

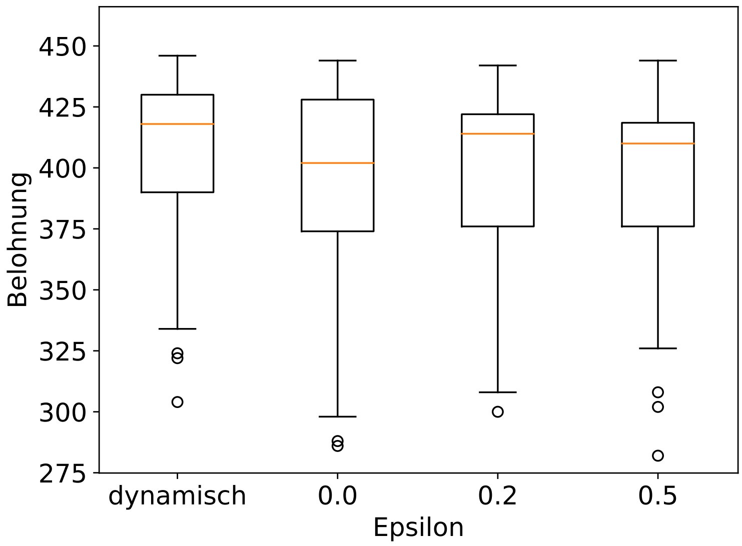
(TODO Boxplots an sich erklären?) Die Boxplots sollen das Verhalten des Agenten unter Anwendung des erlernten DQNs beschreiben. Die y-Achse in den Plots 2.19 zeigt wieder die Summe der Belohnungen innerhalb einer Episode an. Die x-Achse beschreibt, um welches Experiment es sich handelt, also in diesem Fall welches ϵ benutzt wurde. Von links nach rechts sind das in diesem Fall unser dynamisches ϵ gefolgt von den drei fixen Werten 0.0, 0.2 und 0.5. Jedes Experiment wurde bisher 20 Mal durchgeführt. Das bedeutet, dass wir für jede Experimentenreihe 20 trainierte DQNs besitzen. Der Agent durchläuft nun mehrere Iterationen, wobei er jedes dieser Netze 5 Mal in der Umgebung anwendet. Pro Experimentreihe erhalten wir also 100 Belohnungssummen, welche wir in einem Boxplot darstellen. Der Seed für die Startposition wird zu Beginn jedes Experiments zurückgesetzt, um gleiche Voraussetzungen zu gewährleisten. Der Graph 2.19a zeigt die resultierenden Boxplots mit ihren Ausreißern. In 2.19b wurden diese für die bessere Interpretation der Boxplots abgeschnitten.

Es lässt sich zunächst feststellen, dass der Median beim Boxplot des dynamischen ϵ den höchsten Wert hat. Ebenso liegen aber auch die anderen Werte, also das 1. Quartil, das 3. Quartil, das Minimum und das Maximum, bei diesem Experiment am höchsten. Es lässt sich also klar sagen, dass ein über Zeit schrumpfendes Epsilon – also die klassische ϵ-greedy Strategie – in der Anwendung bei uns die beste Performance liefert.

Bei den Experimenten mit fixem Epsilon fällt als Erstes auf, dass das Minimum mit steigendem Epsilon immer größer wird. Wir interpretierend dies so, dass die Agenten mit einem größeren Epsilon mehr von ihrer Umgebung erkundet haben und daher für



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.19: Ergebnisse des ersten Experiments

mehr Anwendungsfälle eine bessere Strategie habe. Dass der Median beim Epsilon von 0.5 wieder leicht niedriger ist als bei 0.2 kann eventuell bedeuten, dass ein zu großes Epsilon dazu führt, dass die bereits erkundeten Pfade weniger stark perfektioniert werden. Die Änderung ist allerdings relativ gering. Um hier eine eindeutige Aussage zu treffen bräuchten wir mehr Daten.

Wir haben allerdings einmal mehr gezeigt, dass sich die Erkundungsstrategie auf das Verhalten des Agenten auswirkt.

2.3.5 Erkundungsstrategie über die Modifikation der Belohnung

Im Folgenden soll die Erkundungsstrategie nur über die Belohnungs-Funktion implementiert werden. Wir modifizieren unseren Agenten also zunächst dahingehend, dass er in jedem Fall greedy agiert. Die Hyperparameter für Epsilon haben also keinen direkten Einfluss mehr auf die Wahl der Aktion.

```
params = DeepQParameters(
            num_episodes=2000,
            max_steps_per_episode=80,
            replay_buffer_size=20000,
            batch_size=32,
            learning_rate=0.001,
            discount_rate=0.999,
            target_update=25,
            start_exploration_rate=1,
            max_exploration_rate=1,
            min_exploration_rate=0.001,
            exploration_decay_rate=0.005,
            # ... Rest wird erst während des Trainings belegt
        )
```

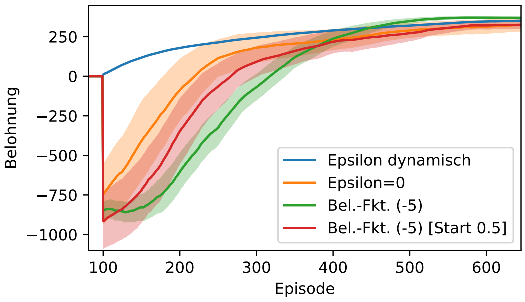
TODO In Graph 2.18 lässt sich erkennen, dass die Belohnungssumme in einer Episode maximal circa 400 beträgt. Da eine Episode 80 Zeitschritte enthält, bekommt der Agent pro Zeitschritt eine durchschnittliche Belohnung von ungefähr 5. Wir nutzen dieses Wissen, um eine neue Belohnungs-Funktion zu formulieren:

```
modified_reward = (1 - exploration_rate) * reward - exploration_rate * 5
```

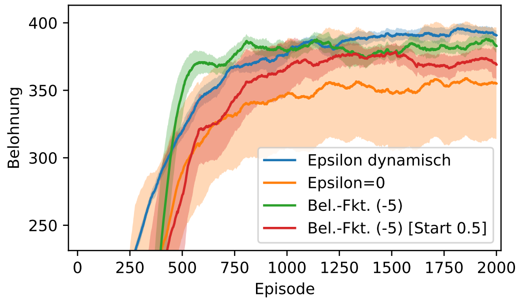
Ähnlich wie beim Q-Learning-Experiment soll der Agent so zu Beginn negative Belohnungen erhalten, damit er andere Pfade erkundet. Wir lassen den Agenten mit dieser Strategie ebenfalls 20 Mal trainieren. Da bei dieser Belohnugs-Funktion mit den aktuellen Hyperparametern am Anfang nichts von der tatsächlichen Belohnung übrig bleibt und der Agent auf diese Weise eventuell in den ersten Zeitschritten nichts lernt, führen wir noch ein weiteres Experiment durch, dessen Hyperparameter mit `start_exploration_rate=0.5` und `max_exploration_rate=0.5` belegt werden.

Die Graphen in Abbildung 2.20 zeigen wieder den durchschnittlichen moving average und dessen Standardabweichung für alle Episoden. Zum Vergleich sind hier noch die Werte für das klassische Epsilon (blau) und dem fixen Epsilon 0.0 (orange) eingetragen. Der Graph 2.20c enthält aller Werte. Der Graph 2.20a zeigt für einen detaillierten Vergleich des ersten Trainingsviertels die ersten 600 Episoden. Um die Unterschiede nach dem ersten Trainingsviertel besser erkennen zu können, zeigt der Graph 2.20b einen Ausschnitt der Belohnungswerte von 250 bis 400.

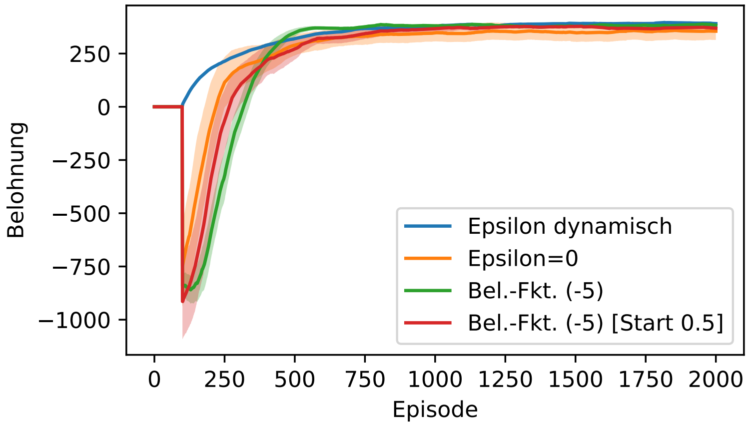
Die grüne und die rote Linie zeigt den Trainingsverlauf unter Anwendung oder oben beschriebenen, modifizierten Belohnungs-Funktion, wobei letztere das Experiment mit `start_exploration_rate=0.5` und `max_exploration_rate=0.5` beschreibt. Beide liefern im ersten Viertel des Trainings schlechtere Belohnungswerte als das Training ohne Erkundungsstrategie. Danach überholen sie dieses allerdings und liegen am Ende zwischen



(a) TODO



(b) TODO



(c) TODO

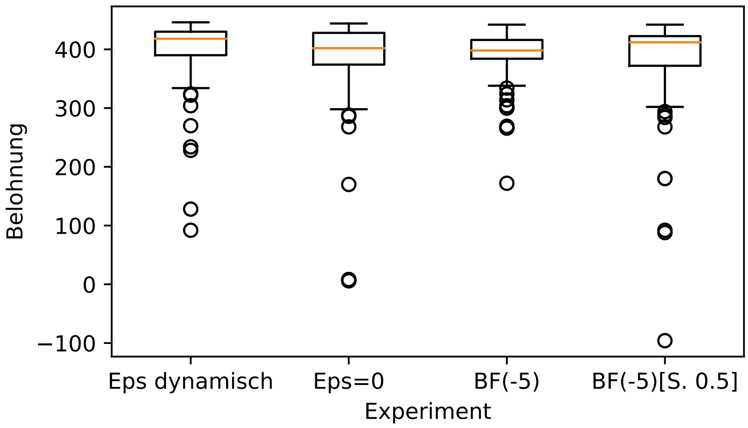
Abbildung 2.20: Ergebnisse des ersten Experiments

dem Training mit Epsilon=0 und der klassischen ϵ-greedy Strategie. Zudem scheinen die Ergebnisse zuverlässiger zu sein als bei Epsilon=0, wie man von der wesentlich geringeren Standardabweichung ableiten kann.

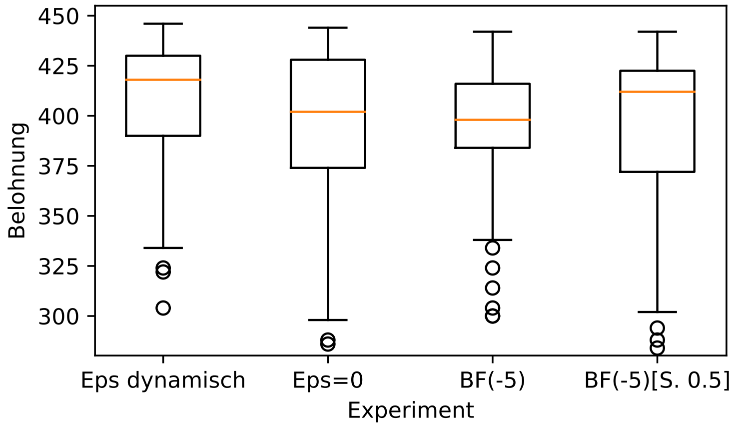
Der Start mit einer geringeren `start_exploration_rate` führt wie erwartet am Anfang zu schnelleren Ergebnissen, wird allerdings von der Strategie, bei der die `exploratrion_rate` bei 1 startet, überholt und scheint insgesamt etwas inkonsistentere Belohnungen zu liefern, was uns die Standardabweichung verrät.

Um zu beurteilen, wie sich der Agent nach dem Training verhält, sehen wir uns wieder die Boxplots an.

Die Graphen in Abbildung 2.21 sind genauso aufgebaut wie die in Abbildung 2.19. Vergleichen wir zunächst die beiden Experimente mit der modifizierten Belohnungs-Funktion miteinander. BF(-5) im Plot das mit der `start_exploration_rate=1`, BF(-5)[S. 0.5] beschreibt dementsprechend `start_exploration_rate=0.5`. Bei letzterem liegt der Median etwas höher. Dies ist vermutlich wieder darauf zurückzuführen, dass die erkundeten Pfade aufgrund der niedrigen `exploration_rate` öfter durchlaufen wurden und für diese eine optimalere Strategie gefunden wurde. Allerdings ist das Minimum hier wieder niedriger. Wir denken auch hier, dass dies an der geringeren Quantität der durchlaufenen Pfade liegt und der Agent so für weniger Zustände eine Strategie entwickelt hat. Der Interquartilsabstand spieglet gewissermaßen die Standardabweichung aus Abbildung 2.20 wieder.



(a) TODO



(b) TODO

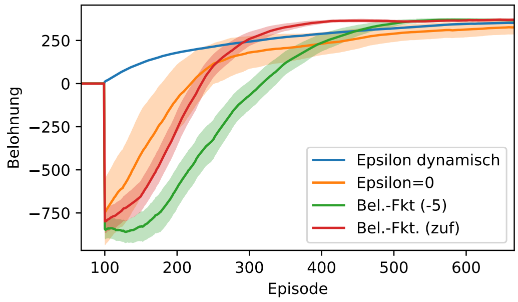
Abbildung 2.21: Ergebnisse des ersten Experiments

Der Agent mit `start_exploration_rate=1` liefert konsistentere Resultate. Sein Boxplot deckt zudem in Bezug auf Minimum und Maximum einen ähnlichen Bereich ab wie die des klassischen ϵ-greedy Agenten. Die Quartile von letzterem liegen allerdings weiterhin weiter oben, was dessen höheren moving average am Ende von Graph 2.20b erklärt.

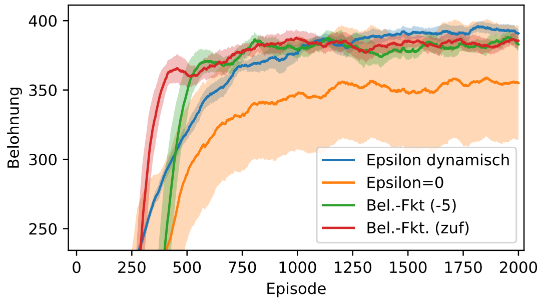
TODO Wir wollen nun versuchen, den Schwerpunkt noch etwas mehr auf die zufällige Erkundung der Umgebung zu setzen. Wir passen hierfür unsere Belohnungs-Funktion an:

```
modified_reward = (1 - exploration_rate) * reward -\
                  exploration_rate * random.uniform(0.0, 5.0)
```

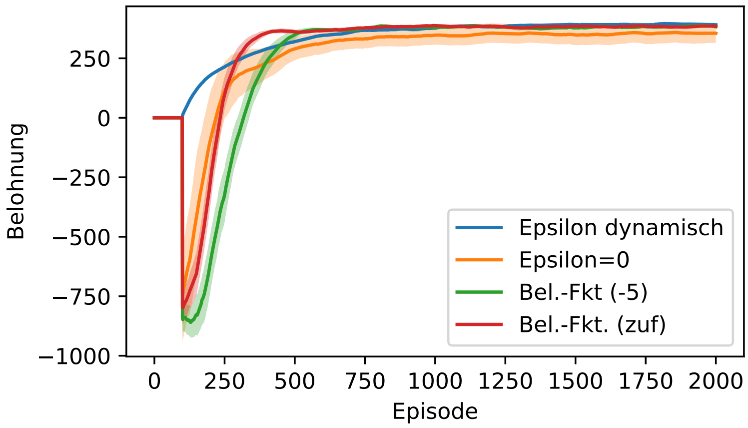
Die `exploration_rate` wird nun nicht mehr direkt mit unserem errechneten Wert 5 multipliziert, sondern mit einem zufälligen Wert zwischen 0 und 5. Dies soll die zufällige Wahl der Aktionen und damit die zufällige Erkundung der Umgebung gewissermaßen über die Belohnung abbilden. Wir belassen es diesmal bei einem Experiment mit `start_exploration_rate=1` und `max_exploration_rate=1`, da diese Parameter im letzten Experiment konsistentere Werte und ein höheres Endergebnis geliefert haben. Wir vergleichen das Resultat wieder mit der klassischen ϵ-greedy Strategie (balu) und dem fixen Epsilon 0.0 (orange). Außerdem plotten wir das Resultat des letzten Experiments mit `start_exploration_rate=1` (grün). Wir stellen diese Daten so wie in Abbildung 2.20 dar.



(a) TODO



(b) TODO



(c) TODO

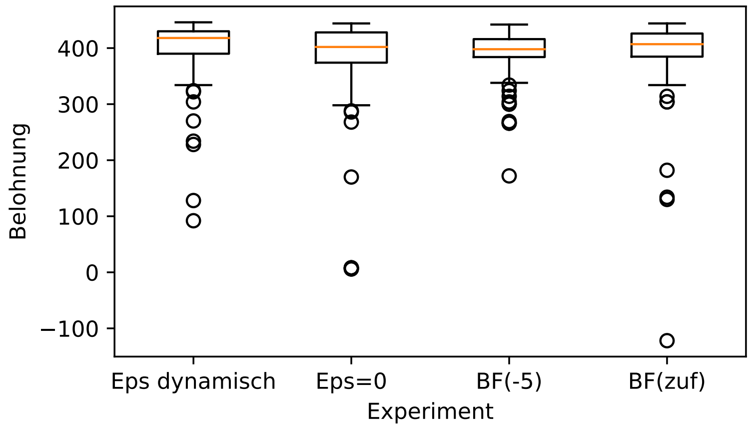
Abbildung 2.22: Ergebnisse des ersten Experiments

Die Daten des neuen Experiments sind in Abbildung 2.22 rot eingezeichnet. Die Form der Kurve dessen ist sehr ähnlich zu der des vorangegangenen Experiments, gut erkennbar in Graph 2.22a. Eine weitere Ähnlichkeit ist der Belohnungswert, bei dem sich beide gegen Ende des Trainings einpendeln, wie in Graph 2.22b zu sehen ist. Allerdings kommt der Agent mit dem Zufallsfaktor in seiner Belohnung etwas schneller bei diesem Wert an, was als eine direkte Verbesserung zum letzten Experiment angesehen werden kann. Im Punkt der Konsistenz stimmen die Experimente augenscheinlich ebenfalls überein, da sich die Standardabweichung der beiden kaum unterscheidet.

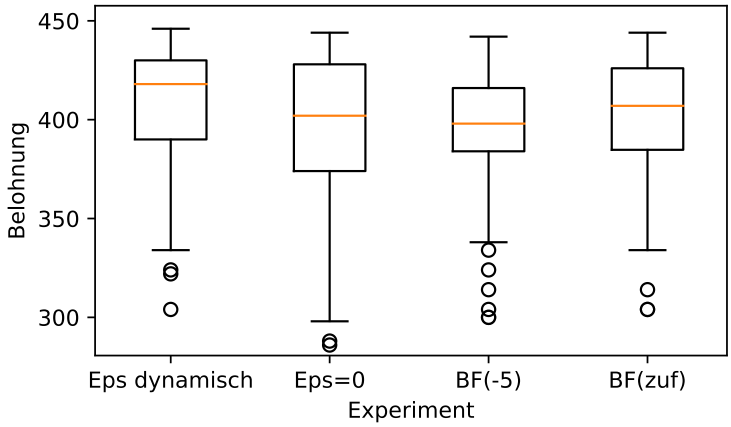
Beide liegen dementsprechend am Ende über dem Wert des Trainings ohne Erkundungsstrategie, allerdings weiterhin unter der klassischen ϵ-greedy Strategie.

Betrachten wir auch für diesen Vergleich die Boxplots der Experimente.

Die Graphen in Abbildung 2.23 sind genauso aufgebaut wie in Abbildung 2.21. Auch hier lässt sich erkennen, dass sich die Boxplots der beiden Agenten mit modifizierter



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.23: Ergebnisse des ersten Experiments

Belohnungs-Funktion sehr ähneln. Lediglich der Median vom neuen Experiment (BF(zuf)) ist ein wenig höher als der des letzten Versuchs (BF(-5)). Das Resultat des neuen Experiments ist zudem schon sehr ähnlich zu dem des klassischen ϵ-greedy Agenten (Eps dynamisch). Auch hier scheint nur der Median weiter oben zu liegen. Im Vergleich zu dem des Agenten ohne Erkundungsstrategie liegt vor allem das Minimum aller anderen Experimente ein gutes Stück höher.

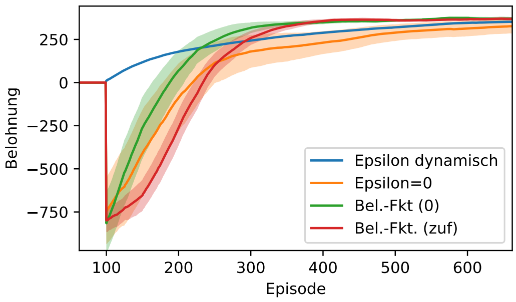
TODO Wir haben im letzten Experiment gesehen, dass das Austauschen des fixen Multiplikators 5 in der Belohnungs-Funktion mit einem zufälligen Wert zwischen 0 und 5 ein schnelleres Ergebnis liefert. Dies könnte bedeuten, dass Faktoren kleiner als 5 grundsätzlich besser funktionieren. Wir werden daher für unser nächstes Experiment diesen Faktor auf 0 setzen:

```
modified_reward = (1 - exploration_rate) * reward - exploration_rate * 0
```

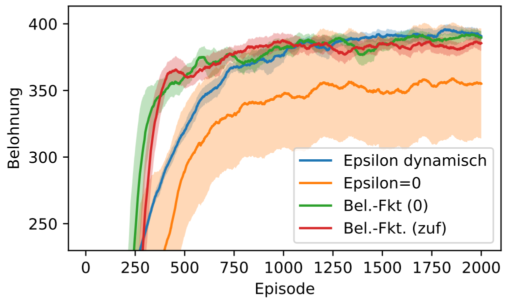
Daher bleibt lediglich der reduzierte Wert der ursprünglichen Belohnung übrig:

```
modified_reward = (1 - exploration_rate) * reward
```

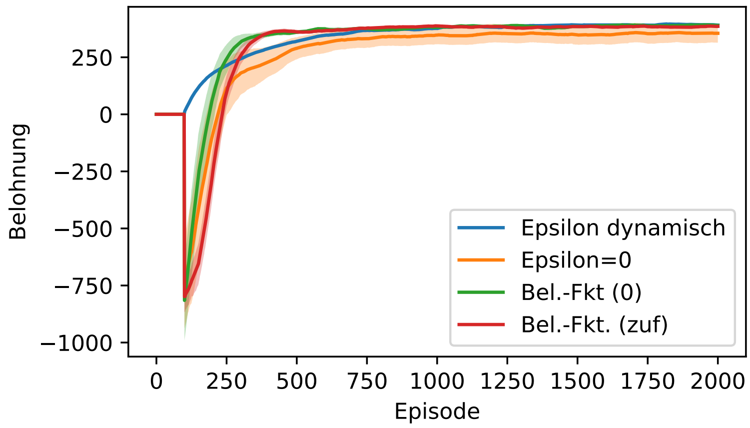
Wir betrachten erneut die durchschnittliche Belohnung der ϵ-greedy Strategie, Epsilon=0, die des letzten Experiments und natürlich die des aktuellen Experiments. Abbildung 2.24



(a) TODO



(b) TODO

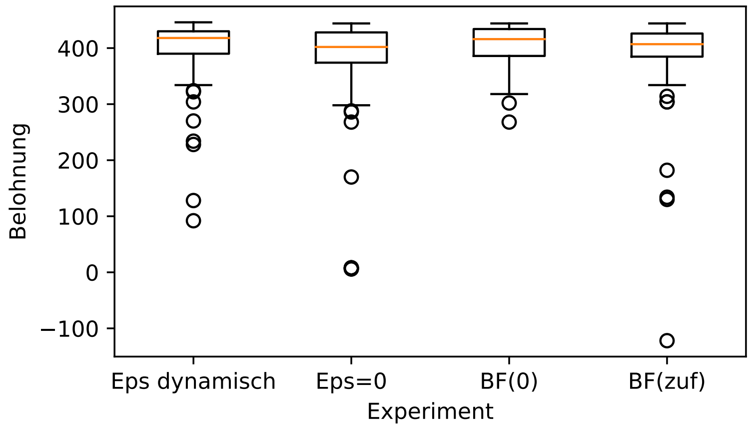


(c) TODO

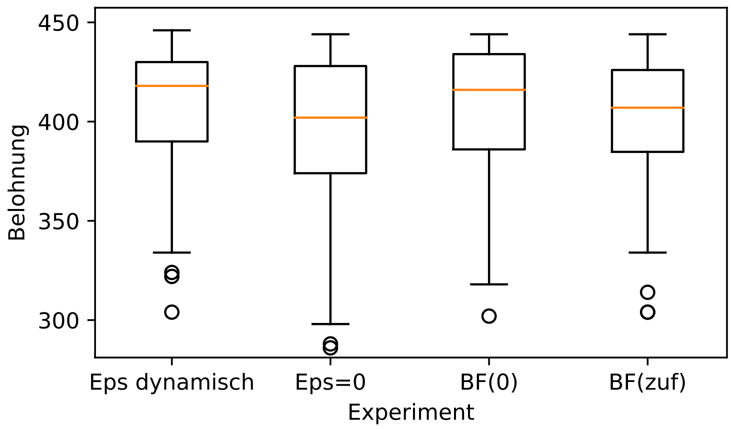
Abbildung 2.24: Ergebnisse des ersten Experiments

ist hierbei wieder ebenso aufgebaut wie Abbildung 2.20. In Graph 2.24a fällt auf, dass die Kurve des Experiments ohne zusätzlichen Faktor (Bel.-Fkt. (0)) zu Beginn schneller steigt als die mit zufälligem Faktor und auch die ohne Erkundungsstrategie. Graph 2.24b zeigt uns, dass sie circa ab Episode 270 sehr ähnlich zu der des Experiments mit zufälligem Faktor in der Belohnung verläuft. Es lässt sich also festhalten, dass die Strategie dieses Experiments am Anfang des Trainings etwas schneller ist als die bisherigen Ansätze.

Sehen wir uns nun noch die Boxplots zu diesem Experiment an. Abbildung 2.25 ist hier wieder so aufgebaut wie Abbildung 2.21. Im Graphen 2.25b sieht man, dass das neue Minimum (BF(0)) im Vergleich zum letzten Experiment (BF(zuf)) wieder etwas tiefer liegt. Allerdings ist dafür der Median größer und augenscheinlich fast auf einer Ebene mit dem des klassischen Ansatzes (Eps dynamisch). Außerdem zeigt Graph 2.25a, dass wir mit dem neuesten Ansatz am wenigsten Ausreißer haben. Dieser Faktor ist eventuell nicht sehr wichtig, fällt aber im Vergleich zu allen anderen bisherigen Boxplots doch auf. Eventuell gleicht diese Tatsache auch zusammen mit dem größeren Median das geringere Minimum aus. Dafür spricht die Beobachtung aus Graph 2.24b, dass sich der Verlauf



(a) TODO



(b) TODO

Abbildung 2.25: Ergebnisse des ersten Experiments

sowie die Standardabweichung der beiden Experimente sehr ähneln.

Aufgrund dessen und vor allem aufgrund der besseren Ergebnisse zu Beginn des Trainings, welche diesmal merklich über denen des Agenten ohne Erkundungsstrategie liegen, würden wir sagen, dass dies für diese Domäne unser bester neuer Ansatz ist.

3 Luna-Lander

TODO (Begründen warum noch ein environment)

3.1 Die Umgebung und die Aufgabe

Wir nutzen für die folgenden Experimente das Toolkit *OpenAi Gym* [BCP+16]. OpenAi Gym ist eine Kollektion von Environments, die für das Trainieren und Vergleichen von diversen Machine-Learning-Algorithmen gedacht sind. Die Entwickler wollen erreichen, die Umgebungen so zugänglich wie möglich zu machen.

Wir verwenden für unsere Versuche das Environment „LunarLander-v2“. Der Agent soll hierbei lernen, eine kleine, zweidimensionale Raumkapsel auf einer Landeplattform (markiert mit gelben Fahnen) zu landen. Hierbei ist es wichtig, dass das Raumschiff sachte auf dem Boden aufsetzt, ohne dass seine Landefüße beschädigt werden. Eine visuelle Repräsentation des Environments ist in Abbildung 3.1 dargestellt.

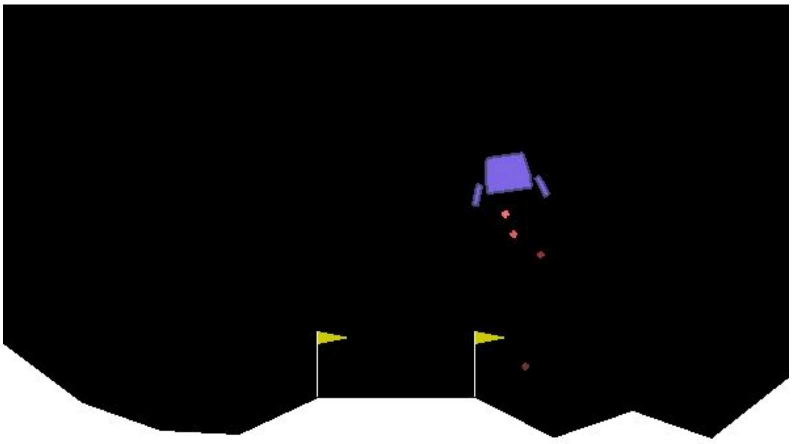


Abbildung 3.1: OpenAi Gym's „LunarLander-v2“

Zu Beginn jeder Episode spawnt der Lander am oberen Bildschirmrand mit einem zufälligen Winkel und einer leicht variierenden Position. Sein Zustand wird mit sieben Attribute beschrieben: Die horizontale und vertikale Koordinate, die horizontale und vertikale Geschwindigkeit, der Winkel und die Winkelgeschwindikeit der Kapsel und ob die einzelnen Landefüße (2) den Boden berühren. Die Belohnung hängt von mehreren Komponenten ab: Ob sich der Lander der Landezone nähert oder sich davon entfernt, ob er zum Stillstand kommt oder crasht, ob seine Füße den Boden berühren und natürlich ob er sich in der Landezone befindet. Außerdem erhält er eine kleine Strafe jedes Mal, wenn er das Haupttriebwerk benutzt.

Dies ist neben nichts tun, linkes Triebwerk benutzen und rechtes Triebwerk benutzen eine der vier möglichen Aktionen.

Der in diesem Kapitel verwendete Lernalgorithmus ist größtenteils mit dem aus Kapitel 2.3.2 identisch. Der Hauptunterschied ist, dass dieses Mal ReLu als Activation-Function der Hidden-Layers verwendet wird.

3.2 Experimente

Klassisches ϵ-greedy Wir beginnen wieder mit dem klassischen ϵ-greedy Ansatz. Außerdem ist die Episodenanzahl aus dem gleichen Grund verhältnismäßig gering gewählt. Nach einigen Vorabtests haben sich die folgenden Hyperparameter herauskristallisiert:

```
params = DeepQParameters(
            num_episodes=1800,
            max_steps_per_episode=0,
            replay_buffer_size=20000,
            batch_size=32,
            learning_rate=0.001,
            discount_rate=0.99,
            target_update=10,
            start_exploration_rate=1,
            max_exploration_rate=1,
            min_exploration_rate=0,
            exploration_decay_rate=0.005,
            # ... Rest wird erst während des Trainings belegt
        )
```

Hierbei fällt auf, dass die `max_steps_per_episode` hier auf `0` gesetzt sind. Dies liegt daran, dass eine Episode endet, sobald der Lander das Bild verlässt, crasht oder zum Stillstand kommt.

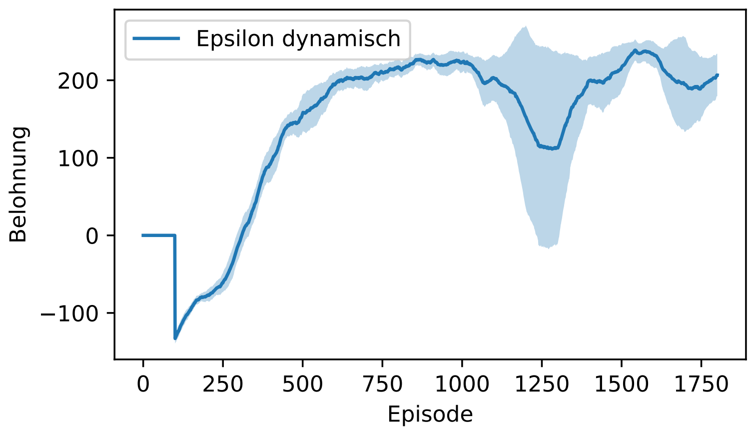


Abbildung 3.2: TODO

Der Graph 3.2 zeigt wieder den durchschnittlichen moving average mitsamt seiner

Standardabweichung. Der Agent scheint bis Episode 1000 einen sehr ordentlichen Lernfortschritt zu machen. Die Lernkurve beginnt hier steil und flacht dann langsam ab, so wie es wünschenswert ist. Nach Epsiode 1000 fällt die Kurve allerdings nochmals stark ab und die Standardabweichung bricht stark aus. Kurz darauf steigt der Wert wieder und erreicht ein neues Maximum, bevor er wieder leicht abfällt. Der Agent landet den Lander bei der Anwendung des DQNs relativ ruppig und lässt nach der Landung meist die seitlichen Triebwerke laufen.

Da dieses Verhalten noch nicht optimal ist und der Graph gegen Ende ziemlich kurvig wird, führen wir das Experiment nochmals mit 2500 Episoden durch. Da eine Iteration dieses Experiments deutlich länger dauert als beim Navigations-Problem, setzen wir die Wiederholungen pro Experiment auf 10 herab, um die Versuche in absehbarer Zeit durchführen zu können.

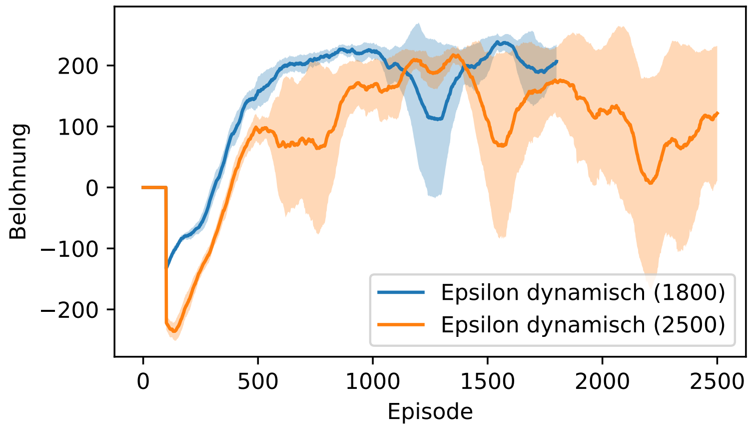


Abbildung 3.3: TODO

In Graph 3.3 ist zu sehen, dass das neue Experiment (orange) trotz (bis auf die Episodenanzahl) identischer Parameter etwas anders verläuft als das letzte. Der Belohnungsdurchschnitt erreicht etwa dort seinen Höhepunkt, wo der vorangegangene Versuch nochmals eingebrochen ist und umgekehrt. Wir vermuten, dass dies an der sensiblen Umgebung liegen kann. Eine kleine Aktion hat hier eine relativ große Auswirkung. So kann beispielsweise das Zünden eines der Steuertriebwerke im falschen Moment zum Kippen des Landers und somit zum Crash führen.

Nichtsdestotrotz zeigen einige Stichproben mit den gelernten DQNs, dass der Agent durchaus meistens nach dem Training dazu in der Lage ist, das Raumschiff sehr sanft und zielgenau zu landen. Dies wird wahrscheinlich dadurch ermöglicht, dass wir auch hier am Ende das Netz ausgeben, welches während des Trainings den höchsten moving average produziert hat.

TODO Boxplots

Abbildungsverzeichnis

Tabellenverzeichnis

Listings

Literaturverzeichnis

[Arc11] ARCHER, TRAVIS: *Procedurally generating terrain.* In: *44th annual midwest instruction and computing symposium, Duluth*, Seiten 378–393, 2011.

[BCP+16] BROCKMAN, GREG, VICKI CHEUNG, LUDWIG PETTERSSON, JONAS SCHNEIDER, JOHN SCHULMAN, JIE TANG und WOJCIECH ZAREMBA: *OpenAI Gym.* CoRR, abs/1606.01540, 2016.

[DOB20] DABNEY, WILL, GEORG OSTROVSKI und ANDRÉ BARRETO: *Temporally-Extended ϵ-Greedy Exploration*, 2020.

[HMvdW+20] HARRIS, CHARLES R., K. JARROD MILLMAN, ST'EFAN J. VAN DER WALT, RALF GOMMERS, PAULI VIRTANEN, DAVID COURNAPEAU, ERIC WIESER, JULIAN TAYLOR, SEBASTIAN BERG, NATHANIEL J. SMITH, ROBERT KERN, MATTI PICUS, STEPHAN HOYER, MARTEN H. VAN KERKWIJK, MATTHEW BRETT, ALLAN HALDANE, JAIME FERN'ANDEZ DEL R'IO, MARK WIEBE, PEARU PETERSON, PIERRE G'ERARD-MARCHANT, KEVIN SHEPPARD, TYLER REDDY, WARREN WECKESSER, HAMEER ABBASI, CHRISTOPH GOHLKE und TRAVIS E. OLIPHANT: *Array programming with NumPy.* Nature, 585(7825):357–362, September 2020.

[Lap18] LAPAN, MAXIM: *Deep Reinforcement Learning Hands-On: Apply Modern RL Methods, with Deep Q-Networks, Value Iteration, Policy Gradients, TRPO, AlphaGo Zero and More.* Packt Publishing, 2018.

[MKS+13] MNIH, VOLODYMYR, KORAY KAVUKCUOGLU, DAVID SILVER, ALEX GRAVES, IOANNIS ANTONOGLOU, DAAN WIERSTRA und MARTIN RIEDMILLER: *Playing Atari with Deep Reinforcement Learning.* 2013. cite arxiv:1312.5602Comment: NIPS Deep Learning Workshop 2013.

[MKS+15] MNIH, VOLODYMYR, KORAY KAVUKCUOGLU, DAVID SILVER, ANDREI A. RUSU, JOEL VENESS, MARC G. BELLEMARE, ALEX GRAVES, MARTIN RIEDMILLER, ANDREAS K. FIDJELAND, GEORG OSTROVSKI, STIG PETERSEN, CHARLES BEATTIE, AMIR SADIK, IOANNIS ANTONOGLOU, HELEN KING, DHARSHAN KUMARAN, DAAN WIERSTRA, SHANE LEGG und DEMIS HASSABIS: *Human-level control through deep reinforcement learning.* Nature, 518(7540):529–533, Februar 2015.

[Par15] PARBERRY, IAN: *Modeling real-world terrain with exponentially distributed noise.* Journal of Computer Graphics Techniques, 4(2):1–9, 2015.

[PGM+19] PASZKE, ADAM, SAM GROSS, FRANCISCO MASSA, ADAM LERER, JAMES BRADBURY, GREGORY CHANAN, TREVOR KILLEEN, ZEMING LIN, NATALIA GIMELSHEIN, LUCA ANTIGA, ALBAN DESMAISON, ANDREAS KOPF, EDWARD YANG, ZACHARY DEVITO, MARTIN RAISON, ALYKHAN TEJANI, SASANK CHILAMKURTHY, BENOIT STEINER, LU FANG, JUNJIE BAI und SOUMITH CHINTALA: *PyTorch: An Imperative Style, High-Performance Deep Learning Library.* In: WALLACH, H., H. LAROCHELLE, A. BEYGELZIMER, F. D'ALCHÉ-BUC, E. FOX und R. GARNETT (Herausgeber):

Advances in Neural Information Processing Systems 32, Seiten 8024–8035. Curran Associates, Inc., 2019.

[Rav18] Ravichandiran, Sudharsan: *Hands-on Reinforcement Learning with Python: Master Reinforcement and Deep Reinforcement Learning Using OpenAI Gym and TensorFlow.* Packt Publishing Ltd, 2018.

[SAV20] Stevens, E., L. Antiga und T. Viehmann: *Deep Learning with PyTorch.* Manning Publications, 2020.

[SB20] Sutton, Richard S und Andrew G Barto: *Reinforcement learning: An introduction, second edition.* MIT press, Cambridge, 2020.