



HOCHSCHULE HEILBRONN

Bachelor Thesis (SPO NUMMER)

# **Physik basierter Charaktercontroller mit Unity Machine Learning**

Simon Grözing<sup>\*</sup>

31. Juli 2024

Eingereicht bei Prof. Dr. Tim Reichert

<sup>\*</sup>205047, [sgroezin@stud.hs-heilbronn.de](mailto:sgroezin@stud.hs-heilbronn.de)

# Inhaltsverzeichnis

<b>Abkürzungsverzeichnis</b>	<b>III</b>
<b>Abbildungsverzeichnis</b>	<b>IV</b>
<b>Tabellenverzeichnis</b>	<b>V</b>
<b>Listings</b>	<b>VI</b>
<b>1 Einleitung</b>	<b>1</b>
<b>2 Grundlagen</b>	<b>2</b>
2.1 Verstärkendes Lernen . . . . .	2
2.2 MI-Agents . . . . .	3
2.2.1 Aufbau . . . . .	3
2.2.2 Training . . . . .	5
2.2.3 Auswertung . . . . .	7
2.3 Unity Physik . . . . .	7
<b>3 Analyse</b>	<b>11</b>
3.1 Szenenaufbau . . . . .	11
3.2 Läufer . . . . .	11
3.3 Agent . . . . .	12
<b>4 Charaktercontroller</b>	<b>16</b>
4.1 Nutzersteuerung . . . . .	16
4.1.1 Versuch 1 . . . . .	16
4.1.2 Versuch 2 . . . . .	16
4.1.3 Versuch 3 . . . . .	17
4.2 Modell Anpassungen . . . . .	18
4.2.1 Versuch 4 . . . . .	18
4.2.2 Versuch 5 . . . . .	19
4.2.3 Versuch 6 . . . . .	21
4.3 Mixamo Charakter . . . . .	22
<b>5 Fazit</b>	<b>23</b>
<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>24</b>

# Abkürzungsverzeichnis

**ABK:** ABKÜRZUNG

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Verstärkendes Lernen Ablauf . . . . .	2
2.2	Unity ML-Agents Aufbau . . . . .	3
2.3	Unity ML-Agents Aufbau Unity Umgebung . . . . .	3
2.4	Unity ML-Agents Verhalten Parameter Komponente . . . . .	4
2.5	Unity ML-Agents Agenten Komponente . . . . .	4
2.6	Unity ML-Agents Entscheidung Anfragen Komponente . . . . .	5
2.7	Unity ML-Agents Aufbau Python Umgebung . . . . .	6
2.8	Tensorboard Ansicht . . . . .	7
2.9	Unity ML-Agents Physik Festkörper . . . . .	8
2.10	Unity ML-Agents Physik Kollisionskomponenten . . . . .	8
2.11	Unity ML-Agents Physik Gelenk . . . . .	9
3.1	Walker-Demo Szenenaufbau . . . . .	11
3.2	Gelenk Motor Steuerung . . . . .	12
3.3	Agent Konfiguration . . . . .	13
3.4	Walker Demo Match Velocity Belohnungsfunktion . . . . .	14
3.5	Walker Demo Look At Target Belohnungsfunktion . . . . .	15
4.1	DeepMimic Match Velocity Belohnungsfunktion . . . . .	18
4.2	Vergleich von Training mit Demo Belohnungsfunktion gegen DeepMimic Belohnungsfunktion . . . . .	19
4.3	Vergleich der Demo Belohnungsfunktion unter verschiedenen Zielgeschwindigkeiten . . . . .	19
4.4	Vergleich Demo gegen Belohnungsfunktion mit 0.1 Limit . . . . .	20
4.5	Versuch 5 Traininggraphen . . . . .	20
4.6	Versuch 5 Training Belohnungsgraphen . . . . .	21
4.7	Versuch 6 Traininggraphen . . . . .	22

# Tabellenverzeichnis

3.1	Walker Agent Körperteile . . . . .	12
3.2	Walker Agent Beobachtung . . . . .	13
3.3	Walker Agent Körperteil Beobachtung . . . . .	14
3.4	Walker Agent Aktion . . . . .	14

# Listings

2.1	Agent Funktionen . . . . .	4
2.2	Trainer Konfigurationsdatei . . . . .	6
4.1	Nutzersteuerung erster Prototyp . . . . .	16
4.2	Nutzersteuerung berechnung mit Weltachsen . . . . .	16
4.3	Erweiterung der Nutzersteuerung mit separater Blickrichtung . . . . .	17
4.4	Laufrichtung Enum, Beobachtung und Belohnung . . . . .	21

# 1 Einleitung

Machine Learning Modelle bieten neue Möglichkeiten den Prozess der Charakter animation zu erleichtern. In der Thesis soll ein Ansatz anhand bestehender Literatur und Beispiele erforscht werden, in dem Spielcharaktere physikalisch mit Rigidbodies und Joints simuliert und mit Hilfe von Machine Learning trainiert werden, um möglichst realistische Bewegung nachahmen zu können.

## 2 Grundlagen

Dieses Kapitel behandelt die Grundlagen der verwendeten Technologien, Paketen und Unity Komponenten.

### 2.1 Verstärkendes Lernen

Der Begriff 'Verstärkendes Lernen' beschreibt eine Art von Problemstellung und die dafür geeigneten Problemlösungsmethoden im Bereich des Maschinellen Lernens. Die grundlegenden Bestandteile einer Trainingsumgebung sind der Agent und die Umgebung. Die Umgebung kann sich unabhängig vom Agent verändern. Der Agent hat mit den Aktionen aber Einfluss auf die Umgebung.

Es ist in vielerlei Hinsicht vergleichbar mit dem Lernvorgang von Menschen. Ein Baby lernt das Krabbeln ohne direkte Anweisungen. Es bewegt und agiert in der Umgebung. Es beobachtet wie die Umgebung auf das Verhalten reagiert. Der damit einhergehende eigene Gefühlszustand und externe Einflüsse werden als Rückmeldung evaluiert. Durch die Rückmeldung wird das Verhalten entweder an- oder abtrainiert. Auf dieselbe Art lernt der Agent beim Verstärkenden Lernen von jedem Zustand die Aktion auszuführen, um die Belohnung zu maximieren. Die Belohnung können dabei positiv oder negativ sein. Im Fall des Babys sind die Belohnungen Faktoren wie Schmerz, Hunger, Müdigkeit, gestillte Neugier oder Lob von Mitmenschen. Der Agent hingegen erhält eine numerische Belohnung.[3]

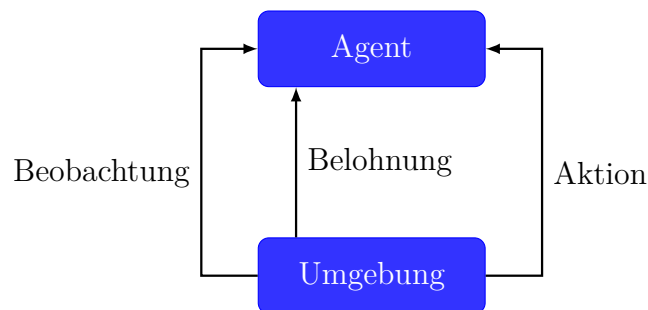


Abbildung 2.1: Verstärkendes Lernen Ablauf

Die Abbildung 2.1 zeigt die Verbindungen zwischen dem Agent und der Umgebung. Der Agent erhält als Input einen Zustand oder meist einen Teilzustand der Umgebung und reagiert darauf mit einer Aktion. Dieser Zyklus kann je nach Problem in unterschiedlichen Intervallen durchlaufen werden. Bei kontinuierlichen Kontrollproblemen werden Aktionen meist in regelmäßigen Intervallen angefragt. Bei Problemen mit einem festgelegten Ablauf kann dieser Vorgang jedoch auch nur in einer bestimmten Phase stattfinden.



## 2.2 MI-Agents

Das Unity ML-Agents Toolkit ist ein Open-Source-Projekt, welches maschinelle Lernalgorithmen und Funktionen für die Verwendung mit der Spieleumgebung Unity implementiert. Es beinhaltet Komponenten um eine Unityumgebung als Umgebung für verstärkendes Lernen zu konfigurieren.[1]

### 2.2.1 Aufbau

Das Toolkit ist in zwei Teile unterteilt (siehe Abbildung 2.2). Für die Unity-Integration ist das Paket `com.unity.ml-agents` aus dem Unity Asset Store zuständig. Das eigentliche Training mit den maschinellen Lernalgorithmen findet jedoch in einer separaten Python-Umgebung statt. Für die Kommunikation zwischen den beiden Bereichen verwendet das ML-Agents Toolkit eine gRPC-Netzwerkcommunication.[1]

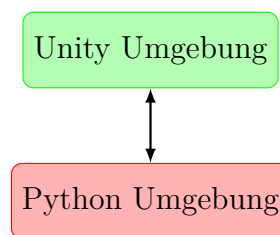


Abbildung 2.2: Unity ML-Agents Aufbau

Um eine Szene in Unity für das verstärkende Lernen zu nutzen muss die Szene mindestens ein Agent beinhalten. Jeder Agent referenziert ein Verhalten. Ein Verhalten kann eins von drei verschiedenen Modi verwenden. In Abbildung 2.3 werden drei Agenten mit allen unterschiedlichen Verhalten Modi dargestellt.

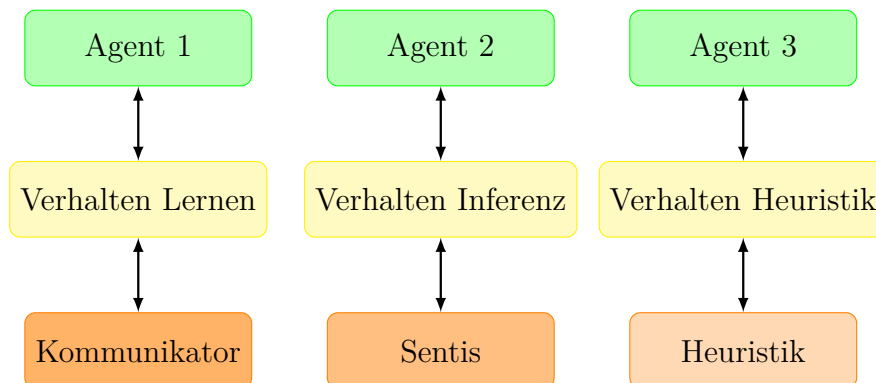


Abbildung 2.3: Unity ML-Agents Aufbau Unity Umgebung

Das lernende Verhalten nutzt den Kommunikator um Beobachtungen an die Python Umgebung zu übergeben. Als Antwort bekommt das Verhalten die Aktion entnommen der aktuellen Strategie. Im Inferenz Modus wird ein bereits trainiertes Modell mit dem Unity Sentis Packet ausgeführt. Der Heuristik Modus wird meist zum testen oder dem Aufzeichnen von Demonstrationen für das Imitationslernen verwendet. Die Heuristik verwendet fest codierte Anweisungen um beispielsweise die Aktionen über Tastatureingabe zu steuern.

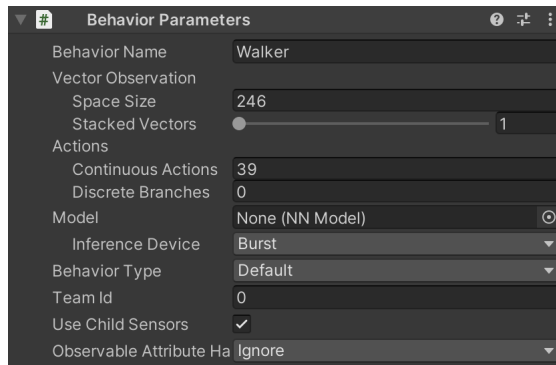


Abbildung 2.4: Unity ML-Agents Verhalten Parameter Komponente

- Behaviour Name: Name des Verhaltens / wird in Trainer Konfiguration referenziert
- Space Size: Anzahl an Beobachtungen / Inputknoten für NN
- Continuous Actions: Anzahl an Aktionen / Outputknoten von NN
- Model: Referenz auf bereits trainiertes Modell zur Verwendung in Inferenz
- Behaviour Type: Lernmodus Default = Lernen, Heuristic, Inferenz

Die Agent-Komponente bildet die Grundlage für alle Implementierungen. Sie bietet abstrakte Funktionen für die Initialisierung, den Start einer Episode, das Erfassen des Zustands der Umgebung sowie das Ausführen von Aktionen. Durch die Implementierung dieser Funktionen können unterschiedlichste Agenten entwickelt und trainiert werden. Die Beobachtungen des Agenten können auf zwei Arten erstellt werden. Beobachtungen basierend auf Raycasts sowie Kamerabildern werden mit separate Komponenten erstellt. Beobachtungen aus Zahlenwerte sowie Vektoren und Quaternionen können jedoch auch direkt über die Observations Funktion im Agenten der Beobachtung angehängt werden.

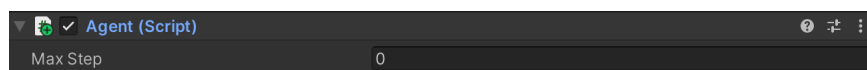


Abbildung 2.5: Unity ML-Agents Agenten Komponente

Abbildung 2.5 zeigt die Basiskomponente des Agenten. Die Agenten Komponente stellt alle grundlegenden Funktionen des verstärkenden Lernens bereit und implementiert die Verbindung zur Akademie und dem Verhalten des Agenten. Ohne das überschreiben der Funktionen ist die Agentenklasse jedoch ohne Funktion. Die genauen Methoden zur Implementierung eigener Agentenklassen werden im folgenden Abschnitt behandelt. Das einzige Feld zur Konfiguration ist Max Step, welches die maximale Anzahl der Schritte innerhalb einer Episode festlegt.

```

1 public override void CollectObservations(VectorSensor sensor)
2 {
3     sensor.AddObservation(floatObservation);
4 }
5
6 public override void OnActionReceived(ActionBuffers actionBuffers)
7 {

```

```
8      var continuousActions = actionBuffers.ContinuousActions;  
9      movement.x += continuousActions[0]  
10     movement.y += continuousActions[1]  
11 }  
12  
13 public virtual void FixedUpdate()  
14 {  
15     AddReward(floatReward);  
16 }
```

Listing 2.1: Agent Funktionen

In der `CollectObservations` Methoden wird festgelegt welche Daten dem Agent für das Training bereit stehen siehe Listing 2.1 Zeile 1-3. `CollectObservations` wird für jede angefragte Entscheidung ausgeführt und das Ergebnis an das NN Modell oder den Python Trainer übergeben.

Wenn eine Entscheidung angefragt wurde und das NN Modell ein Ergebnis liefert wird dieses hier von numerischen Werten in Aktionen umgewandelt. In Listing 2.1 Zeile 6-11 wird gezeigt wie die Aktion in x und y Bewegung umgesetzt wird.

Im Beispielcode in Listing 2.1 Zeile 13-16 wird ein Reward in jedem `FixedUpdate` vergeben über die `AddReward` Methode die auch Teil der Agenten-Komponente ist. Der Reward kann aber an jeder Stelle im Code vergeben werden, der Code dient hier nur als ein Beispiel.

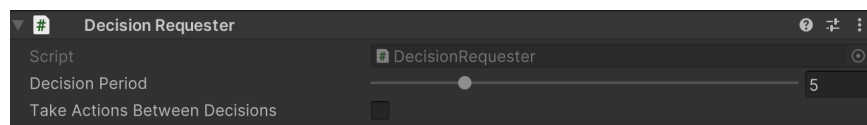


Abbildung 2.6: Unity ML-Agents Entscheidung Anfragen Komponente

Die Komponente in Abbildung 2.6 fragt in regelmäßigen Abständen Entscheidungen an. Das bedeutet es wird eine Beobachtung erstellt. Darauf wird die Beobachtung als Eingangswert für das neuronale Netz genutzt und dann eine Aktion vom neuronalen Netz ausgewählt. Während dem training wird diese Beobachtung zusammen mit der darauf ausgeführten Aktion und der resultierenden Belohnung im Trainingsspeicher abgelegt. Die "Decision Period" gibt an in welchem Interval der Agent eine Entscheidung treffen soll. Das "Kontrollkästchen Take Actions Between Decisions" gibt an ob der Agent die ausgewählte Aktion wiederholen soll bis die nächste Aktion ausgewählt wurde.

## 2.2.2 Training

Beim Starten der Python-Trainingsumgebung mit dem Befehl `mlagents-learn` wird zu Beginn eine Instanz der Python-API erstellt. Die Python-API ist eine Schnittstelle für die Interaktion mit Unity ML-Agents-Umgebungen. Sobald die Konfigurationsparameter von der Unity-Instanz an die Python-Umgebung übertragen wurden, wird basierend darauf ein Python-Trainer erstellt. Über die Python-API kann der Python-Trainer auf Beobachtungen zugreifen, Aktionen ausführen und anhand der Belohnungssignale die Gewichtung der neuronalen Netze anpassen, um das Verhalten des Agenten zu optimieren.

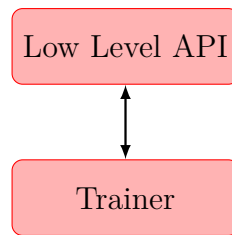


Abbildung 2.7: Unity ML-Agents Aufbau Python Umgebung

Die Trainings Konfigurationsdatei (siehe Listing 2.2) enthält mehrere Teile. Der Hyperparameter Teil enthält die Hyperparameter des Maschinellen Lernalgorithmus (Zeile 5-13), danach folgt der `network_settings` Teil welcher die Konfiguration des Neuronale Netztes festlegt (Zeile 14-18). Anschließend folgen noch Konfigurationen für die Belohnungssignale im Bereich `reward_signals` (Zeile 19-22) und Einstellungen für die Speicherung der Daten sowie der länge des Trainings (Zeile 23-27). Ganz am Ende der Konfigurationsdatei (Zeile 28-29) befinden sich noch Umgebungsparameter welche erweitert und während dem Training ausgelesen werden können.

```
1 {
2 behaviors:
3   Walker:
4     trainer_type: ppo
5     hyperparameters:
6       batch_size: 2048
7       buffer_size: 20480
8       learning_rate: 0.0003
9       beta: 0.005
10      epsilon: 0.2
11      lambda: 0.95
12      num_epoch: 3
13      learning_rate_schedule: linear
14    network_settings:
15      normalize: true
16      hidden_units: 256
17      num_layers: 3
18      vis_encode_type: simple
19    reward_signals:
20      extrinsic:
21        gamma: 0.995
22        strength: 1.0
23    keep_checkpoints: 5
24    checkpoint_interval: 5000000
25    max_steps: 30000000
26    time_horizon: 1000
27    summary_freq: 30000
28  environment_parameters:
29    environment_count: 100.0
30 }
```

Listing 2.2: Trainer Konfigurationsdatei

## 2.2.3 Auswertung

Um das laufende Training oder bereits abgeschlossene Trainings zu bewerten oder vergleichen nutzt Unity ML-Agents Tensorboard. Tensorboard visualisiert die Metriken des Trainings in Zeitgraphen (siehe Abbildung 2.8). Der wichtigste Graph ist die gesammelte Belohnung. Für Implementierungen mit **frühem Stoppen** ist die erreichte Episodenlänge auch sehr Aussagekräftig. Unter der Rubrik Policy finden sich auch die Graphen welche den Verlauf der Hyperparameter darstellen. Die linke Seitenleiste listet alle im aktuellen Verzeichnis gespeicherten Trainings auf. Darüber können Trainingsets ausgewählt und anschließend in den Graphen durch unterschiedlich farbige Linien verglichen werden.

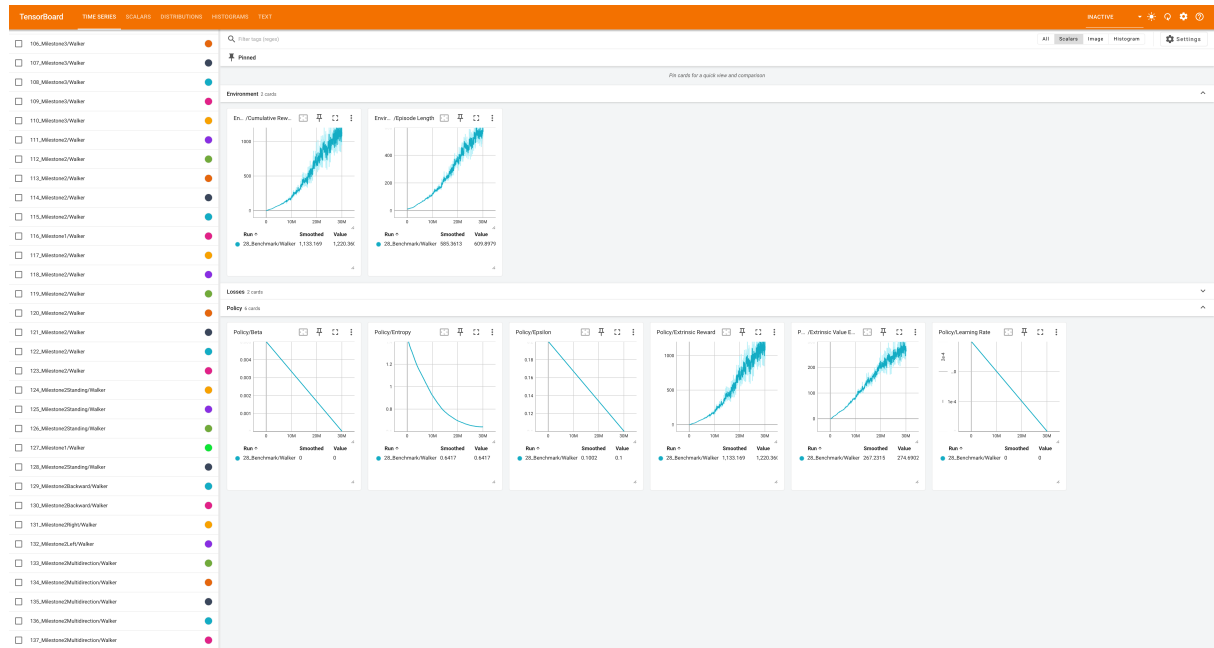


Abbildung 2.8: Tensorboard Ansicht

Nicht immer geben die vorgefertigten Graphen alle relevanten Informationen wieder. Um die erfassten Daten und damit die Graphen zu erweitern bietet Unity ML-Agents über die Statistikrekorder die Statistik Hinzufügen Funktion. Neu hinzugefügte Werte werden über die Episode und alle Umgebungen aggregiert. Als Aggregationsmethode kann zwischen Durchschnitt und letzter Wert entschieden werden. In Tensorboard werden die neuen Statistiken anschließend dargestellt.

Die letzte Instanz der Auswertung ist das Abspielen des trainierten Modells in der Unity Umgebung. In den meisten Fällen ist die grafische Darstellung das zuverlässigste Medium um das trainierte Modell zu bewerten.

## 2.3 Unity Physik

Unity ermöglicht mit der eingebauten Physikengine weitestgehend realistische Berechnung von Kollisionen, Schwerkraft und weiteren Kräften.

Die Festkörper (Rigidbody) Komponente ermöglicht es 3D Objekte als nicht verformbares Objekt physikalisch zu simulieren.

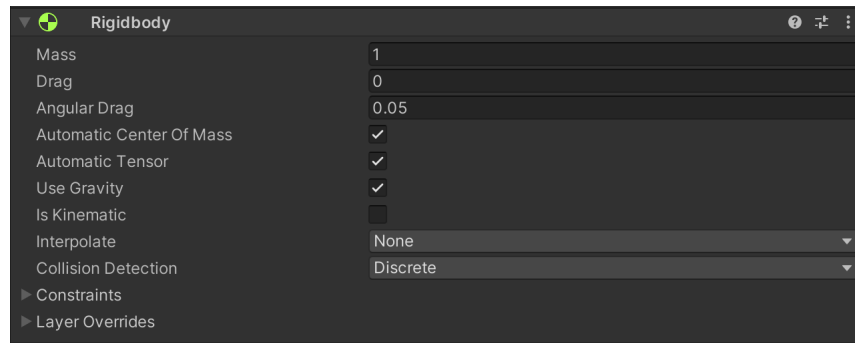


Abbildung 2.9: Unity ML-Agents Physik Festkörper

- Mass: gibt das Gewicht des Körpers an.
- Drag: definiert den Geschwindigkeitsverlust eines Körpers in Bewegung durch Reibung, Luftwiderstand
- Angular Drag: definiert den Geschwindigkeitsverlust eines Körpers für Rotationsbewegung
- Collision Detection: legt fest wie Kollisionen berechnet werden (Akkurat/Leistung)

Um Kollisionen zwischen Objekten zu berechnen benötigen diese zusätzlich eine Kollisionskomponente. Zur Optimierung werden zur Berechnung der Kollisionen die Körper vereinfacht dargestellt. Komplexe 3D Modelle werden als Kugel, Kapsel oder Box vereinfacht.

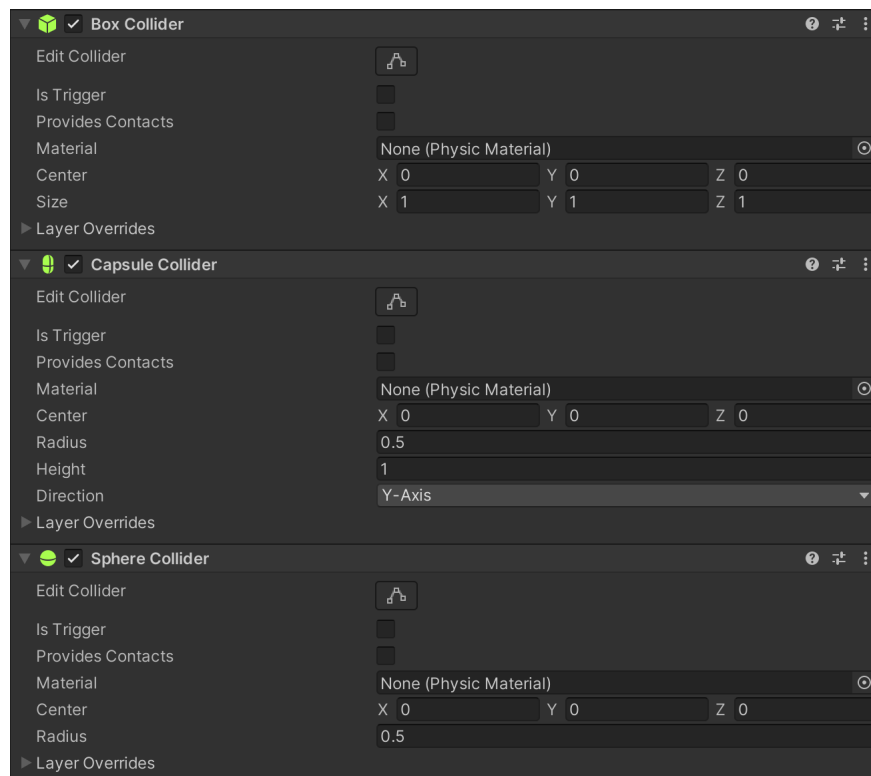


Abbildung 2.10: Unity ML-Agents Physik Kollisionskomponenten

Festkörper können mit Gelenken zu komplexeren Körperstrukturen verbunden werden. Die Konfigurierbare Gelenkkomponente (Configurable Joint) ermöglicht es ein Gelenk mit freier Bewegung und Rotation auf allen 3 Achsen zu simulieren. Im Kontext dieser Arbeit wird das Gelenk dabei auf Rotation beschränkt und als Kugelförmiges Gelenk verwendet.

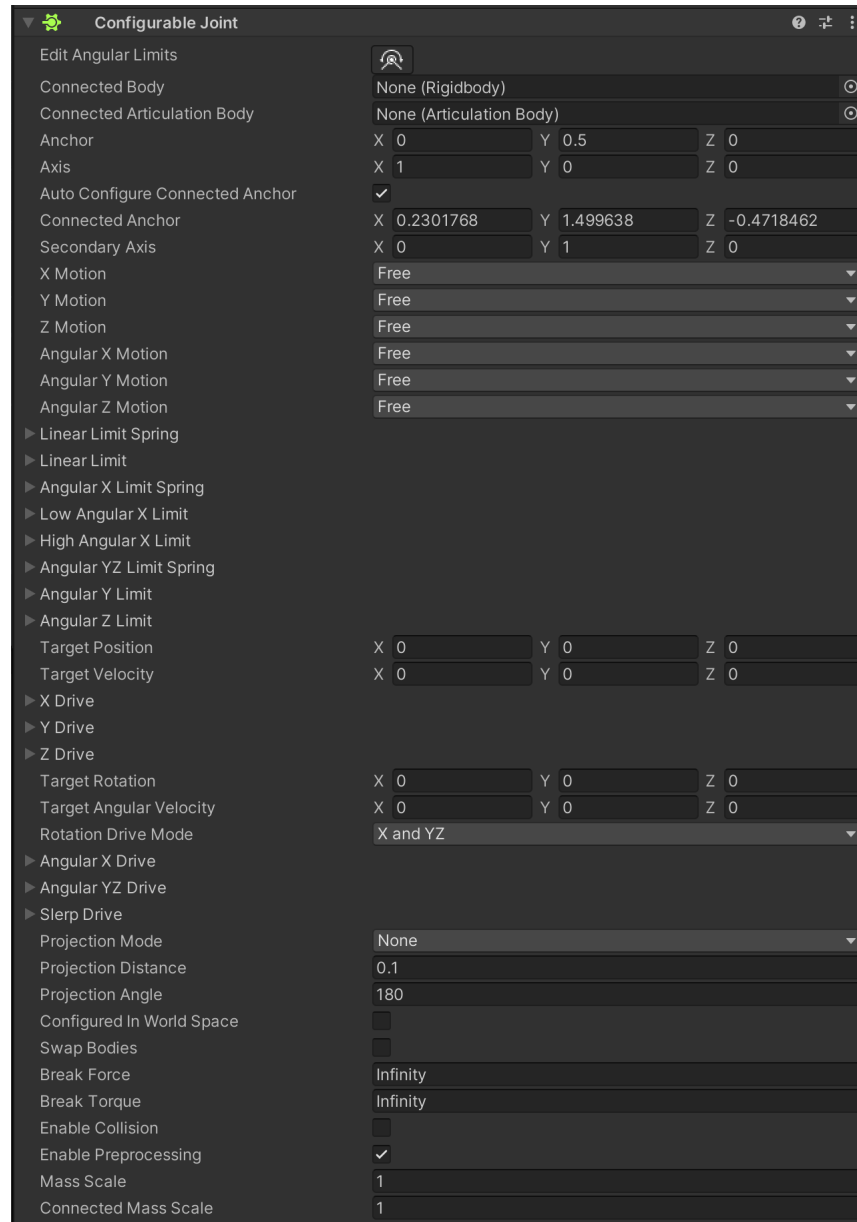


Abbildung 2.11: Unity ML-Agents Physik Gelenk

- Connected Body: bestimmt mit welchem Körper das Gelenke verbunden ist
- Anchor: legt fest an welchem Punkt die Verbindung zum verbundenen Körper besteht
- Axis: legt die Hauptbewegungs- und Rotationsachse fest
- Secondary Axis: legt die sekundäre Bewegungs- Rotationsachse fest
- Angular X Y Z Motion: bestimmt ob das Gelenk Rotation zwischen den Körpern auf der X Y Z Achse zulässt

- Target Position: bestimmt das Ziel zu welchem das Gelenk sich bewegen soll
- Angular X Y Z Limit: ermöglicht das festlegen von Winkellimits für die Rotationsbewegungen
- X Y Z und Slerp Drive: bestimmen die Stärke der Federkraft welche das Gelenk in die Zielposition bewegt



## 3 Analyse

Zusätzlich zu den maschinellen Lernkomponenten stellt Unity auch Demonstrationsumgebungen bereit, in denen verschiedene Lösungen für gängige Verstärkungslernprobleme implementiert sind. In der Walker-Demo wird ein physisch simulierter Charakter darauf trainiert, zu einem Zielwürfel zu laufen. Diese Demo-Umgebung implementiert bereits einige Grundlagen für die Steuerung eines physisch simulierten Charakters. Aus diesem Grund wird in dieser Arbeit die Walker-Demo als Basis für die Entwicklung genutzt. In diesem Kapitel wird daher die Walker-Demo analysiert, um in den folgenden Kapiteln darauf aufzubauen.

### 3.1 Szenenaufbau

Die Szene besteht aus einem quadratischen Spielfeld mit Boden und Wänden die der Charakter nicht verlassen kann (siehe Abbildung 3.1). Des Weiteren beinhaltet die Umgebung noch den Läufer und das Ziel zu welchem der Läufer lernt zu laufen.

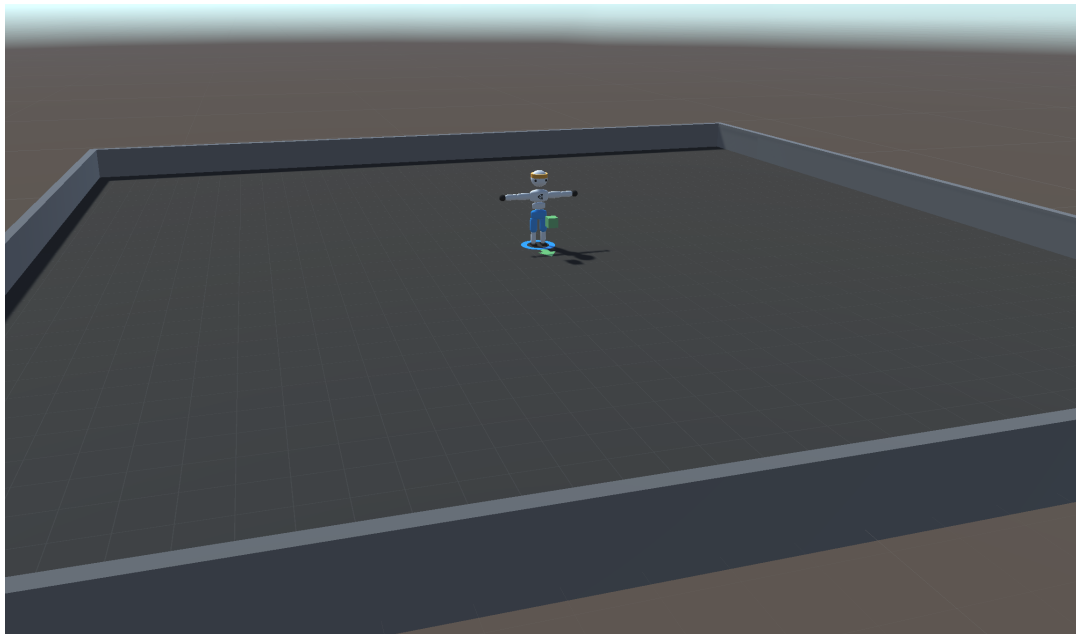


Abbildung 3.1: Walker-Demo Szenenaufbau

### 3.2 Läufer

Der Körper des Läufers besteht aus 11 Kapseln, drei Kugeln und 2 Quadern, jeder dieser Formen hat eine Festkörper und eine Kollisions Physikkomponente. Zwischen den Körperteilen werden die Gelenke als Kugelgelenke simuliert. Die genaue Physikkonfiguration der Körperteile werden veranschaulicht in Tabelle 3.1

Körperteil	Verbundenes Körperteil	Gewicht	Winkellimits	Form
Hüfte	-	15kg	-	Kapsel
Wirbelsäule	Hüfte	10kg	x(-20,20) y(-20,20) z(-15,15)	Kapsel
Oberkörper	Wirbelsäule	8kg	x(-20,20) y(-20,20) z(-15,15)	Kapsel
Kopf	Oberkörper	6kg	x(-30,10) y(-20,20)	Kugel
Oberarm LR	Oberkörper	je 4kg	x(-60,120) y(-100,100)	Kapsel
Unterarm LR	Oberarm	je 3kg	x(0,160)	Kapsel
Hand LR	Unterarm	je 2kg	-	Kugel
Oberschenkel LR	Hüfte	je 14kg	x(-90,60) y(-40,40)	Kapsel
Unterschenkel LR	Oberschenkel	je 7kg	x(0,120)	Kapsel
Fuß LR	Unterschenkel	je 5kg	x(-20,20) y(-20,20) z(-20,20)	Quader

Tabelle 3.1: Walker Agent Körperteile

Gesteuert wird der Läufer über die Gelenk Motor Steuerung (Joint Drive Controller). Das Walker Agent Skript registriert die Körperteile bei der Initialisierung in der Gelenk Motor Steuerung. Anschließend können über die Gelenk Motor Steuerung die Zielrotationen sowie die Maximale Kraft des Gelenks festgelegt werden, und somit der Läufer gesteuert werden. Die Gelenk Motor Einstellungen (Joint Drive Settings) siehe Abbildung 3.3 **bestimmen die Stärke mit welcher die Gelenke in die Zielstellung bewegt werden.**

- Max Joint Spring: Bestimmt den Drehmoment mit welchem das Gelenk in die Zielposition rotiert wird.
- Joint Dampen: Verringert den Drehmoment proportional zur Differenz zwischen aktueller Geschwindigkeit und der Zielgeschwindigkeit. Verringert Schwingungen.
- Max Joint Force Limit: Gibt die maximale Kraft des Gelenks an (verhindert zu schnelle Bewegung bei großer Abweichung).

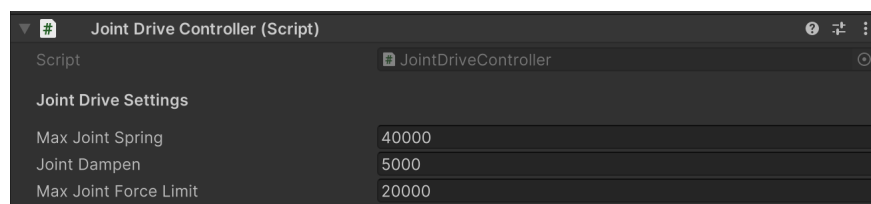


Abbildung 3.2: Gelenk Motor Steuerung

### 3.3 Agent

Das Walker Agent Skript, definiert den Läufer als Agent für das maschinelle Lernen. Abbildung 3.3 zeigt die Agentenkomponente im Inspektor. Um die Komponente zu nutzen müssen

hier die Körperteile des Walkers referenziert werden. Zusätzlich kann eine Zielgeschwindigkeit festgelegt werden und ob die Geschwindigkeit variieren soll während dem Training. Als letztes muss auch das Zielobjekt referenziert werden.

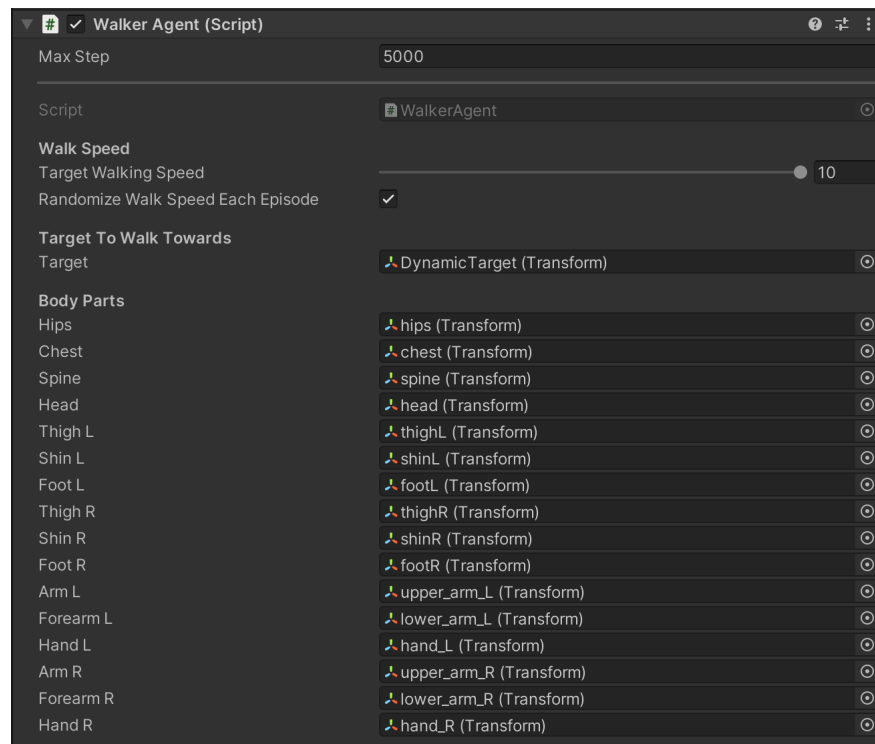


Abbildung 3.3: Agent Konfiguration

Die Beobachtung des Agenten wird in Tabelle 3.2 dargestellt.

ID	Beobachtung	Anmerkung
1	Abweichung Durchschnittsgeschwindigkeit von Zielgeschwindigkeit	
2	Durchschnittsgeschwindigkeit	
3	Zielgeschwindigkeit	
4	Abweichung Hüftrotation von Zielrotation	
5	Abweichung Kopfrotation von Zielrotation	
6	Zielposition	
7	Körperteil Beobachtungen	Beobachtung aus Tabelle 3.3 für jedes Körperteil

Tabelle 3.2: Walker Agent Beobachtung

Für jedes Körperteil wird die folgende Beobachtung dem Zustand angefügt.

ID	Beobachtung	Anmerkung
1	Bodenkontakt	
2	Geschwindigkeit	
3	Rotationsgeschwindigkeit	
4	Position relativ zur Hüfte	
5	LokaleRotation	Fehlt für Hüfte und Hände
6	Gelenkstärke	Fehlt für Hüfte und Hände

Tabelle 3.3: Walker Agent Körperteil Beobachtung

Das Format einer Aktion besteht aus den in Tabelle 3.4 aufgeführten Feldern für jedes Körperteil des Läufers, ausgenommen der Hüfte und Hände.

ID	Beobachtung	Anmerkung
1	Rotationswinkel X	Nur wenn Körperteil X Rotation beweglich ist
2	Rotationswinkel Y	Nur wenn Körperteil Y Rotation beweglich ist
3	Rotationswinkel Z	Nur wenn Körperteil Z Rotation beweglich ist
4	Gelenkstärke	

Tabelle 3.4: Walker Agent Aktion

Die Belohnungsfunktion enthält zwei Komponenten. Zum einen wird die Differenz der Bewegung in Zielrichtung zwischen momentaner Bewegung und Zielbewegung durch die Funktion  $R_V$  bewertet. Zum Anderen wird die Abweichung zwischen momentaner Blickrichtung und der Zielrichtung in  $R_L$  berechnet. Die Belohnung ergibt sich am ende durch die Multiplikation beider Teilterme. Die Verwendung der Multiplikation hat zur Folge das die Belohnung gleichermaßen von beiden Teiltermen abhängig ist und es somit notwendig ist, beide Teile gleichzeitig zu optimieren.

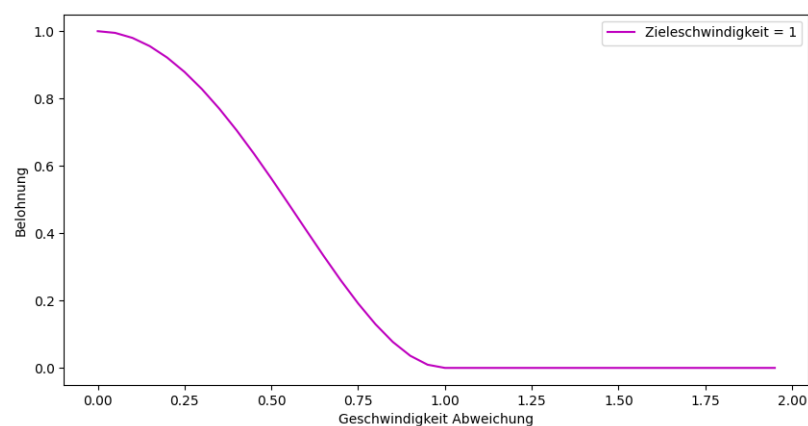


Abbildung 3.4: Walker Demo Match Velocity Belohnungsfunktion

$$V_\delta = \text{Clip}(|\vec{Geschwindigkeit} - \vec{Zielgeschwindigkeit}|, 0, |\vec{Zielgeschwindigkeit}|)$$

$$R_V = (1 - (V_\delta / |\vec{Zielgeschwindigkeit}|)^2)^2$$

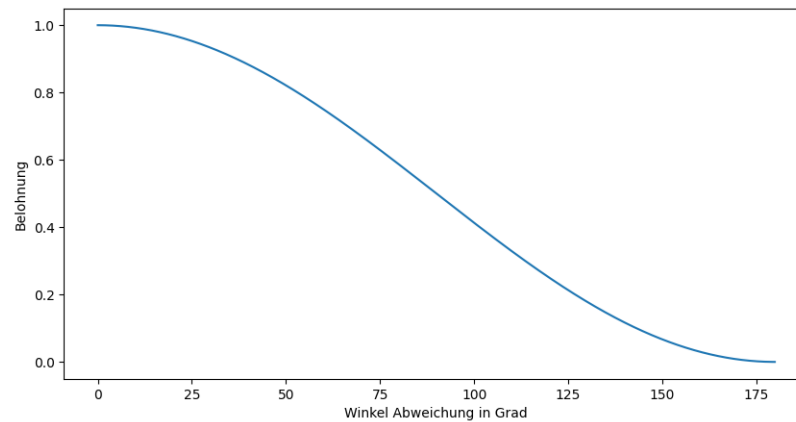


Abbildung 3.5: Walker Demo Look At Target Belohnungsfunktion

$$R_L = (\vec{Zielrichtung} \cdot \vec{Blickrichtung}) + 1) \cdot 0.5$$

$$R = R_V \cdot R_L$$

Initialisierung bzw Episodereset erklären Orientation Object erklären Zielsetzung erklären  
 Rewardfrequenz erwähnen

## 4 Charaktercontroller

Dieses Kapitel geht auf die Anforderungen eines Charaktercontrollers so wie die Entwicklung innerhalb dieser Arbeit ein. Dabei werden die verschiedenen Ansätze und Ihre Implementierung in Prototypen aufgezeigt.

### 4.1 Nutzersteuerung

Um von einem Charaktercontroller sprechen zu können muss der Agent über Nutzerinput gesteuert werden können. Mit diesem Gedanke wurde die ersten Anpassungen der Walker Demo implementiert um das Ziel zur Laufzeit über Tastatureingabe zu bewegen.

#### 4.1.1 Versuch 1

Das Ziel soll zur Laufzeit durch Tastatureingabe des Nutzers gesteuert werden können. Um das zu umzusetzen wird die Tastatureingabe eingelesen und darauf basierend das Ziel relativ zur Hüfte des Walkers gesetzt. Über die Vorwärtsrichtung und Rechte-Richtung multipliziert mit dem Input wird die Position relativ zur Hüfte berechnet (siehe Listing 4.1).

```
1 void FixedUpdate()  
2 {  
3     //Einlesen Tastatur Input  
4     float inputHor = Input.GetAxis("Horizontal");  
5     float inputVert = Input.GetAxis("Vertical");  
6  
7     //Setzen der Zielposition  
8     transform.position = root.position + root.forward * inputVert +  
9         root.right * inputHor;  
9 }
```

Listing 4.1: Nutzersteuerung erster Prototyp

Diese implementierung ermöglicht grundsätzlich das der Läufer über die Tastatureingabe gesteuert werden kann, hat aber noch einige Probleme. Das positionieren des Ziels relativ zur Hüfte hat als Konsequenz das jede Bewegung der Hüfte Einfluss auf die Laufrichtung hat, wodurch sich der Läufer nicht stabil steuern lässt.

#### 4.1.2 Versuch 2

Um die Probleme aus 4.1.1 zu beheben wird in folgendem Versuch das Ziel relativ zu den Weltachsen gesetzt. In Unity gibt die Vector3 Klasse mit den Feldern forward den Vektor (0,0,1) und mit right den Vektor (1,0,0) in Weltkoordinaten an.

```
1 //Setzen der Zielposition  
2 transform.position = root.position + Vector3.forward * inputVert +  
    Vector3.right * inputHor;
```

Listing 4.2: Nutzersteuerung berechnung mit Weltachsen

Durch die Nutzung der Weltachsen anstatt der Hüftrotationsachsen (siehe Listing 4.2) kann das Problem behoben werden. Es tritt dadurch jedoch ein weiteres Problem auf. Bei Verwendung der Weltachsen ist die Steuerung des Walkers aus Spielpersicht nicht mehr intuitiv, da der Input je nach Rotation des Walkers einen anderen Einfluss hat.

### 4.1.3 Versuch 3

Die Lösung ist eine Kombination aus den Ideen der ersten beiden Versuche. Die Laufrichtung soll weiterhin relativ zum Läufer bestimmen werden gleichermaßen aber von der wechselhaften Bewegung des Läufers entkoppeln sein. Das hinzufügen einer separaten Rotationskomponente für die Bestimmung der Blickrichtung erfüllt hier die Kriterien.

Zu Beginn wird die Blickrichtung mit der Vorwärtskomponente der Hüftrotation gleichgesetzt. Ausgehend von der Startrichtung wird dann über horizontalen Mausinput die Richtung angepasst (siehe Listing 4.3).

```
1 void Start()
2 {
3     //Root Position als Startposition festhalten
4     startForward = root.forward;
5     startRight = root.right;
6 }
7 void FixedUpdate()
8 {
9     //Einlesen Tastatur Input
10    float inputHor = Input.GetAxis("Horizontal");
11    float inputVert = Input.GetAxis("Vertical");
12
13    //Einlesen Maus Input
14    float mouseX = Input.GetAxis("Mouse X");
15    rotAngle += mouseX;
16
17    //Berechnung der Rotation
18    Quaternion rotation = Quaternion.AngleAxis(rotAngle,
19        rotationAxis);
20
21    //Anwendung der Rotation auf Richtungsvektoren
22    Vector3 directionForward = rotation * startForward;
23    Vector3 directionRight = rotation * startRight;
24
25    //Setzen der Zielposition
26    transform.position = root.position + directionForward *
27        inputVert + directionRight * inputHor;
```

Listing 4.3: Erweiterung der Nutzersteuerung mit separater Blickrichtung

Das Ergebnis ermöglicht die Steuerung des Läufers als Spielecharakter, mit einer gewohnten Steuerung aus schon bestehenden Spieletiteln und ist kompatibel mit einer Drittenperson Ansicht als auch mit der Erstenperson Ansicht.

## 4.2 Modell Anpassungen

Das trainierte Modell der Walker Demo beherrscht jedoch nur die Fortbewegung in Blickrichtung. Der Läufer ist auch nicht darauf trainiert stehen zu bleiben. Das resultiert darin das der Läufer fällt sobald der Nutzer keinen Tastaturinput gibt. Dieses Kapitel beschäftigt sich mit den Einschränkungen der Walker-Demonstration im Bezug auf unterschiedliche Bewegungsrichtungen.

Im ersten Schritt wird getestet wie der Walker angepasst werden kann um die fehlenden Bewegungsabläufe in separaten Modellen zu erlernen.

### 4.2.1 Versuch 4

Versuch 4 behandelt die Bewegung auf der Stelle stehen. Für das stehenbleiben wird die Zielgeschwindigkeit auf 0 gesetzt während das Ziel auf der Startposition befindet. Die Belohnungsfunktion der Demo, wird ab jetzt Demo Belohnungsfunktion genannt. Die Demo Belohnungsfunktion hat das Problem das durch die Zielgeschwindigkeit geteilt wird, was bei einer Zielgeschwindigkeit von 0 zu Mathematischen Fehlern führt. Um das zu vermeiden wurde das trainieren mit einer anderen Belohnungsfunktion getestet.

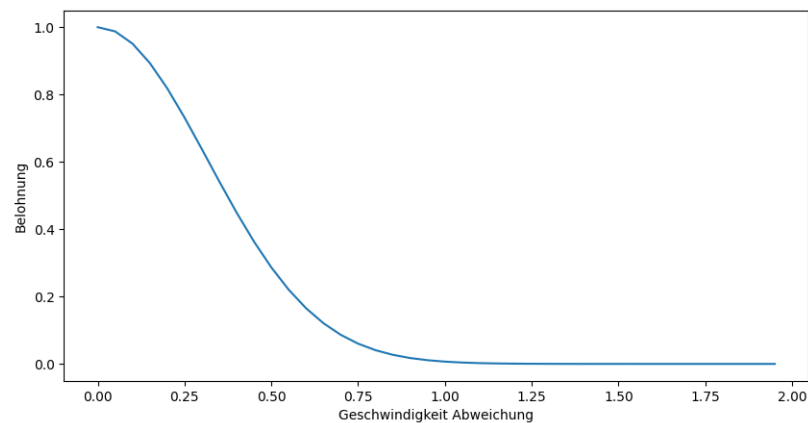


Abbildung 4.1: DeepMimic Match Velocity Belohnungsfunktion

Die neue Belohnungsfunktion ist inspiriert von den Belohnungsfunktionen des Papers "DeepMimic: Example-Guided Deep Reinforcement Learning of Physics-Based Character Skills".[\[2\]](#) Die Belohnungsfunktion aus [Abbildung 4.1](#) wird daher ab hier DeepMimic Belohnungsfunktion genannt.

Der Walker konnte mit der DeepMimic Belohnungsfunktion lernen auf der Stelle zu stehen. Mit zufälliger Zielgeschwindigkeit zu einem Ziel zu laufen wie im Ursprünglichen Verhalten konnte damit jedoch nicht zufriedenstellend erlernt werden.



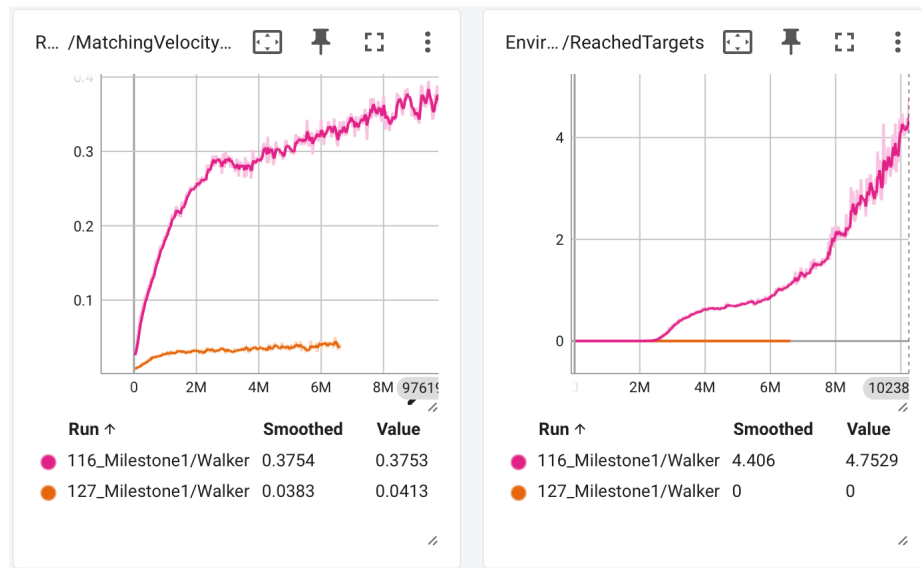


Abbildung 4.2: Vergleich von Training mit Demo Belohnungsfunktion gegen DeepMimic Belohnungsfunktion

Die Abbildung 4.2 zeigt mit der orangenen Linie die Leistung der DeepMimic Belohnungsfunktion und mit der pinken Linie die Leistung der Demo Belohnungsfunktion. Nachfolgender Vergleich der Belohnungsfunktionen zeigt, dass die ursprüngliche Belohnungsfunktion durch das Teilen mit der Zielgeschwindigkeit die Sensitivität der Funktion je nach Zielgeschwindigkeit beeinflusst. Daraus folgt, dass bei steigender Zielgeschwindigkeit eine größere Abweichung der Geschwindigkeit geduldet wird (siehe Abbildung 4.3). Diese Anpassung verbessert die Generalisierung zwischen den wechselnden Geschwindigkeiten um ein vielfaches.

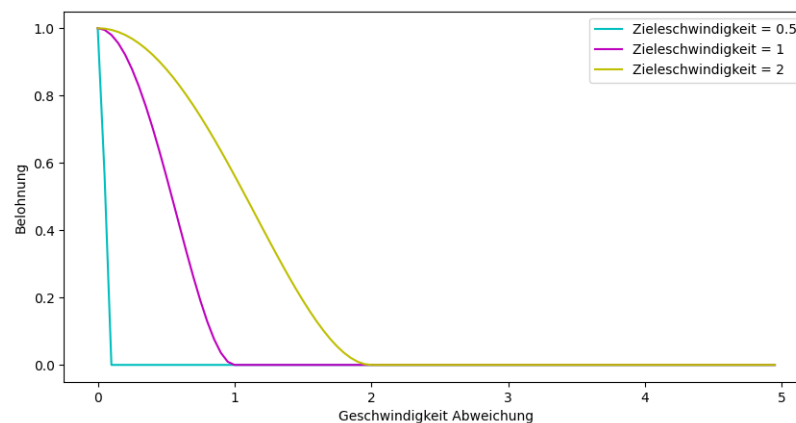


Abbildung 4.3: Vergleich der Demo Belohnungsfunktion unter verschiedenen Zielgeschwindigkeiten

## 4.2.2 Versuch 5

Mit dieser Erkenntnis wurde eine neue Anpassung untersucht. In der folgenden Anpassung blieb die Belohnungsfunktion weitestgehend Unverändert. Lediglich das obere Limit, ab welchem die Funktion eine Belohnung von 0 annimmt, wurde auf ein Minimum von 0.1 beschränkt. Somit konnte sicher gestellt werden, dass im Bereich der normalen Fortbewegung keine Veränderung auftritt. Mit der Demo Belohnungsfunktion konnten nur Annäherungen

an eine Zielgeschwindigkeit von 0 genutzt werden. Bei einer Annäherung von 0.000001 ist das Spektrum an akzeptablen Geschwindigkeiten bevor die Belohnung 0 ist nahezu unerreichbar (siehe Abbildung 4.4). Mit dem Limit von 0.1 ist der Bereich der Belohnungsfunktion  $> 0$  groß genug, sodass der Läufer durch ausprobieren Belohnungen über 0 erreichen kann. Somit kann der Läufer die Belohnung optimieren.

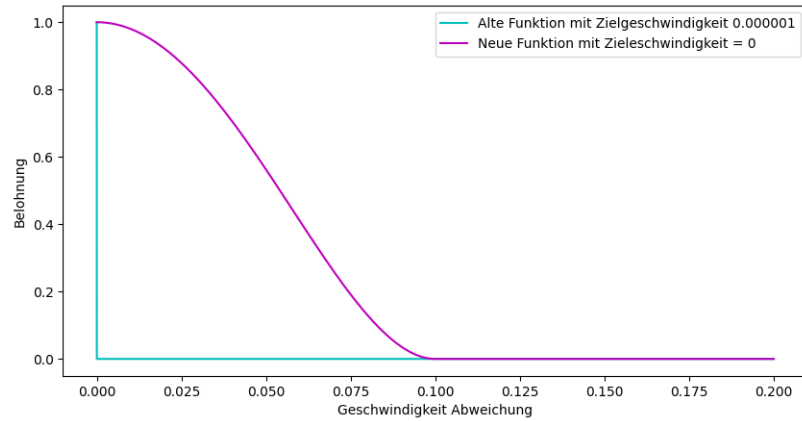


Abbildung 4.4: Vergleich Demo gegen Belohnungsfunktion mit 0.1 Limit

$$V_{\delta} = \text{Clip}(|\text{Geschwindigkeit} - \text{Zielgeschwindigkeit}|, 0, |\text{Zielgeschwindigkeit}|)$$

$$V_{\delta} = \text{Clip}(|\text{Geschwindigkeit} - \text{Zielgeschwindigkeit}|, 0, \max(0.1, |\text{Zielgeschwindigkeit}|))$$

Das auf einer Stelle stehen hat der Läufer damit in einem separaten Training auch erlernt. Abbildung 4.5 zeigt das der Läufer die maximale Episoden Länge von 1000 erreicht hat ohne zu fallen. Die bewegte Distanz hat sich auch 0 angenähert.

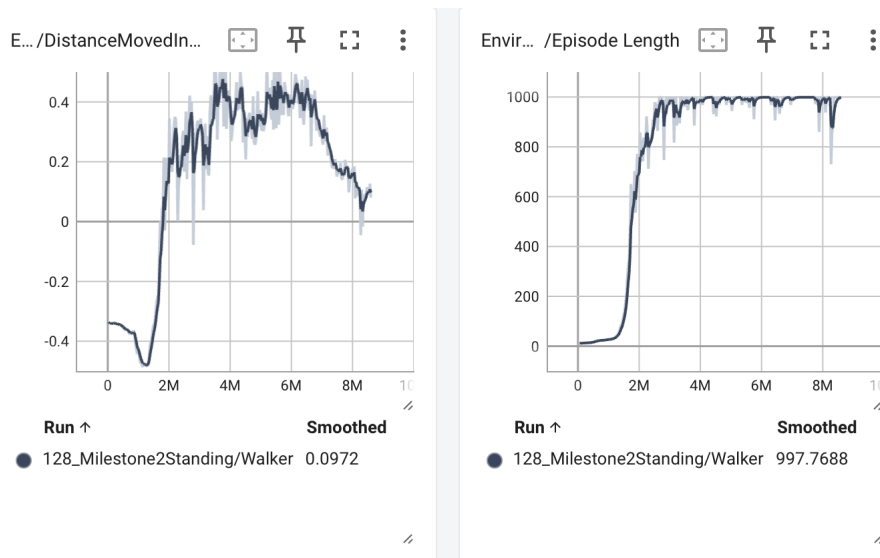


Abbildung 4.5: Versuch 5 Traininggraphen

Die Belohnungen wurden auch weitestgehend optimiert siehe Abbildung 4.6.

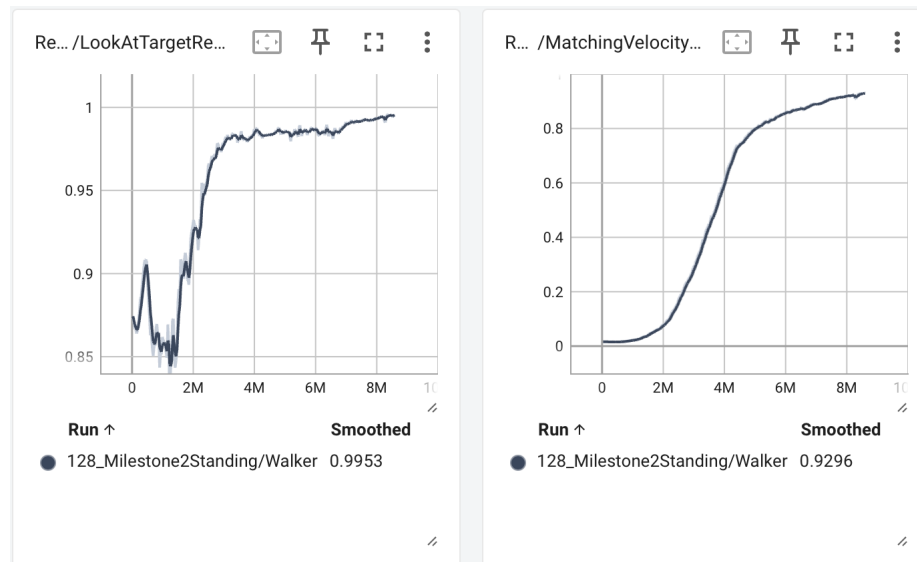


Abbildung 4.6: Versuch 5 Training Belohnungsgraphen

### 4.2.3 Versuch 6

Der folgende Versuch untersucht das Laufen in unterschiedliche Richtungen relativ zur Blickrichtung. Um das zu realisieren wurde dem Agent ein enum mit der Laufrichtung hinzugefügt. Die Blickrichtung Belohnungsfunktion wird relativ zur Zielrichtung berechnet. Bei Vorwärtsbewegung ist die Blickrichtung gerade aus. Bei Seitlicher Bewegung ist die Blickrichtung gespiegelt zur Laufrichtung. Läuft der Läufer seitlich rechts ist die Blickrichtung links zum Ziel und anders herum. Beim rückwärts gehen ist die Blickrichtung entgegen der Zielrichtung. Die Implementierung ist in 4.4 zu sehen.

```

1 public enum Direction
2 {
3     Forward,
4     Right,
5     Left,
6     Backward,
7 }
8
9 public override void FixedUpdate()
10 {
11     ...
12     var headForward = head.forward;
13     headForward.y = 0;
14     Vector3 lookDirection = cubeForward;
15     switch (direction)
16     {
17         case Direction.Right:
18             lookDirection = -walkOrientationCube.transform.right;
19             break;
20         case Direction.Left:
21             lookDirection = walkOrientationCube.transform.right;
22             break;
23         case Direction.Backward:

```

```

24         lookDirection = -walkOrientationCube.transform.forward;
25         break;
26     }
27     ...
28 }

```

Listing 4.4: Laufrichtung Enum, Beobachtung und Belohnung

Das gehen in Zielrichtung wurde durch die Änderungen nicht beeinflusst. Separate Trainings zu den drei anderen Laufrichtungen waren erfolgreich.

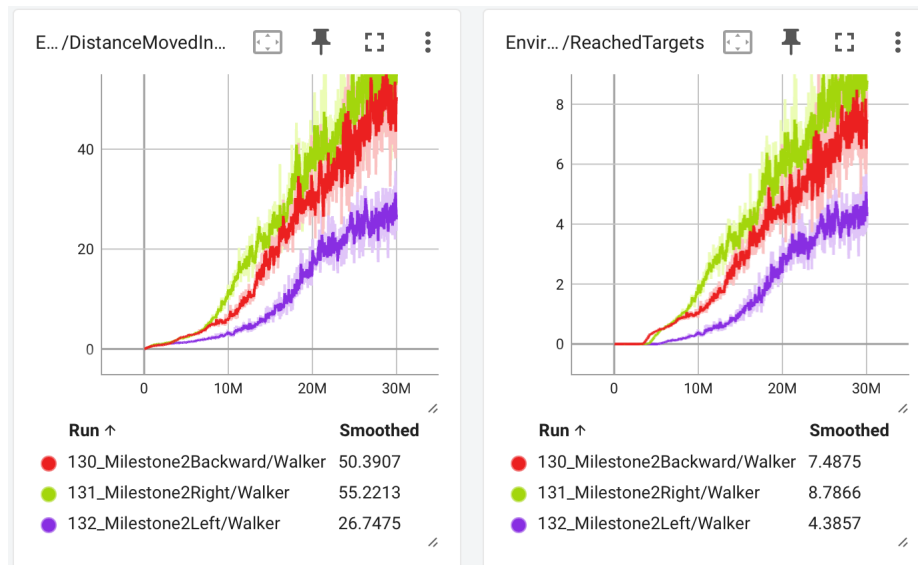


Abbildung 4.7: Versuch 6 Traininggraphen

Abbildung 4.7 zeigt die zurückgelegte Distanz und die Anzahl an erreichten Zielen in einer Trainingsepisode. Die Ergebnisse der 3 Laufrichtungen (rot = Rückwärts, gelb = rechts, blau = links) sind alle vergleichbar mit den Ergebnissen der Demo. Die Abweichung der Laufrichtung Links ist vermutlich der zufälligen Natur des Trainings anzurechnen.

#### 4.2.4 Versuch 7

### 4.3 Mixamo Charakter

-Konfiguration der Physikkomponenten für mixamo Charakter  
 -Codeanpassung der Konfiguration für mehrere Körperteile  
 -Vereinfachung durch versteifen von einigen extra Gelenken  
 -Galoppiert -Beinwechsel Belohnung um galoppieren zu vermeiden -> funktioniert  
 -Leistungsminimierung Belohnung um laufverhalten natürlicher zu machen -> funktioniert  
 nur arme sind sehr nah und starr am Körper -

## **5 Fazit**

Text

# Literaturverzeichnis

- [1] Arthur Juliani u. a. “Unity: A general platform for intelligent agents”. In: *arXiv preprint arXiv:1809.02627* (2020). URL: <https://arxiv.org/pdf/1809.02627.pdf>.
- [2] Xue Bin Peng u. a. “Deepmimic: Example-guided deep reinforcement learning of physics-based character skills”. In: *ACM Transactions On Graphics (TOG)* 37.4 (2018), S. 1–14.
- [3] Richard S Sutton und Andrew G Barto. *Reinforcement learning: An introduction*. MIT press, 2018.