

ShroomNET

Neuronale Netze spezialisiert auf die Bestimmung von Pilzarten

Maturarbeit von Jan Obermeier

G15E | NKSA | 2018

Betreuende Lehrperson: Dr. Nicolas Ruh

Abstrakt

Diese Maturarbeit beschäftigt sich mit der Entwicklung und Optimierung eines Neuronalen Netzes für die Bestimmung von Pilzarten. Ziel der Arbeit ist es, die Umsetzbarkeit eines solchen Neuronalen Netzes zu prüfen. Zur Vereinfachung beschränkt sich die Erkennung vorerst auf die 20 häufigsten Pilzarten der Nordwestschweiz.

Im Theorieteil der Dokumentation soll ein grundlegendes Verständnis für *Neuronale Netze* und *Deep Learning* vermittelt werden, um die darauf folgende Dokumentation der Umsetzung nachvollziehbar gestalten zu können.

Bei der Umsetzung des Algorithmus werden verschiedene Techniken und Vorgehensweisen für den Aufbau und das Training des Neuronalen Netzes in Betracht gezogen, um eine möglichst akkurate Bestimmung der Pilzart ermöglichen zu können. Dabei werden verschiedene Netzwerkarchitekturen wie auch Datenaufbereitungsmethoden gegeneinander abgewägt und auf deren spezifische Vor- und Nachteile untersucht.

In einer Zusammenfassung soll schliesslich über die Anwendbarkeit, Zuverlässigkeit und Erweiterbarkeit des Algorithmus diskutiert werden.

Vorwort

Für *künstliche neuronale Netze* hatte ich schon immer eine gewisse Faszination. Ein im Grunde genommen statischer Code modelliert organisches Verhalten: Er kann lernen und sich dadurch verbessern. Und wie wir auch nicht genau wissen, wie unser Gehirn funktioniert, so wissen wir es auch nicht von den *neuronalen Netzen* — sie *sind* gewissermassen ein "elektronisches Hirn". Weiss man aber dieses "elektronische Hirn" zu belehren und einzusetzen, so eröffnen sich grenzenlose Möglichkeiten.

Codezeilen haben mich schon lange begleitet; die ersten Schritte machte ich mit meinem Vater: Variablen definieren, Werte daraus berechnen, erste Schleifen. Mit der Mittelschule und dem *incom*-Kurs kamen Objekte, die Steuerung von grafischen Elementen und Game-Loops hinzu. Nebenbei hielt ich mich mit der aktuellen Technik auf dem Laufenden, welche aber zu viel mehr imstande war: Bilder und Sprache erkennen, später lernten sie auch, den Menschen in den komplexesten Brettspielen[1] und Computerspielen[2] zu schlagen. Weiter erschienen absurde Reden von Staatsoberhäuptern, bei denen das Auge nicht mehr von echt oder gefälscht unterscheiden konnte [3]. Diese und weitere Möglichkeiten, aber auch die Genialität dieser Algorithmen haben mein Interesse an den *künstlichen neuronalen Netzen* geweckt, jedoch fehlten mir damals die Programmiergrundlagen, um ein solches Projekt umzusetzen. Mit der ersten grösseren Arbeit "EvoSim"[4] habe ich meine bisherigen Programmierkenntnisse festigen und erweitern können. Zudem habe ich mich in das Themengebiet der sogenannten *genetischen Algorithmen* begeben; eine rein durch Zufall und Selektion vorangetriebene Methode des *maschinellen Lernens*. Mit der Maturarbeit will ich somit einen Schritt weiter gehen und den Einstieg in die komplexere Welt der *künstlichen neuronalen Netze*, den "elektronischen Hirnen", machen.

Die Anwendung von *künstlichen neuronalen Netzen* kann sehr vielfältig sein; enorm stark vertreten sind sie im Bereich der Bilderkennung. Da viele bekannte Problemstellungen wie Gesichts- und Handschrifterkennung schon zu genüge behandelt worden sind, habe ich mich auf den Impuls von Dr. Nicolas Ruh auf ein für mich eher exotischeres Anwendungsgebiet eingelassen: die Erkennung von Pilzarten. Es ist bekannt, dass die zuverlässige Bestimmung von Pilzen langjährige Expertise voraussetzt, da sich Arten zum Teil nur anhand von wenigen Details auseinanderhalten lassen. Liesse sich dieser Prozess zu einem gewissen Teil von *neuronalen Netzen* übernehmen, so könnte man diese "Expertise" für jedermann mit einem Mobiltelefon in der Tasche zugänglich und nutzbar machen.

Daraus entstand der konkrete Plan, einen auf *künstlichen neuronalen Netzen* basierenden Algorithmus zu entwickeln, welcher für die Pilzartenbestimmung ausgelegt

ist — daher auch der Name *ShroomNET*. Der Erkennungsalgorithmus soll der zentrale Punkt dieser Arbeit sein, wobei der Fokus auf die Entwicklung und Optimierung gelegt wird.

Während den Recherchen für diese Arbeit fanden wir ein Team von Studenten der Universität Helsinki, welches für ihr Projekt namens "Deep Shrooms"[5] ein ähnliches Konzept hatten. Jedoch war das Projekt leider erfolglos, weswegen ich in dieser Arbeit die selbe Hürde umso mehr zu nehmen versuchen will.

Inhaltsverzeichnis

| | | |
|----------|--|-----------|
| 1 | Einführung | 6 |
| 1.1 | <i>KNNs</i> und <i>DL</i> | 7 |
| 1.2 | Zielsetzung | 7 |
| 1.2.1 | Datenbeschaffung & Datenaufbereitung | 7 |
| 1.2.2 | Entwicklung & Optimierung | 7 |
| 1.2.3 | Theorie | 8 |
| 2 | Theoretische Grundlagen | 9 |
| | Literatur | 10 |

1 Einführung

Wer als Programmierer oder Informatik-Interessierter behaupten will, er habe noch nie von *Deep Learning* gehört zu haben, muss unter einem Stein gelebt haben. Durch *Deep Learning* haben die *künstlichen neuronalen Netze* in den letzten Jahren ein Comeback erlebt und haben es auch schon einige Male in die Schlagzeilen geschafft:

”*Googles AlphaGo KI*¹ schlägt
Go-Weltmeister Lee Sedol 4-1”[6]

Das chinesische Brettspiel *Go* basiert auf ganz simplen Regeln: Schwarze bzw. weisse Spielsteine werden abwechselungsweise auf ein 19x19 Felder grosses Spielfeld gesetzt. Das Ziel des Spiels ist es, den Gegner einzukreisen und zu erobern [7]. Trotz den simplen Regeln gibt es fast unzählige Möglichkeiten: Insgesamt lassen sich die Steine in rund 10^{170} verschiedenen Arten anordnen. Ein kurzer Magnitudenvergleich: Schach hat etwa 10^{47} verschiedene Anordnungsmöglichkeiten [8], das beobachtbare Universum hat 10^{80} Atome [9].

Diese schiere Anzahl an Möglichkeiten machten *Go* bei KI-Programmierern sehr hoch angesehen, denn im Gegensatz zu Schach können nicht alle relevanten Züge in absehbarer Zeit vorausberechnet werden². Trainierte *Go*-Spieler können das auch nicht, dafür verlassen sie sich auf ihre Erfahrung und auf ihre Intuition, etwas, was Computern nur schwierig beizubringen ist. Und doch passierte es im März 2016: Der *Go*-Weltmeister Lee Sedol wurde geschlagen — von der *KI AlphaGo* [1].

AlphaGo unterscheidet sich grundlegend von konventionellen Spiele-KIs, weswegen es auch in *Go* gegen Lee Sedol antreten konnte. *AlphaGo* basiert auf dem Algorithmus namens *Deep Learning* (kurz *DL*). Diese Algorithmen sind in der Lage, aus Beispielen Muster zu erkennen, zu lernen und sich selber dadurch zu verbessern. Durch die Analyse von zahlreichen von Menschen gespielten Partien lernte *AlphaGo* die Grundlagen und Grundstrategien des Spiels. Daraufhin liess man den Algorithmus einige Tausend Male gegen sich selber spielen, wodurch sich *AlphaGo* sukzessive verbesserte und fortgeschrittenere Strategien entwickelte, sodass der Algorithmus schliesslich in der Lage war, gegen die besten *Go*-Spieler der Welt anzutreten.

¹Künstliche Intelligenz: Modellierung/Nachahmung von ”intelligentem” Verhalten durch Rechner, z.B. Schachcomputer, Übersetzungs-Tools oder Text-/Spracherkennung

²vgl. *Deep Blue*: Erster Schachcomputer (entwickelt von IBM), welcher 1997 den damaligen Weltmeister G. Kasparov geschlagen hat. *Deep Blue* verwendete eine *Brute-Force-Methode* (Ausprobieren aller Möglichkeiten), weswegen ein Entwickler sogar die ”Intelligenz” hinter der *KI Deep Blue* bestritt[10].

Deep Learning (*DL*) gehört dem Überbegriff "künstliche neuronale Netze" (kurz *KNNs*) an. *KNNs* sind im Grunde genommen der Versuch der Informatik, den Aufbau und die Funktionsweise eines biologischen Gehirns zu modellieren und nachzuahmen, wobei *DL* eine Weiterentwicklung dieses Grundprinzips ist. Wie ein biologisches Gehirn muss auch ein *KNN* lernen, man muss es *trainieren*. Mit dieser Lernfähigkeit werden die Anwendungsmöglichkeiten enorm vielseitig und komplex: In Spiele-KIs, Spam-Filtern und der Bildbearbeitung, aber auch in der Gesichtserkennung und der Krebsdiagnose finden sie heutzutage Verwendung.

1.1 Zielsetzung

Diese Arbeit behandelt die Entwicklung eines auf *KNNs* basierenden Algorithmus, welcher auf die Bestimmung von Pilzarten optimiert ist. Das Ziel der Arbeit ist es, durch Abwägung verschiedener Techniken und Vorgehensweisen einen möglichst zuverlässigen Bestimmungsalgorithmus für Pilzarten zu entwickeln. Als Grundlage für die Bestimmung dienen Fotografien von den zu bestimmenden Pilzen, sekundär können ggf. weitere Eigenschaften des Pilzes angegeben werden, welche in die Bestimmung einfließen.

Da es sich im Rahmen dieser Arbeit hauptsächlich um die Evaluierung der Umsetzbarkeit geht, wird die Anzahl der bestimmbaren Pilzarten auf die 20 häufigsten Sorten der Nordwestschweiz beschränkt. Des Weiteren werden aus den selben Gründen auf Anwendbarkeit und Benutzerfreundlichkeit des Algorithmus verzichtet.

1.1.1 Datenbeschaffung & Datenaufbereitung

Ein wichtiger Teil für *KNNs* ist die Beschaffung von vielen Trainingsdaten. Aus dem Kapitel *Datenbeschaffung & Datenaufbereitung* geht hervor, wie die Trainingsdaten beschaffen worden sind und bearbeitet worden sind, um sich als Eingangsdaten für ein *KNN* zu eignen. Die ergriffenen Massnahmen werden auf Auswirkungen auf den Trainingsprozess sowie der Genauigkeit der Pilzbestimmung untersucht.

1.1.2 Entwicklung & Optimierung

Bei der Umsetzung sollen verschiedene Methoden sowie Vorgehensweisen für den Aufbau eines *KNNs* genauer untersucht werden, um eine möglichst akkurate Bestimmung der Pilzart zu ermöglichen. Es werden verschiedene Netzwerkarchitekturen, aber auch andere Parameter wie Netzwerkgrösse und verschiedene Trainingsdaten auf Stärken und Schwächen untersucht, um eine möglichst optimale Kombination für die Erkennung von Pilzarten evaluieren zu können. Im Kapitel *Vorgehen* wird nachvollziehbar auf die Verfahren und Massnahmen eingegangen, welche zu einer wesentlichen Verbesserung des Ergebnisses beigetragen haben.

1.1.3 Theorie

Für das erleichterte Verständnis der Dokumentation soll das Kapitel *Grundlagen KNNs & DNNs* zudem einen Einblick in die Historie der verwendeten Algorithmen geben sowie die grundlegende Funktionsweise derer verständlich beschreiben.

2 Theoretische Grundlagen

Literatur

- [1] AlphaGo. <https://deepmind.com/research/alphago/>, 2017. Abgerufen am 30.07.2018.
- [2] Openai five. <https://blog.openai.com/openai-five/>, 2018. Abgerufen am 09.08.2018.
- [3] anonym. Deepfake. <https://www.deepfakes.club/>, 2017. Abgerufen am 09.08.2018.
- [4] Jan Obermeier Nils Schlatter. Evosim, 2018.
- [5] Jonas Harjunpää Teemu Koivisto, Tuomo Nieminen. Deep shrooms. <https://tuomonieminen.github.io/deep-shrooms/>, 2017. Abgerufen am 25.07.2018.
- [6] Steven Borowiec. Alphago seals 4-1 victory over go grandmaster lee sedol. <https://www.theguardian.com/technology/2016/mar/15/googles-alphago-seals-4-1-victory-over-grandmaster-lee-sedol>, 2016. Abgerufen am 09.08.2018.
- [7] British Go Association. Play go. <https://www.britgo.org/files/pubs/playgo.pdf>, 2014. Abgerufen am 30.07.2018.
- [8] Wikipedia. Shannon number. https://en.wikipedia.org/wiki/Shannon_number. Abgerufen am 30.07.2018.
- [9] Wikipedia. Oberservable universe. https://en.wikipedia.org/wiki/Observable_universe. Abgerufen am 30.07.2018.
- [10] Wikipedia. Deep blue. [https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_Blue_\(chess_computer\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_Blue_(chess_computer)). Abgerufen am 09.08.2018.