

BACHELORARBEIT

Neuroevolutionäre Algorithmen in RoboCup2D

Alexander Isenko

Entwurf vom 18. November 2016



BACHELORARBEIT

Neuroevolutionäre Algorithmen in RoboCup2D

Alexander Isenko

Aufgabensteller: Prof. Dr. Claudia Linnhoff-Popien

Betreuer: Thomas Gabor, M.Sc
Dr. Lenz Belzner

Abgabetermin: 11. November 2016



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

München, den 11. November 2016

.....
(*Unterschrift des Kandidaten*)

Abstract

Wir untersuchen in dieser Bachelorarbeit verschiedene Ansätze zur Entwicklung von **neuronalen Netzen** am Beispiel der **Cross Entropy Method**, **genetische Algorithmen** und **CoSyNE** unter Einschränkung von spärlichen Fitnesssignalen, hochdimensionalen kontinuierlichen Zustandsräumen und simulationsbasierter Optimierung.

Der Suchraum wird durch **diskrete Cosinustransformationen** unter der Annahme reduziert, dass benachbarte Gewichte zueinander korreliert sind. Die Domäne ist ein Fußballsimulator, **Half Field Offense**, der Teams aus dem weltweiten Wettbewerb RoboCup zum Vergleichen bereitstellt. Wir entwickeln eine Angreiferpolicy im 1 gegen 1 Szenario mit dem Torwart aus der Standardimplementierung. Die Umsetzung erfolgt in Haskell und Python.

Inhaltsverzeichnis

1. Einführung	1
1.1. Aufgabenstellung	1
1.2. Motivation	1
1.3. Aufbau der Arbeit	2
2. Definitionen	3
2.1. Genetische Algorithmen	3
2.1.1. Individuen	4
2.1.2. Simulation	5
2.1.3. Selektion	5
2.1.4. Kreuzung	5
2.1.5. Mutation	6
2.1.6. Repopulation	7
2.2. Neuroevolution	9
2.2.1. Künstliche neuronale Netze	9
2.2.2. Verbindung mit genetischen Algorithmen	11
2.3. Diskrete Kosinus Transformation	11
2.3.1. Kodierung des Suchraums	12
2.4. Cooperative Synapsen Neuroevolution - CoSyNE	12
2.4.1. Permutation	12
2.5. Cross Entropy	12
2.5.1. Normalverteilung	12
3. Umsetzung in RoboCup2D	13
3.1. Half Field Offense	14
3.1.1. Zustandsraum	15
3.1.2. Aktionsraum	15
3.1.3. Einschränkungen	16
3.2. Implementierung der Algorithmen	16
3.2.1. Wahrscheinlichkeitsverteilung von Aktionen	17
3.2.2. Cross Entropy mit DCT	20
3.2.3. Neuroevolution mit DCT	20
3.2.4. CoSyNE mit DCT	20
3.3. Resultate	20
3.3.1. 1v1	20
3.3.2. Vergleich	25

4. Diskussion	27
4.1. Anwendungsmöglichkeiten	27
4.2. Coevolutionärer Aspekt	27
4.3. Ausblick	27
4.3.1. Genetische Algorithmen	27
4.3.2. Aufbau des neuronalen Netzes	27
4.3.3. Cross Entropy	27
4.3.4. Aktionsraum	27
4.3.5. Multi-Agenten Systeme	27
4.4. Verwandte Felder	27
4.4.1. Implementierung für OpenAI Gym	28
4.4.2. Bestärkendes Lernen - Black Box RL	28
4.4.3. Convolutional neuronale Netze und CoSyNE	28
A. Appendix	29
A.1. Architektur	29
A.1.1. Haskell Server	29
A.1.2. Python Agent	29
A.1.3. Kommunikation	29
A.1.4. Parallelisierungsmöglichkeiten	29
A.2. Statistik	29
A.2.1. Lineares Laufzeit und Speicherkomplexität für Evaluation	30
A.2.2. Stabile Varianzfunktion	30
A.3. Problematiken	30
A.3.1. HFO Server	30
A.3.2. HFO Python Library	30
Literaturverzeichnis	31

1. Einführung

Die Relevanz von Machine Learning Algorithmen und **Deep Learning**[1] hat in den letzten Jahren seit der Weiterentwicklung von **GPUs** (Graphics Processing Unit) stark zugenommen. Das Training wird dabei durch die Optimierungsmethode **SGD** (Stochastic Gradient Descend) durchgeführt, die uns erlaubt durch das Ableiten einer multidimensionalen Funktion zu einer Lösung zu konvergieren. Damit wurden bemerkenswerte Maßstäbe in der Beschreibung von Bildern in **ImageNet**[2], dem Lernen einer Strategie für das Brettspiel **Go**[3] oder der Nachahmung der menschlichen Sprache durch **WaveNet**[4] gesetzt.

Leider sind dadurch andere Methoden zur Entwicklung von Neuronalen Netzen aus dem Fokus gefallen, die zu der Familie von **unsupervised Learning** gehören. Sie können umfangreicher eingesetzt werden weil sie weniger Einschränkungen für die Anwendungsdomäne haben und sollten näher untersucht werden.

1.1. Aufgabenstellung

In dieser Arbeit beschäftigen wir uns mit der Entwicklung von neuronalen Netzen mithilfe von genetischen Algorithmen für die Fußball Domäne **Half Field Offense**[5]. Sie hat spärliche Fitnesssignale, einen hochdimensionalen kontinuierlichen Zustandsraum und hat keine Möglichkeit weit in die Zukunft zu propagieren. Aus dem Vergleich zwischen verschiedenen Kodierungen und Implementierungen versuchen wir den Nutzen für andere Domänen mit ähnlichen Einschränkungen zu erahnen.

1.2. Motivation

Die Industrie interessiert sich für allgemeine Problemlösungen, die in kurzer Zeit, mit wenig Daten und am besten von alleine zu einem akzeptablen Ergebniss kommt. Leider steht das den üblichen Deep Learning Techniken gegenüber, die lange Trainingszeiten haben, viele nicht homogene Daten in normalisierter Form brauchen und von Hand angepasste Fitness Funktionen benötigen die für das Ziel optimiert wurden.

Wir betrachten etwas in Vergessenheit geratene Möglichkeiten zur Entwicklung von neuronalen Netzen die als Fitnesssignal lediglich das Ziel bekommen und sich in einem hochdimensionalen, stetig verändernden, kontinuierlichen Zustandsraum mit mehreren Akteuren bewegen.

1.3. Aufbau der Arbeit

Im Rahmen dieser Arbeit werden im Kapitel 2 die Grundlagen von Genetischen Algorithmen und deren Verknüpfung zu neuronalen Netzen und der Cross Entropy Method erklärt und anschaulich dargestellt. Kapitel 3 beschäftigt sich mit der Domäne, Parametrisierung der Algorithmen und der jeweiligen Resultate. Das Kapitel 4 gibt einen Ausblick in weitere Verbesserungsmöglichkeiten und legt verwandte Felder dar. Im Appendix wird die Implementierung vom gesamten System überschlagen und die Problematiken in der Umsetzung angesprochen.

2. Definitionen

Dieses Kapitel bietet Einblick in die Grundlagen von **Genetischen Algorithmen** im Zusammenhang mit **neuronalen Netzen** und der **Cross Entropy Method**. Außerdem werden einige Verbesserungen zu den naiven Methoden besprochen, wie die Reduzierung des Suchraums durch **Fouriertransformationen** und die Einführung von einer **kooperativen Evolution** durch Hinzufügen von einer neuen Aktion zu dem Ablauf des Algorithmus.

2.1. Genetische Algorithmen

Ein genetischer Algorithmus, im folgenden als **GA** abgekürzt, ist ein Optimierungsverfahren, der an von der natürlichen Selektion und Evolution inspiriert ist. Alternativ findet sich hier[6] ein formaler Leitfaden. Wir stellen uns anschaulicher Weise eine Gruppe Gazellen und einen Geparden vor.

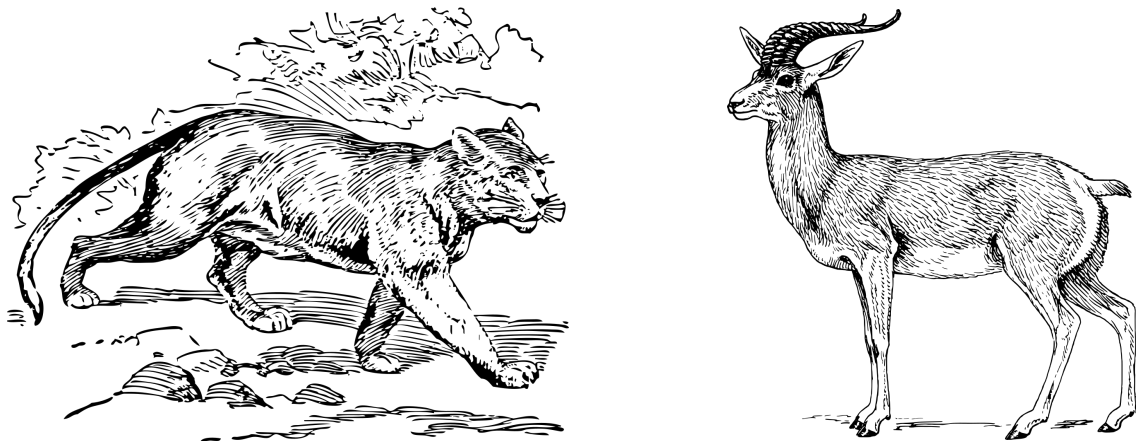


Abbildung 2.1.: Illustration von einem Geparden und einer Gazelle

Sei unser Gepard durch seine Geschwindigkeit den Gazellen überlegen, dann wird die Gazellenherde über Zeit in ihrer Anzahl sinken. Dabei werden die langsamen Gazellen dem Geparden erlegen und die Schnelleren überleben. Dieser Schritt wird als **Selektion** bezeichnet. Die Überlebenden werden sich fortpflanzen und mit hoher Wahrscheinlichkeit Gazellen-Babies bekommen die ähnlich schnell sind. Diesen Vorgang bezeichnen wir als **Kreuzung**. Mit welcher Wahrscheinlichkeit jedes einzelne Tier vor dem Geparden entweichen kann nennen wir **Fitness**.

Jede Gazelle, oder auch **Individuum** genannt, hat eine eigene Fitness, die es aber bei Geburt noch nicht weiß, da sie noch nie vor einem Geparden weglaufen musste. Erst

2. Definitionen

nachdem sie einmal erfolgreich entwischt ist, können wir uns vorstellen was ihre Fitness ist.

Ganz selten wird ein Gazellen-Baby geboren das ein klein bisschen längere Beine hat als alle anderen, dabei hatte keiner dieses Merkmal vor ihr. Das erlaubt ihr schneller zu Laufen, was für sie erstmal positiv ist, leider hat diese Ausprägung aber den Nachteil, dass die Standhaftigkeit darunter leidet. Dieser unerwartete Veränderung in den Kindern heißt **Mutation**.

Fassen wir zusammen; Nachdem jede Gazelle die nach dem Raubkatzenangriff überlebt und sich fortgepflanzt hat, bekommen wir hoffentlich wieder eine vollzählige Herde, die wir **Population** nennen. Nach all diesen Schritten fängt der Kampf um das Überleben wieder an und geht solange, bis sich entweder Gazellen entwickeln die dem Gepard ständig entkommen können, oder bis die gesamte Population ausstirbt.

Damit haben wir die wichtigsten Begrifflichkeiten von einem genetischen Algorithmus erklärt und kommen zu der Frage wie wir ihn umsetzen.

2.1.1. Individuen

Ein Individuum besteht aus einer Kodierung, auch **Zustandsraum** genannt, die die aussagekräftigen Eigenschaften von ihm ausmachen. Für eine Gazelle wäre beispielweise die folgende Kodierung möglich.

Höchstgeschwindigkeit	95 $\frac{km}{h}$
Beinlänge	86 cm
Gewicht	43 kg
Hornlänge	12 cm

Tabelle 2.1.: Kodierung einer Antelope

Die Aufgabe von unserem GA ist ein oder mehrere Individuen zu finden die es schaffen vor dem Geparden wegzulaufen. Da wir aber nicht wissen ob die vorgeschlagene Kodierung gut oder schlecht ist, müssen wir Gazellen mit zufälligen Ausprägungen erstellen und dann den Algorithmus arbeiten lassen.

Das schaffen wir indem wir Grenzen für die Kodierung festlegen und später zufällige Werte in diesen Rahmen ausprobieren.

Ausprägung	Minimaler Wert	Maximaler Wert
Höchstgeschwindigkeit	20 $\frac{km}{h}$	100 $\frac{km}{h}$
Beinlänge	40 cm	90 cm
Gewicht	12 kg	75 kg
Hornlänge	0 cm	35 cm

Tabelle 2.2.: Grenzen für die Kodierung [7] [8]

2.1.2. Simulation

Nachdem wir unsere Population an Gazellen erstellt haben, müssen wir sie in eine Simulationsumgebung schicken, die ihre Fitness misst. In unserem Beispiel müssten wir eine Physiks simulation mit einem Geparden programmieren, die uns nach einer Zeitspanne sagt welche Gazellen überlebt haben. Man muss beachten dass die Komplexität der Simulation einen großen Einfluss darauf hat ob der GA eine Lösung finden kann. (*Grafik*)

2.1.3. Selektion

Nachdem die Simulation vorbei ist, bekommen wir eine Population von Antilopen die jeweils überlebt hat oder nicht. Da die Fitness ist in diesem Fall binär ist, sortieren wir die Herde aller Antilopen absteigend, wobei das Überleben natürlich mehr wert ist.

Nach dem Sortieren müssen wir ein prozentualen Betrag wählen, wieviele Eltern wir aus der Population wählen. In unserer Implementierung nennen wir diesen Parameter α . (*Grafik*)

2.1.4. Kreuzung

Die guten Individuen wurden ausgewählt und können sich fortpflanzen. Dafür nehmen wir jeweils zwei Individuen und nehmen zufällig die Ausprägungen von jeweils dem Vater und der Mutter.

Ausprägungen
56 $\frac{km}{h}$
42 <i>cm</i>
51 <i>kg</i>
10 <i>cm</i>

Tabelle 2.3.: Kodierung des Vaters

Ausprägungen
62 $\frac{km}{h}$
55 <i>cm</i>
49 <i>kg</i>
8 <i>cm</i>

Tabelle 2.4.: Kodierung der Mutter

Ausprägungen
56 $\frac{km}{h}$
55 <i>cm</i>
49 <i>kg</i>
10 <i>cm</i>

Tabelle 2.5.: Kodierung vom Kind Nr.1

Ausprägungen
62 $\frac{km}{h}$
42 <i>cm</i>
51 <i>kg</i>
8 <i>cm</i>

Tabelle 2.6.: Kodierung vom Kind Nr.2

In unserem Beispiel haben wir die Kinder mit dem folgenden Python Code konstruiert.

```
vater = [56,42,51,10]
mutter = [62,55,49,8]
```

2. Definitionen

```
kind1 = []
kind2 = []
for i in range(kodierung.length):
    r = random.uniform(0,1)
    if (r > 0.5):
        kind1[i] = vater[i]
        kind2[i] = mutter[i]
    else:
        kind1[i] = mutter[i]
        kind2[i] = vater[i]
```

Diese Art und Weise zwei Individuen zu kreuzen nennt sich **n-point crossover**, weil wir die Kodierung an undefiniert vielen Stellen unterbrechen und wieder zusammensetzen. Es gibt noch andere Kreuzungsmethoden die eine feste Anzahl von Aufteilungen benutzen, wie **one-** oder **two-point crossover**.

Um einen Unterschied zwischen diesen Methoden zu erkennen, stellen wir uns vor dass das Alter in Zusammenhang mit der Höchstgeschwindigkeit steht, weil ältere Tiere nicht mehr die Leistung bringen können die sie mal gebracht haben. Wenn nun ein Kind gezeugt wird, dass in unserem Beispiel ein hohes Alter vererbt, bringt ihm die Höchstgeschwindigkeit nichts mehr. Deshalb wäre es besser, wenn diese Ausprägungen zusammen übernommen werden, weil dadurch eine höhere Fitness garantiert werden kann. Kreuzungsmethoden die die Kodierung nicht oft aufspalten verletzen diese Eigenschaft seltener als *n-point crossover*.

Es ist zu beachten dass je nach Implementierung nur eins der beiden Kinder weiter verwendet wird, weil dann die Repopulation einfach einfacher ist, die Varianz nicht zu stark gesenkt wird und keinerlei Information verloren geht, weil die Eltern in der Population die Kodierung weiter tragen.

2.1.5. Mutation

Nachdem die Kinder erstellt wurden, müssen wir die Kodierung der Individuen etwas verändern, damit die Varianz in der Gesamtpopulation erhöht wird. Das machen wir indem wir durch die Kodierung der Kinder durchgehen und jede Ausprägung mit einer geringen Wahrscheinlichkeit verändern. Diese nennen wir β .

Ausprägungen
62 $\frac{km}{h}$
42 <i>cm</i>
51 <i>kg</i>
8

Tabelle 2.7.: Kodierung vom Kind Nr.2

Ausprägungen
62 $\frac{km}{h}$
42 <i>cm</i>
45 <i>kg</i>
8

Tabelle 2.8.: Mutierte Kodierung vom Kind Nr.2

Der Python Code sieht hier folgendermaßen aus:

```
kinder = [k1, k2...]
beta   = 0.1
for i in range(kinder.length):
    for j in range(kodierung.length):
        if (r > beta):
            kinder[i][j] = sampleNewFrom(kodierung[j].range)
```

Dieser Schritt ist wichtig damit man die Möglichkeit hat aus lokalen Fitnessminimas rauszukommen, weil es schnell passieren kann dass sich über Generationen gleichwertige Ausprägungen weiterverbreiten, da sie die derzeit beste Lösung vorschlagen. Ohne Mutation würde der GA zu dieser Lösung konvergieren ohne Bessere in Betracht zu ziehen.

In manchen Fällen kann man die Mutation noch weiter parametrisieren indem man ein Veränderungsfaktor als Argument hinzufügt. Diese Technik benutzt man, wenn die Kodierung nicht trivialerweise verändert werden kann, da sonst bestimmte Eigenschaften verloren gehen. In Kapitel 3 wird genau so ein Fall besprochen, weil wir unsere Individuen durch eine Wahrscheinlichkeitsverteilung darstellen.

2.1.6. Repopulation

Die Eltern wurden ausgewählt, die Kindern gezeugt und mutiert, nun müssen wir die Population in eine Form bringen sodass die Simulation neu gestartet werden kann. Wir stellen das Problem wieder an einem Beispiel dar.

```
population = [i1,i2,...]           # population.length = 10
alpha      = 0.4
eltern     = selection(population, alpha) # eltern.length = 4
kinder     = crossover(eltern)         # kinder.length = 4
beta       = 0.1
mutkinder  = mutation(kinder, beta)    # mutkinder.length = 4

newpopulation = eltern + mutkinder    # newpopulation.length = 8
```

Man kann einfach erkennen dass uns zwei Individuen zum Neustart der Simulation fehlen. Dieses Problem kann man auf viele Weisen angehen, die ihre Vorteile und Nachteile haben.

Mehr Kinder erstellen

Es ist möglich während der Kreuzung solange Kinder zu erzeugen, bis die Population wieder ihre Ausgangsgröße angenommen hat. Ein Vorteil wäre, dass diese Individuen mit wahrscheinlich besseren Ausgangskodierungen starten als inherent Neue. Der Nachteil ist jedoch die gesenkte Varianz in der Population und die erhöhte Wahrscheinlichkeit zum Feststecken in einem lokalen Fitnessminima.

2. Definitionen

Nicht selektiere Individuen nachfüllen

Man kann die nicht benutzen Individuen aus der vorherigen Population zum Auffüllen benutzen, was sich aber nur dadurch begründen würde, wenn die Chance besteht dass sie in der erneuten Simulation besser abschneiden als bisher. Ansonsten nehmen sie einen Platz einem potenziell besseren Individuum weg.

Neue Individuen erstellen

In der unserer Implementierung haben wir uns für das Nachfüllen von inherent neuen Individuen entschieden, da dadurch die Varianz der Population angehoben wird und dadurch mehr Lösungen möglich sind. Ein Nachteil sind die Kinder die dadurch keinen Platz bekommen, aber da dadurch keine Information verloren geht ist es zu vernachlässigen.

2.2. Neuroevolution

Der Begriff der Neuroevolution wurde im Jahre 1988 von D. Whiteley[9] als alternative Möglichkeit zur Entwicklung von künstlichen neuronalen Netzen (**KNNs**) vorgeschlagen. Dabei wird versucht aus der Synergie von dem **selbstlernenden Charakter** von KNNs und der **explorativen Suche** eines GAs eine Taktik oder ein Klassifikator zu entwickeln der inherent neue Lösungen finden kann. Diese Erkenntnis hat man bereits im Jahr 1995 am Spiel *Othello* festgestellt. [10]

Wir versuchen in diesem Kapitel einen groben Überblick über die Funktionsweise von KNNs zu verschaffen und stellen den Bezug zu genetischen Algorithmen dar. Eine weitaus formale Erklärung findet sich im Paper von

2.2.1. Künstliche neuronale Netze

Die Idee hinter künstlichen neuronalen Netzen ist der Versuch die Struktur vom menschliche Gehirn nachzuahmen. Ein durchschnittliches KNN besteht jedoch aus vielfach weniger Neuronen, meist Hundert bis mehrere Tausend, wobei unser Gehirn 86 Milliarden[11] besitzt.

Ein künstliches Neuron kann man sich anschaulich als eine Formel vorstellen, die eine oder **mehrere Eingaben** über gewichtete Pfade bekommt, sie **gewichtet aufsummiert** und eine Aktivierungsfunktion auf das Ergebnis anwendet die es auf den Bereich $[0, \infty]$, $[0, 1]$, oder $[-1, 1]$ abbildet. Dieses Resultat nennen wir \hat{y} :

Sei n die Anzahl der Eingaben,
 $X = \{x_0, x_1, \dots, x_n\}$ die Eingabe,
 $W = \{w_0, w_1, \dots, w_n\}$ die jeweiligen Gewichte,
 $\sigma(x) = \max(0, x)$ als Aktivierungsfunktion:

$$\hat{y} = \sigma\left(\sum_{i=0}^n x_i \cdot w_i\right)$$

Abbildung 2.2.: Formel zur Berechnung des Ergebnisses eines Neurons

Wenn man nun mehrere von diesen Neuronen in Reihe zusammenschaltet (Abbildung 2.3), kriegt man ein vollständig vermaschtes Netz welches grundsätzlich in drei Schichten unterteilen werden kann.

- **Eingabeschicht**

Hier kommt der Ausgangszustand rein, sei es ein kodierter Zustand eines Spiels, oder der Kurs vom DAX.

- **Versteckte Schicht(en)**

Dieser Teil des Netzes besteht oft aus mehreren Schichten, da er für die Abstraktion und die Lernfähigkeit verantwortlich ist.[12] Er bekommt die Signale aus der Eingabeschicht die er verarbeitet und weiterleitet. Je nachdem welche Neuronen dabei *feuern* definiert das Ergebnis.

• Ausgabeschicht

Die Ausgabeschicht ist oft zum Sammeln der Signale von der vorherigen Schicht zuständig und auf dessen Ergebnis wird dann eine **Aktivierungsfunktion** angewendet, die die kumulierten Resultate in eine passende Form bringt. Diese können von einfachen Ja/Nein Aussagen sein, oder wie wir später kennen lernen werden, auch Wahrscheinlichkeitsverteilungen darstellen.

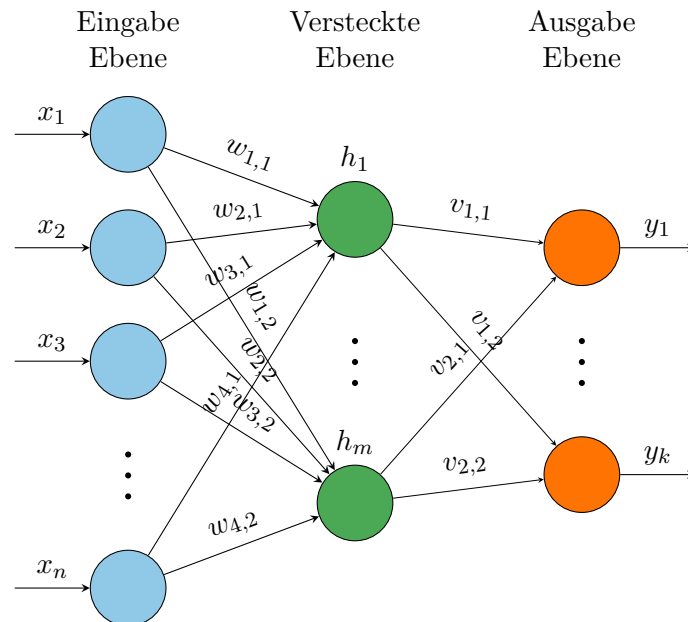


Abbildung 2.3.: Skizze von einem vollständig vermaschten künstlichen neuronalen Netz

Diese Art und Weise Neuronen zusammen zu verknüpfen nennt sich **Dense**, oder Dense-Ebene. Wenn man das gesamte Netz aus solchen Ebenen zusammenbaut, hat man leider die Einschränkung dass man keine zeitabstrahierten Ergebnisse lernen kann. Dafür gibt es **rekurrente Neuronen** die vorherige Zustände zum Ergebnis beisteuern können.

LSTM Ebene

Ein spezielles Neuron aus der rekurrenten Familie ist das **Long Short Term Memory** (LSTM) Neuron [13]. Es zeichnet sich durch die Eigenschaft aus, dass es sich über lange Zeitfenster Information behalten kann. Der Aufbau basiert auf dem Modell einer Speicherzelle, sodass wir durch verschiedene Eingänge (**Gates**), die Schreib-, Lese- und Resetaktionen nachbauen können [14]. Einer der wichtigsten Aspekte von diesen Neuronen ist jedoch dass sie ableitbar sind, weil dadurch das eine Trainingsmethode **Backpropagation** ermöglicht wird [15].

Softmax Ebene

Es gibt eine Aktivierungsfunktion der wir besondere Aufmerksamkeit widmen, da sie unsere viele Neuronen zu einem nützlichen Ergebnis zusammenfassen kann. Die generalisierte logistische Funktion, oder auch **normalisierte Exponentialfunktion** nimmt als

Argument einen k -dimensionalen Vektor \mathbf{z} von reellen Zahlen und gibt uns wiederum den gleichen Vektor zurück, wo alle Werte auf den Bereich $[0,1]$ normalisiert wurden.

Sei $j = 1, 2, \dots, K$:

$$\sigma(\mathbf{z})_j = \frac{e^{\mathbf{z}_j}}{\sum_{k=1}^K e^{\mathbf{z}_k}}$$

Abbildung 2.4.: Definition der Softmax Funktion

Aufmerksame Leser fragen sich vielleicht warum man keine einfache Normalisierung vornimmt. Wenn man als Trainingsfunktion bei Backpropagation den logistischen Fehler (**logistic-loss**) oder **cross entropy loss** benutzt, kürzt sich das e sehr schön weg und bietet sich daher an.

2.2.2. Verbindung mit genetischen Algorithmen

Wenn wir nun zum trainieren von ANNs genetische Algorithmen benutzen wollen, müssten wir das Netz als Liste von Gewichten kodieren, aus denen es besteht. Ein Beispiel dafür bietet der **GENITOR**[16] Algorithmus. Dabei werden die einzelnen Gewichte der Kreuzung und einer speziellen Mutation ausgesetzt die von der Varianz der Gesamtpopulation abhängt.

Ein weiterer Ansatz ist **SANE**[16], der einzelne Neuronen für die *Hidden Ebene* entwickelt und daraus ein Netz generiert. Dadurch wurde die Mobility-Strategie für das Spiel Othello wiederentdeckt.

Leider benutzen neuronale Netze heutzutage je nach Anwendungsgebiet immer aufwendigere Strukturen die extrem viele Gewichte besitzen. Eine naive genetische Suche in so einem hochdimensionalen Zustandsraum dauert zu lange und deshalb gibt es Techniken die uns erlauben zielsicherer und effizienter den Raum aller Möglichkeiten zu durchsuchen.

2.3. Diskrete Kosinus Transformation

Eine dieser Techniken ist die Nutzung der diskreten Kosinustransformation, die zur Familie der Fouriertransformationen gehört. Eine **Fouriertransformation** spaltet ein Signal in beliebig viele trigonometrische Funktionen, wie Sinus oder Kosinus. Über die Summe dieser Funktionen kann jede mögliche Ausprägung von Daten beschrieben werden.

Was uns die Fouriertransformation dadurch liefert ist ein diskretes Frequenzspektrum, das in Form von Koeffizienten für die Kosinusfunktionen die Datenpunkte reproduzierbar macht. Dabei wird pro Datenpunkt ein einzelner Koeffizient benutzt. Es gibt für diese Transformation eine Inverse, die uns erlaubt alle Datenpunkte basierend auf den Koeffizienten wieder zurück zu gewinnen.

Wenn wir aber einen Großteil der Koeffizienten nicht benutzen und versuchen trotzdem die Datenpunkte zu erstellen, kriegen wir lediglich eine Annäherung. Diese ist aber meistens

2. Definitionen

gut genug, dass wir keinen Unterschied merken. Diese Kompressionsmethode ist vielfach gebraucht in der Kodierung vom JPEG oder MPEG. Eine ausführlichere Erklärung findet sich im Ursprungspaper für die Anwendung in der Neuroevolution[17].

2.3.1. Kodierung des Suchraums

Im Grund generieren wir 20 zufällige Zahlen, die die Frequenzen darstellen, benutzen die inverse Kosinustransformation zur Erstellung von dem Ausgangsgraphen und sampeln sehr viele Gewichte raus. Da diese zueinander räumliche korelliert sind ist die Annahme dass Gewichte in einem KNN ähnliche Eigenschaften haben in [17] bewiesen worden.

2.4. Cooperative Synapsen Neuroevolution - CoSyNE

“CoSyNE wurde vom Prof.Dr.Schmidhuber an der ETH Zürich entwickelt und hat damit sehr viele anderen Algorithmen in den Schatten gestellt”

“Methodik, ist wie GA bloß mit einer Aktion mehr die statt spielbare ‘Policies’, nur im Koeffizientraum entwickle”

“Dies erlaubt eine (zitat) Kooperative Entwicklung von Koeffizienten für die nachfolgenden Inv.DCT”

“Kein Crossover, geringe Mutation”

“Beispiele vom Erfolg”

2.4.1. Permutation

“Wir transponieren, shuffeln und transponieren zurück”

2.5. Cross Entropy

“Cross Entropy ist eine andere Möglichkeit um die Individuen darzustellen, anstatt von Zahlen, hab ich nun pro Coeffizient eine Normalverteilung habe mit Mean und STD”
(cite boer07)

2.5.1. Normalverteilung

“Was ist eine Normalverteilung”

“Wie programmiere ich eine Normalverteilung selber, Box-Muller, Randomness, Haskell-code Beispiel”

3. Umsetzung in RoboCup2D

RoboCup ist ein Fußball Simulator, der seine Anfänge in 1993 in Japan, Tokyo gefunden hat. Eine Gruppe von Forschern, inklusive Minoru Asada, Yasuo Kuniyoshi und Hiroaki Kitano, haben als einen Wettbewerb unter dem Namen **Robot J-League** gestartet. Der Name stammt von einer professionellen japanischen Fußball Liga.

Nach einem Monat haben sie jedoch weltweit überwältigendes Feedback bekommen und haben die Initiative als internationales Projekt weitergeführt, daher kam die Umbenennung zur **Robot World Cup Initiative**, kurz RoboCup.

Die RoboCup Initiative hat betreibt derzeit sechs große Wettbewerbe, die sich jeweils wieder in Ligen und Subligen aufteilen lassen. Darunter fällt **RoboCup Soccer**, **RoboCup Rescue**, **RoboCup Junior**, **RoboCup Logistics**, **RoboCup @ Work** und **RoboCup @ Home**. Unsere Implementierung fällt in die Subliga **2D Soccer Simulation**, in der es darum geht in einer zweidimensionalen Welt zwei Fußballmannschaften gegeneinander antreten zu lassen.

Die Aufgabe die wir angehen gehört zu einem Fragement von RoboCup2D, genannt **Half Field Offense**.

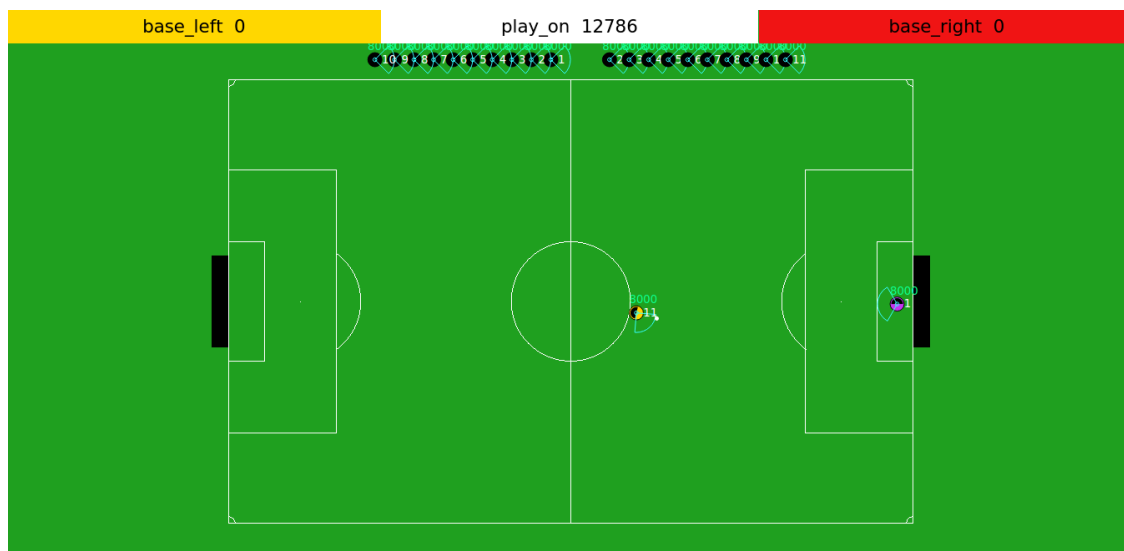


Abbildung 3.1.: Screenshot von dem gesamten Spielfeld von RoboCup2D

3.1. Half Field Offense

Die Domäne Half Field Offense grenzt das Spielfeld auf eine Hälfte ein, sodass wir 4 Angreifer und 3 Verteidiger + Torwart haben. Diese Einschränkung vereinfacht den Such- und Zustandsraum immens und erlaubt potenziell eine Wiederverwendbarkeit der Agenten, wenn eine vollständige Mannschaft aufgebaut wird.

In unserer Implementierung haben wir lediglich ein 1v1 Szenario, also ein Angreifer gegen ein Torwart. Diese sieht jedoch explizit eine nahtlose Skalierung auf ein 4vs4 Szenario vor, sodass weitere Parametrisierung ohne viel Aufwand ausprobiert werden können.

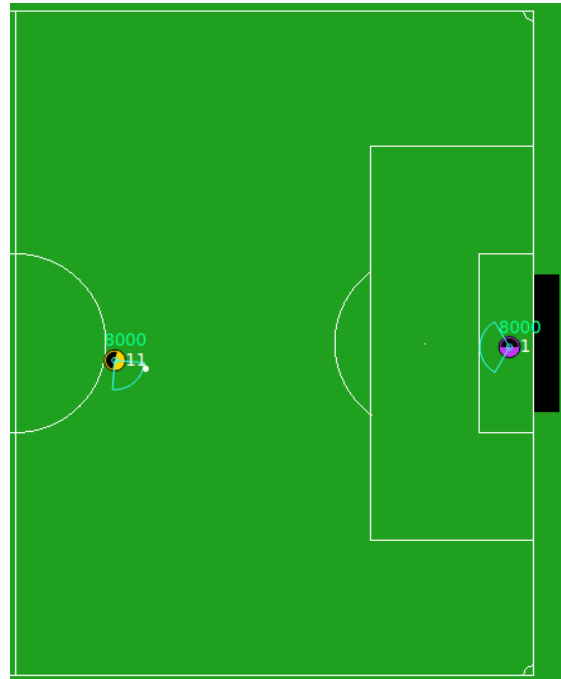


Abbildung 3.2.: Screenshot von dem Spielfeld für den Subtask HFO

Im Folgenden wird die Domäne samt Zustandsraum und Aktionen erklärt, sowie ihre Einschränkungen für die Anwendung von Machine Learning Algorithmen.

3.1.1. Zustandsraum

Der Zustandsraum der HFO Domäne kann in den **High Level State** und den **Low Level State** aufgeteilt werden. Der Unterschied ist lediglich in der Dimensionalität, da man aus dem Low Level State den High Level State ableiten kann. Die Zustandsräume werden durch folgende Formeln aufgespannt:

Sei T die Anzahl der Teammitglieder, O die Anzahl der Gegner:

$$\text{High Level State} := 10 + 6T + 3O$$

$$\text{Low Level State} := 58 + 8T + 8O$$

In unserem 1v1 High Level Setting haben wir damit 13 Zustandsparameter. Vier von diesen Parametern gehören zu dem Torwart, aber da seine Position implizit durch andere Ausprägungen gegeben ist, werden sie nicht beachtet. Redundante Information würde den Suchraum unnötig aufblähen und die Suche verlängern. Folgende 9 Zustände wurden bereitgestellt:

Zustandsbeschreibung	Wertebereich	Kontinuierlich	Boole'sch
x Koordinaten	$[-1, +1]$	X	
y Koordinaten	$[-1, +1]$	X	
Sichtrichtung	$[-1, +1]$	X	
Nähe zum Ball	$[-1, +1]$	X	
Winkel zum Ball	$[-1, +1]$	X	
Kann eine Ballaktion ausgeführt werden	$[-1, +1]$		X
Winkel zum Mittelpunkt des Tors	$[-1, +1]$	X	
Größte offene Winkel zwischen Torwart und Torpfosten	$[-1, +1]$	X	

Tabelle 3.1.: Zustandsraum von HFO 1vs1

(Muss hier eine Erklärung wie der Zustand kodiert war hin, also Normalisierung der Winkel?

Wäre dann eigentlich abschreiben ab 15.1.1 von <https://github.com/LARG/HFO/blob/master/doc/manual.pdf>)

3.1.2. Aktionsraum

Es gibt 8 parametrisierte und 6 nicht parametrisierte Aktionen. Wir haben die Algorithmen über 5 der 6 Aktionen ohne zusätzlichen Argumente trainiert. Die Aktion *CATCH* ist für Angreifer illegal und wurde deshalb weggelassen. Die folgende Aufzählung beschreibt alle Aktionen: (Genauere Erklärung von benutzen Aktionen kommt noch)

Parametrisierte

- Dash(power, degrees)
- Turn(degrees)
- Tackle(degrees)
- Kick(power, degrees)
- Kick_To(x-coords, y-coords, speed)
- Move_To(x-coords, y-coords)
- Dribble_To(x-coords, y-coords)

Nicht parametrisierte

- Move
- Shoot
- Dribble
- Intercept
- Catch
- No-Op

3. Umsetzung in RoboCup2D

Jedes Spiel hatte eine maximale Zeit die in Frames aufgeteilt war und jeder Agent wird zu jedem Frame gefragt ob er eine neue Aktion ausführen will. Wenn ein Timeout von einem festen Zeitabstand kommt, wird pauschal die No-Op Aktion ausgeführt.

3.1.3. Einschränkungen

Diese Domäne hat viele Einschränkungen wenn man sie mit herkömmlichen Machine Learning Tasks vergleicht (*Vergleich Moonrover, Roboterarm etc.*). Zum einen erlaubt sie uns wegen der Implementierung nicht in die Zukunft zu propagieren und zu schauen wie gut eine Entscheidung ist. Wir haben eine Simulation die erst nachdem ein Spiel fertig ist ein Fitnesssignal sendet und wir daraufhin abzuleiten müssen ob die lange Aktionsketten die wir ausgeführt haben uns zum Erfolg führten. Diese Eigenschaft nennt sich **sparse Fitness** und findet sich in Beispielen wie (*Zitat*)

(Simulation based learning)

(Kontinuierlicher Zustandsraum, hohe Abstraktion)

3.2. Implementierung der Algorithmen

Der ausführliche Aufbau der Algorithmen wird näher im Appendix erklärt, hier schauen wir uns die Parametrisierung grobe Funktionsweise an. Die Simulation kann in die folgenden drei Teile unterteilt werden.

Simulationsserver

Der Simulationsserver ist in C++ geschrieben und wurde 1-zu-1 aus [cite HFO] übernommen. Er wird durch Flags beim Starten parametrisiert.

Agenten

Die Agenten sind in Python geschrieben und stellen eine Erweiterung von einem der Beispielskripte dar [cite HFO]. Diese Prozesse werden auch mit eigenen Kommandozeilenparametern aufgerufen.

Koordinator

Der Koordinator ist für die Umsetzung des GAs und den jeweiligen Kodierungen zuständig, startet den Server und die Agenten Skripte und überwacht die Simulation. Er ist, wie alle folgenden Codebeispiele, in Haskell geschrieben.

Simulation

Jedes Team hat pro Generation 25 Spiele gespielt und die gesamte Simulation bestand aus insgesamt 375000 Spielen. Die Episodenzeit wurde auf 500 Echtzeitsekunden beschränkt, da ansonsten die simulierte Zeit pro Spiel nicht praktikabel war.

Für alle Simulationen galten die folgenden Rahmenbedingungen:

Generationen	300
Populationsgröße	50
Teamepisoden	25
Episodenzeit	500s
Ball nicht berührt	50s
α	0.25
β	0.10

3.2.1. Wahrscheinlichkeitsverteilung von Aktionen

Der erste Algorithmus hat als Kodierung der Individuen eine diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung über 5 Aktionen benutzt. Wenn der Agent gestartet wurde samplet er jeden Zeitschritt ohne Wissen über jeglichen Zustand aus dieser Verteilung raus.

Kodierung

Sei das Set von allen Aktionen $X := \{\text{Move, Shoot, Dribble, Intercept, No-Op}\}$, $P(x)$ die Wahrscheinlichkeit dass x eintritt, dann gilt:

$$\forall x \in X : P(x) \geq 0 \quad \wedge \quad \sum_{x \in X} P(x) = 1$$

Abbildung 3.3.: Kodierung der Aktionen als Wahrscheinlichkeitsverteilung

Kreuzung

Die Kreuzung wurde auf zwei verschiedenen Arten umgesetzt, wobei sie im Vergleich an der vollständige Simulation weder neueartige Lösungen entwickelt haben, noch die Konvergenzzeit beeinflusst wurde.

Generator

Die erste Methode kam aus der Idee wie man mit einer absehbaren Laufzeit eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über n Aktionen erstellt. Dafür werden $n - 1$ zufällige Zahlen erstellt, als Liste verpackt, sortiert und jeweils eine 0 von vorne und eine 100 am Ende angehängt.

```
> let n = 5
> take (n-1) <$> getRandomRs (0,100)
[87, 15, 55, 38]
> sort it
[15, 38, 55, 87]
> 0 : it ++ [100]
[0, 15, 38, 55, 87, 100]
```

Anschließend wird diese Liste dupliziert und um ein Element nach rechts verschoben und paarweise voneinander abgezogen.

3. Umsetzung in RoboCup2D

```
> let l1 = [0, 15, 38, 55, 87, 100]
> drop 1 l1
[15,38,55,87,100]
> let l2 = it
> {-
  [15, 38, 55, 87, 100]
- [ 0, 15, 38, 55, 87, 100]
= [15, 23, 17, 32, 13]
-}
> zipWith (-) l2 l1
[15, 23, 17, 32, 13]
> sum it
100
```

Damit haben wir eine Wahrscheinlichkeitsverteilung über 5 Aktionen und können uns sicher sein dass sie aufsummiert immer 100 ergibt. Die Kreuzung von zwei solcher Individuen wurde mit den jeweiligen Listen umgesetzt, aus denen sie generiert wurden. Dafür wurde elementweise der Durchschnitt berechnet und daraus entsteht dann eine neue Generatorliste aus der sich die Verteilung berechnen lässt.

```
> let individualA = [0, 15, 38, 55, 87, 100]
> let individualB = [0, 7, 22, 35, 51, 100]
> zipWith (\x y -> (x + y) 'div' 2) individualA individualB
[0, 11, 30, 45, 69, 100]
```

Normalisierung

Die zweite Methode hat beide Verteilungen genommen, die Wahrscheinlichkeiten für jeweiligen Aktionen addiert und folgendermaßen normalisiert.

Seien \mathcal{A}, \mathcal{B} die diskreten Wahrscheinlichkeitsverteilungen, $l = |\mathcal{A}|$:

$$\mathcal{C} := \left\{ \frac{(a_i + b_i)}{l} \mid a_i \in \mathcal{A}, b_i \in \mathcal{B} \right\}$$

dann ist \mathcal{C} ist ihre Verknüpfung.

Abbildung 3.4.: Normalisierung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen

Mutation

Die Mutation wurde auch mit jeweils dem Generator sowie Normalisierung umgesetzt. Im Kern ist jedoch die Funktion die das δ benutzt und es mit zufälligen Vorzeichen in die Anzahl der Aktionen aufgeteilt. Man kann sich das δ als Veränderungsfaktor vorstellen, je höher er ist, umso unterschiedlicher wird die Wahrscheinlichkeitsverteilung.

```
> let delta = 20
> splitDelta delta 5
[-4, +4, +4, -4, -4]

> let delta = 100
> splitDelta delta 4
[-25, +25, +25, -25]
```

Generator

Wir erstellen teilen das δ in $n - 1$ Teile auf, fügen eine 0 von vorne und 100 von hinten hinzu und verknüpfen es analog wie in der Kreuzung mit dem Ausgangsgenerator. Diesmal müssen wir jedoch die Zahlen per Hand auf den Bereich von 0 – 100 begrenzen.

```
> let delta = 100
> splitDelta delta 4
[-25, +25, +25, -25]
> let mutGen = 0 : it ++ [100]
> let child = [0, 14, 31, 49, 75, 100]
> {-
  [0, -25, +25, +25, -25, 100]
+ [0, 14, 31, 49, 75, 100]
= [0, -11, 56, 74, 50, 200]
min 0
  [0, 0, 56, 74, 50, 200]
max 100
  [0, 0, 56, 74, 50, 100]
sort
  [0, 0, 50, 56, 74, 100]
-}
> sort $ zipWith (((max 0 . min 100) .) . (+)) child mutGen
[0,0,50,56,74,100]
```

Aus diesem Generator kann wieder eine Wahrscheinlichkeitsverteilung erstellt werden.

Normalisierung

Bei der Lösung mit der Normalisierung generieren wir uns wieder die Liste aus dem δ , summieren sie elementweise mit der Verteilung, überprüfen ob die Grenzen von $[0, 100]$ überschritten wurden und normalisieren sie wie in der Kreuzung.

```
> let delta = 50
> splitDelta delta 5
[-10, +10, +10, -10, -10]
> let mutGen = it
> let child = [15, 8, 34, 21, 22]
> zipWith (((max 0 . min 100) .) . (+)) child mutGen
[5,18,44,11,12]
> normalizeDist it
[5,20,48,12,15]
```

Damit bekommen wir wieder eine veränderte diskrete Verteilung zurück.

3. Umsetzung in RoboCup2D

3.2.2. Cross Entropy mit DCT

“Parametrisierung”

3.2.3. Neuroevolution mit DCT

“Parametrisierung”

3.2.4. CoSyNE mit DCT

“Parametrisierung”

3.3. Resultate

Im folgenden Teil beschreiben wir die Resultate und versuchen diese zu begründen. Durchschnittlich hat eine Trainingsphase mit 300 Generationen, Population der Größe 50 und 25 Episoden pro Team 30 Stunden gedauert. Der Suchraum für die Neuroevolution wurde von 916 Gewichten auf 20 Koeffizienten reduziert, welches der Kompressionsrate 1:45 entspricht. Die Simulationen wurden auf einem Laptop mit einem Intel i5 mit 2.9GHz und 4GB Arbeitsspeicher ausgeführt.

Nachdem wir pro Algorithmus die besten 5 Individuen ermitteln, lassen wir sie jeweils 10000 Spiele spielen, um die erfasste Fitness auf ihre Stabilität zu testen.

Sei $F_{Entwicklung}$ die entwickelte Fitness und F_{Test} die neu getestete Fitness. Die Stabilität wird danach gemessen wie gering die Abweichung von F_{Test} zu $F_{Entwicklung}$ ist. Je kleiner die Abweichung, umso stabiler und sicherer spielt das Individuum.

$$\text{Abweichung} = \frac{F_{Entwicklung} - F_{Test}}{F_{Entwicklung}}$$

3.3.1. 1v1

Unser Lernziel für die HFO Domäne war einen offensiven Spieler zu trainieren der gegen einen vom Server gesteuerten Torwart so gut es geht Tore schießt. Das haben wir mit vier in Kapitel 2 angesprochenen Algorithmen getestet und stellen die Resultate vor.

Wahrscheinlichkeitsverteilung

Die Wahrscheinlichkeitsverteilung war der erste naive Ansatz um zu überprüfen ob die Domäne bereits durch eine einfache Kodierung lösbar ist. Leider ging die Varianz in der Population nach der 10 Generation gegen 0 und die Verteilung sah folgendermaßen aus:

Aktionen	P(Aktion)
Move	22%
Dribble	22%
Intercept	22%
No-Op	22%
Shoot	2%

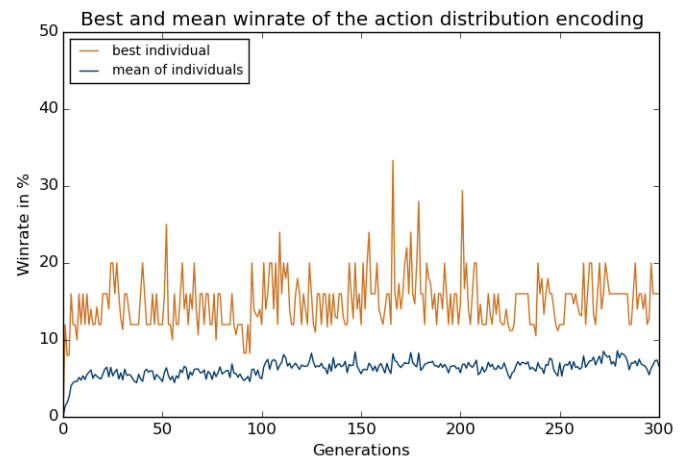


Abbildung 3.5.: Fitness Graph für die Wahrscheinlichkeitsverteilung

Die gesamte Population ist zu dem Ergebnis konvergiert, dass jede Aktion gleich wahrscheinlich ist, bis auf *Shoot*. Die Schussaktion hat wahrscheinlich zu oft zu einem Schuss ins Aus geführt, was sofort das Spiel als zu Gunsten des Torwarts beendet.

Die maximale erreichte Fitness beträgt 33% und schwankt im Bereich von [15, 25] mit ein paar Ausreißern. Leider stellt sich heraus dass die besten drei Werte Ausreißer waren und keinesfalls die durchschnittliche Gewinnwahrscheinlichkeit darstellen.

	Trained Fitness	Tested Fitness	Error
Nr.1	33.33%	5.26%	82.22%
Nr.2	29.41%	8.87%	70.52%
Nr.3	28.00%	6.06%	78.36%
Nr.4	25.00%	2.18%	91.28%
Nr.5	24.00%	6.42%	73.25%
Mean	27.95%	5.72%	79.53%

Tabelle 3.2.: Stabilität der besten 5 Wahrscheinlichkeitsverteilungs Individuen

Die durchschnittliche Gewinnwahrscheinlichkeit liegt bei 5.72% und wenn man den Spieler beobachtet kann man sich beim besten Willen nicht erklären, wie er überhaupt schafft Tore zu schießen, da er meistens versucht ins Tor zu laufen während ihm der Ball abgenommen wird. Es ist aber auch nicht verwunderlich, da der Spieler weder weiß wo der Torwart ist, ob er den Ball hat, noch wo er sich auf dem Spielfeld befindet.

([Link zum Video](#))

Cross Entropy

Die Cross Entropy Methode hat sehr interessante Ergebnisse produziert, da sie durchschnittlich eine 4% bessere Fitness hat, die Stabilität jedoch um 3% schlechter ist, als wie die Wahrscheinlichkeitsverteilung.

Sie ist nach ungefähr 50 Generationen konvergiert und die maximale erreichte Fitness beträgt 32% und schwankt im Bereich von [15, 30].

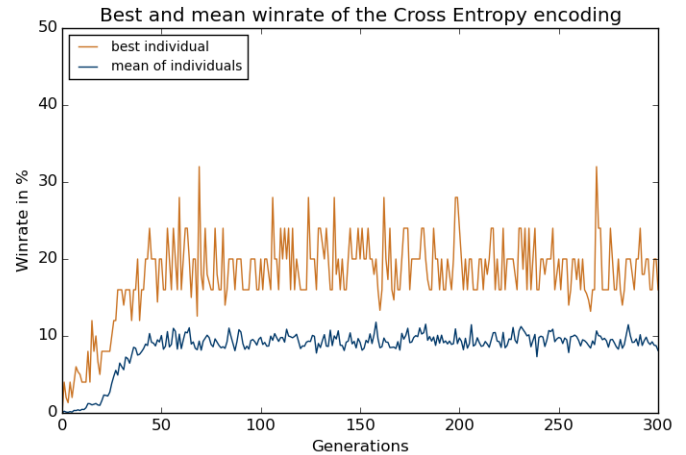


Abbildung 3.6.: Fitness Graph für Cross Entropy

	Trained Fitness	Tested Fitness	Error
Nr.1	32.00%	7.26%	77.31%
Nr.2	32.00%	7.46%	76.69%
Nr.3	28.00%	7.37%	73.68%
Nr.4	28.00%	7.27%	74.04%
Nr.5	28.00%	3.46%	87.64%
Mean	29.60%	6.56%	77.87%

Tabelle 3.3.: Stabilität der besten 5 Cross Entropy Individuen

Von den Werten sieht man kaum einen Unterschied zu der Wahrscheinlichkeitsverteilung, aber in der Simulation merkt man ein extrem aggressives Verhalten vom Spieler. Der Agent schießt den Ball sehr oft und versucht bereits nachdem er die Mitte des Spielfeldes überquert hat ein Tor zu schießen, unabhängig davon ob er in einer guten Position ist. Das führt natürlich wieder dazu dass er öfter ins Aus schießt, ist aber wesentlich interessanter anzuschauen, da er von Spiel zu Spiel unberechenbar ist.

(Link zum Video)

Neuroevolution

Der Ansatz die Gewichte naiv als DCT Koeffizienten darzustellen führe zu den besten Ergebnissen. Das stärkste Individuum hat knapp jedes zweite Spiel gewonnen und ist mehr als 3-mal stabiler als die Cross-Entropy Lösung. Die Fitness hat sich nach ungefähr 150 Generationen im Bereich von [30, 45] eingependelt.

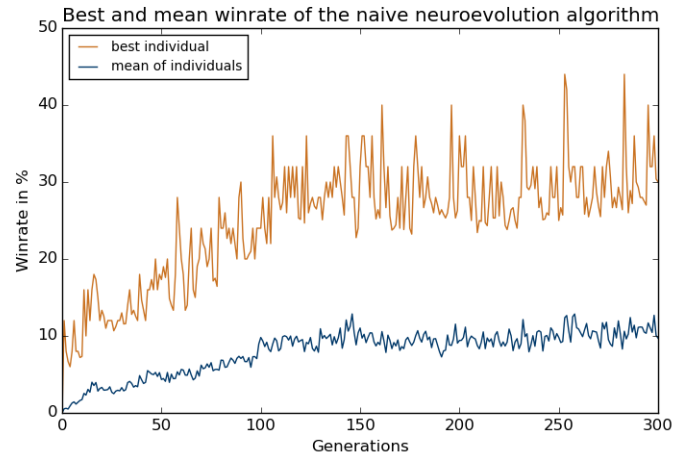


Abbildung 3.7.: Fitness Graph für Cross Entropy

	Trained Fitness	Tested Fitness	Error
Nr.1	44.00%	19.04%	56.72%
Nr.2	44.00%	20.18%	54.14%
Nr.3	42.00%	20.07%	52.21%
Nr.4	40.00%	20.10%	49.75%
Nr.5	40.00%	21.28%	46.80%
Mean	42.00%	20.13%	51.93%

Tabelle 3.4.: Stabilität der besten 5 Neurevolution Individuen

Die stabile Fitness ist bei knapp 20% und damit gewinnen diese Individuen durchschnittliche jedes fünfte Spiel. Die Spielweise von diesem Ansatz könnte man *geplant* erklären, da der Spieler oft zum Tor rennt, kurz vor dem Strafraum stehen bleibt und von Ecke zu Ecke pendelt bis er den Torwart etwas aus dem Tor gelockt hat um ein Tor zu schießen. Wenn er mal verliert, ist es weil er sofort zum Beginn des Spieles sich ins Aus schießt, oder zu nah am Tor ist, sodass ihm der Ball abgenommen wird.

(*Link zum Video*)

CoSyNE

Der CoSyNE Algorithmus ist in der durchschnittlichen Fitness knapp 5% hinter der Neuroevolution, hat dafür aber ganze 15% in der Stabilität verloren. Aus der Natur von dem CoSyNE gab es selbst bei der 300 Generation noch extrem unterschiedliche Individuen und eine Konvergenz war nicht zu erkennen.

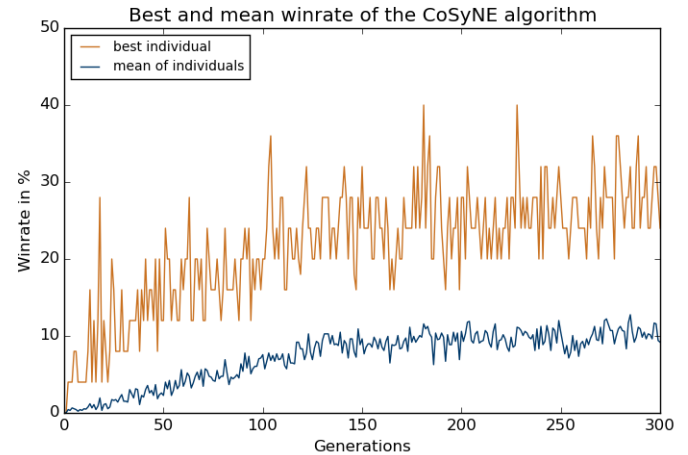


Abbildung 3.8.: Fitness Graph für Cross Entropy

	Trained Fitness	Tested Fitness	Error
Nr.1	40.00%	14.21%	64.47%
Nr.2	40.00%	14.22%	64.45%
Nr.3	36.00%	12.68%	64.48%
Nr.4	36.00%	15.42%	57.16%
Nr.5	36.00%	5.75%	84.02%
Mean	37.60%	12.45%	66.98%

Tabelle 3.5.: Stabilität der besten 5 Neurevolution Individuen

Die beste Individuen haben lediglich nur knapp 12% ihrer Spiele gewonnen und man kann eine ähnliche Taktik wie die Neuroevolution Agenten erraten, nur wesentlich schlechter umgesetzt. Es passiert häufig, dass der Agent kurz vor dem Strafraum stehen bleibt und sich für eine sehr lange Zeit nicht bewegt. Da der Torwart nicht zu weit von dem Tor rausgeht, befinden sie sich im Deadlock bis der Agent versucht ein Tor zu schießen. Das Schießen am Anfang des Spiels tritt hier auf gehäuft auf.

(Link zum Video)

3.3.2. Vergleich

Im Vergleich zwischen allen Algorithmen sieht das Ranking folgendermaßen aus:

Algorithmus	E(Trained Fitness)	E(Tested Fitness)	E(Error)
Neuroevolution	42.00%	20.13%	51.93%
CoSyNE	37.60%	12.45%	66.98%
Cross-Entropy	29.60%	6.56%	77.87%
Wahrscheinlichkeitsverteilung	24.60%	6.15%	74.88%

Tabelle 3.6.: Alle Algorithmen gegenübergestellt

Neuroevolution gewinnt eindeutig in allen getesteten Merkmalen und hat während den Aufnahmen den raffiniertesten Eindruck gemacht. Wir sehen pauschale Aggressivität wie bei Cross-Entropy zwar interessante Züge macht, jedoch nicht tauglich ist für den Einsatz auf dem echten Spielfeld.

Sicherheit und die *Planung* machen auf lange Sicht viel mehr Sinn und sollten verstärkt werden. Der CoSyNE Algorithmus unterstützt diese Art von Entwicklung in dieser Dimensionalität schlechter als die naive Suche über alle Parameter. Es ist zu überprüfen ob diese Aussage für gleichzeitiges Lernen in einem 2v1 Setting übereinstimmt.

(Link zur Best-Of-Compilation Video)

4. Diskussion

“Im Folgenden bespreche ich die Nützlichkeit der Ergebnisse”

4.1. Anwendungsmöglichkeiten

“Wenn starke Einschränkungen bestehen sind, waren diese Algorithmen zielführend”

4.2. Coevolutionärer Aspekt

“Die Annahmen für Netze zu treffen ist interessant gewesen, hat anscheinend auch für 30k Gewichte geklappt, sollte man später zum checken”

4.3. Ausblick

“Im Folgenden gebe ich meinen Senf zu den Parametrisierungen an und wenn die Welt perfekt wäre, was ich dann machen würde”

4.3.1. Genetische Algorithmen

“Hab nicht an den Parameteren gespielt”

4.3.2. Aufbau des neuronalen Netzes

“Hab nicht verschiedene Netze ausprobiert”

4.3.3. Cross Entropy

“Hab die naivste Implementierung genommen, könnte viel viel besser werden, wenn man Grips reinsteckt”

4.3.4. Aktionsraum

“Hätte bessere Aktionen definieren können, die schlauere Spielzüge erlauben, da ich die Vermutung habe dass die jetzigen ein Hardcap an Qualität bieten”

4.3.5. Multi-Agenten Systeme

“Hatte noch keine Möglichkeit in diese Domäne ausführlich zu testen”

4.4. Verwandte Felder

“Folgende Reads sind nice”

4. Diskussion

4.4.1. Implementierung für OpenAI Gym

“Update für OpenAI Gym, meine Implementierung wird folgen”

“Keine Multi-Agenten Setting möglich, dsw ist meine Arbeit nicht umsonst gewesen”

4.4.2. Bestärkendes Lernen - Black Box RL

“Wenn man die Netze als Policy betrachtet ist meine Arbeit eine Anwendung im Reinforcement Learning Bereich gewesen”

4.4.3. Convolutional neuronale Netze und CoSyNE

“Warum ist die Annahme für homogene Netzstrukturen besser für Convolutional Networks”

“Evtl ist CoSyNE dort richtig geil”

Roboterarm

“Bilder, Graphen und Parametrisierung zeigen + Link + Zitat”

Rennspiel

“Bilder, Graphen und Parametrisierung zeigen + Link + Zitat”

A. Appendix

“Da der Fokus sehr stark auf dem Machine Learning Bereich lag, aber die Domäne viele Tücken hatte und die Implementierung einen Großteil der Zeit in Anspruch genommen hat, wird es hier behandelt”

A.1. Architektur

“Die Architektur des gesamten Projektes wurde in Haskell geplant, da ich mit externen und unsicheren Implementierungen arbeite”

“Automatische Docs, weil ich gute Kommentare schreibe” “Hat geholfen Fehler schneller zu finden und Codereuse ist super geil gewesen”

“Bild von der Kommunikation zeichnen”

A.1.1. Haskell Server

“Module”

“Typklassen sind geil”

“Globale Config ist nice”

“Automatische Serialisierung mit Aeson”

A.1.2. Python Agent

“Module”

“CMD Parser”

“Keras”

A.1.3. Kommunikation

“Haskell <-> Python: JSON ist von Python nativ als Dict unterstützt” “Python <-> Server: FFI Python to C++ (HFO) + (Zitat)”

A.1.4. Parallelisierungsmöglichkeiten

“Bottleneck ist die Kommunikation über JSON-Files”

A.2. Statistik

“Für Cross Entropy hab ich Varianz und STD mit Seed gebraucht, für MonadRandom gabs keine Implementierung, dsw hab ich eine eigne gemacht”

A.2.1. Lineares Laufzeit und Speicherkomplexität für Evaluation

“Folds sind supernice, minimale Erklärung, Links zu Gabriels Blog, Vorzeigen von Effizienz”

A.2.2. Stabile Varianzfunktion

“Catastrophic Cancellation, erste Lösung, zweite Lösung von Gabriel mit E-Mail Austausch”

A.3. Problematiken

“Server ist scheiße, nicht besonders gut dokumentiert”

A.3.1. HFO Server

“Erfolgreicher Durchlauf ist abhängig vom Computer, bzw. von der Leistung”

“Undefinierte Lags zwischen Step 2k-8k”

“Bedienung vom Visualizer ist nicht richtig erklärt”

“Visualizer produziert nicht benutzbare logs, nur das erste Spiel ist ‘abspielbar’, rest ist korrupt ”

“Einloggen von Spielern nimmt sehr viel Zeit in Kauf, dafür muss ein Austausch von Policies on-the-fly passieren”

“Visualizer bricht bei 24k Steps ab, aber ohne ihn funktioniert die Simulation nicht, laggt nur rum”

“Es gibt keine Zeitangaben wie lange ein Agent nicht aktiv sein darf, wenn er keine Entscheidung abgibt wird er ignoriert, dieser Fall sollte behandelt werden für kompetative Benutzung”

A.3.2. HFO Python Library

“Kodierung von Zuständen in denen sich der Agent befindet gibt ein Hexdump zurück, man muss per Hand die ENUMS herausfinden und hardcoden”

Literaturverzeichnis

- [1] J. Schmidhuber, “Deep learning in neural networks: An overview.” <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0893608014002135>, October 2014.
- [2] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, “Imagenet classification with deep convolutional neural networks.” <http://papers.nips.cc/paper/4824-imagenet-classification-with-deep-convolutional-neural-networks.pdf>, 2012.
- [3] A. H. David Silver, “Mastering the game of go with deep neural networks and tree search.” <http://airesearch.com/wp-content/uploads/2016/01/deepmind-mastering-go.pdf>, 2016.
- [4] S. D. Aaron van den Oord, “Wavenet: A generative model for raw audio.” <https://arxiv.org/pdf/1609.03499.pdf>, 2016.
- [5] P. M. Matthew Hausknecht, “Half field offense: An environment for multiagent learning and ad hoc teamwork.” <http://www.cs.utexas.edu/~pstone/Papers/bib2html-links/ALA16-hausknecht.pdf>, 2016.
- [6] D. R. B. David Beasley, “An overview of genetic algorithms: Part 1, fundamentals.” <http://www.geocities.ws/francorbusetti/gabeasley1.pdf>, 1993.
- [7] Wikipedia, “Gazelle — Wikipedia, the free encyclopedia.” <https://en.wikipedia.org/wiki/Gazelle>, 2016. [Online; accessed 12-Nov-2016].
- [8] A. Bradford, “Gazelle: Facts and pictures.” <http://www.livescience.com/27545-fun-facts-about-gazelles.html>, 2014. [Online; accessed 12-Nov-2016].
- [9] D. Whiteley, “Applying genetic algorithms to neural network problems: A preliminary report,” 1988.
- [10] R. M. David E. Moriarty, “Game playing othello neuro-evolution marker-based encoding.” <http://dx.doi.org/10.1080/09540099509696191>, 1995.
- [11] S. Herculano-Houzel, “The remarkable, yet not extraordinary, human brain as a scaled-up primate brain and its associated cost,” *Proc Natl Acad Sci USA*, 2012.
- [12] K.-l. Hsu, H. V. Gupta, and S. Sorooshian, “Artificial neural network modeling of the rainfall-runoff process,” *Water Resources Research*, vol. 31, no. 10, pp. 2517–2530, 1995.
- [13] J. S. Sepp Hochreiter, “Long short term memory.” http://deeplearning.cs.cmu.edu/pdfs/Hochreiter97_lstm.pdf, 1997.
- [14] A. G. Jürgen Schmidhuber, “Framewise phoneme classification with bidirectional lstm and other neural network architectures,” *IJCNN*, 2005.
- [15] Hecht-Nielsen, “Theory of the backpropagation neural network.” <http://ieeexplore.ieee.org/document/118638/>, 1989.

- [16] D. E. Moriarty, A. C. Schultz, and J. J. Grefenstette, “Evolutionary algorithms for reinforcement learning,” *J. Artif. Intell. Res. (JAIR)*, vol. 11, pp. 241–276, 1999.
- [17] J. S. Jan Koutník, Faustino Gomez, “Evolving neural networks in compressed weight space,” *GECCO '10*, 2010.