

Exposé zur Diplomarbeit

# **Lernen im komprimierten Raum**

Alexander Fabisch  
Matrikelnummer 2197753

Erstgutachter: Prof. Dr. Frank Kirchner  
Zweitgutachter:

Betreuer: Dr. Yohannes Kassahun

Universität Bremen  
Fachbereich 3

Bremen, 23. September 2011

## 1 Motivation

Das Multilayer Perceptron ist eine spezielle Form eines künstlichen neuronalen Netzes, bei dem Neuronen in verschiedenen Schichten angeordnet sind und ein Signal jeweils nur in eine Richtung durch alle Schichten geleitet werden kann. Es kann zur Klassifikation und Regression eingesetzt werden. Insbesondere kann es als Funktionsapproximator zur Lösung von Aufgaben aus dem Bereich des Reinforcement Learning eingesetzt werden.

Das Lernen von komplexen Aufgaben mittels eines Multilayer Perceptrons dauert sehr lange, da durch die hohe Anzahl von Eingabekomponenten die Anzahl der zu optimierenden Gewichte sehr groß wird und der Suchraum somit ebenfalls. Deshalb soll in dieser Diplomarbeit ein Verfahren entwickelt werden, bei dem die Gewichte in einer komprimierten Form repräsentiert werden, sodass der Suchraum eine geringere Dimension hat. Jedem Neuron wird dabei eine gewichtete Summe von orthogonalen Funktionen - ähnlich einer Fourier-Transformation - zugeordnet. Die Gewichte der Funktionen stellen die Parameter dar, die optimiert werden sollen.

Koutník, Gomez und Schmidhuber haben in [2] ein Verfahren vorgestellt, das die Gewichte eines vollständig verbundenen rekurrenten neuronalen Netzes zunächst durch eine diskrete Kosinustransformation komprimiert und dann durch den Optimierungsalgorithmus Cooperative Synapse Neuroevolution das neuronale Netz optimiert. Das Verfahren ist nicht auf vollständig verbundene rekurrente neuronale Netze beschränkt, da andere Netze, wie zum Beispiel Feedforward-Netze, Spezialfälle dieses Typs darstellen. Allerdings kann für Feedforward-Netze in vielen Fällen, zum Beispiel beim überwachten Lernen, eine Ableitung berechnet werden, die die Anwendung schnellerer Optimierer ermöglicht.

## 2 Ziele

Das Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung einer Erweiterung des Multilayer Perceptrons um die erwähnte komprimierte Gewichtsrepräsentation und die Herleitung eines angepassten Backpropagation-Verfahrens und einer exakten Hesse-Matrix.

Zur Evaluierung dieser Methode soll das entwickelte Lernverfahren in verschiedenen Domänen getestet werden. Dies ist zum einen die Analyse von EEG-Daten, wo überwachtes Lernen benötigt wird. Das Lernverfahren soll auf das „data set II“ der BCI competition III<sup>1</sup> angewendet werden. Zum anderen soll das Verfahren auf verschiedene Probleme des Reinforcement Learning angewendet werden. Dies sollen Probleme mit diskretem Aktions- und kontinuierlichem Zustandsraum und Probleme mit kontinuierlichem Aktions- und Zustandsraum sein. Das MLP wird dabei jeweils als Funktionsapproximator eingesetzt. Wenn der Aktionsraum diskret ist, soll dabei die Nutzenfunktion  $Q(s, a)$ , die den Nutzen einer Aktion  $a$  in einem Zustand  $s$  angibt, approximiert werden. Wenn der Aktionsraum ebenfalls kontinuierlich ist, wird das MLP eine Strategie  $\pi(s)$ , die einem Zustand  $s$  eine Aktion zuordnet, direkt lernen. In beiden Gebieten werden die ermittelten Ergebnisse möglichst mit denen anderer Veröffentlichungen verglichen.

---

<sup>1</sup>Verfügbar unter [1].

## 3 Aufgaben

### 1. Literaturrecherche

Zunächst müssen ähnliche oder konkurrierende Verfahren, wie beispielsweise [2], analysiert und verglichen werden. Geeignete Optimierungsverfahren müssen verglichen und ausgewählt werden. Danach müssen zum späteren Vergleich der Ergebnisse Auswertungen anderer Lösungen für die Reinforcement-Learning-Probleme und für die EEG-Daten-Analyse recherchiert werden.

### 2. Theoretische Grundlagen

Für Feedforward-Netze soll ein erweitertes Backpropagation-Verfahren entwickelt werden, das berücksichtigt, dass die Gewichte durch Summen von orthogonalen Funktionen dargestellt werden. Außerdem sollte die exakte Hesse-Matrix angegeben werden. Desweiteren sollen Ideen entwickelt werden, wie das erweiterte MLP inkrementell lernen kann, das heißt, dass es ohne die Trainingsdaten vergangener Sitzungen zur Verfügung zu haben, an neue, aber ähnliche Trainingsdaten angepasst werden kann.

### 3. Implementierung

Die Implementierung des zuvor theoretisch entwickelten Verfahrens erfolgt in C++. Alle Bestandteile werden dabei durch automatisierte Unit-Tests geprüft. Zunächst soll ein allgemeines Multilayer Perceptron entwickelt werden, das so konfiguriert werden kann, dass die Gewichte durch ein Modul generiert werden können. Ein neues Modul soll dann für jedes Neuron eine Gewichtsfunktion bereitstellen und die erste und zweite Ableitung der Fehlerfunktion nach den Parametern berechnen können. Es müssen verschiedene Optimierungs-Bibliotheken integriert werden oder gegebenenfalls die nicht frei verfügbaren Algorithmen implementiert werden. Es muss eine Testumgebung für die Reinforcement-Learning-Probleme und die EEG-Daten geschaffen werden, die eine einfache Auswertung ermöglicht.

### 4. Anwendung auf EEG-Daten-Analyse

Das Lernverfahren soll auf das data set II der BCI competition III, das unter [1] verfügbar ist, angewendet werden und mit anderen Ergebnissen verglichen werden. Insbesondere sollte auch geprüft werden, wie das Lernverfahren dabei inkrementell eingesetzt werden kann.

### 5. Anwendung auf RL-Probleme

Das Lernverfahren soll auf verschiedene Reinforcement-Learning-Probleme angewendet werden. Das sollte jeweils mindestens ein Probleme mit kontinuierlichem Zustands- und diskretem Aktionsraum sowie eines mit kontinuierlichem Zustands- und Aktionsraum sein. Zur Auswahl stehen zum Beispiel:

- Mountain Car Problem
- RoboCup Keepaway
- Pole Balancing
- Industrial Control Benchmark

Die Umgebungen müssen entweder implementiert werden oder es muss eine Anbindung an eine bestehende Software programmiert werden, um im Anschluss die Auswertung vornehmen zu können.

## 4 Zeitplan

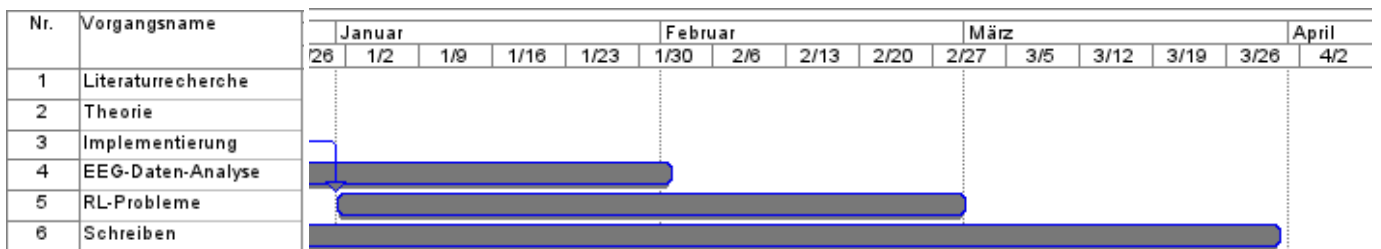
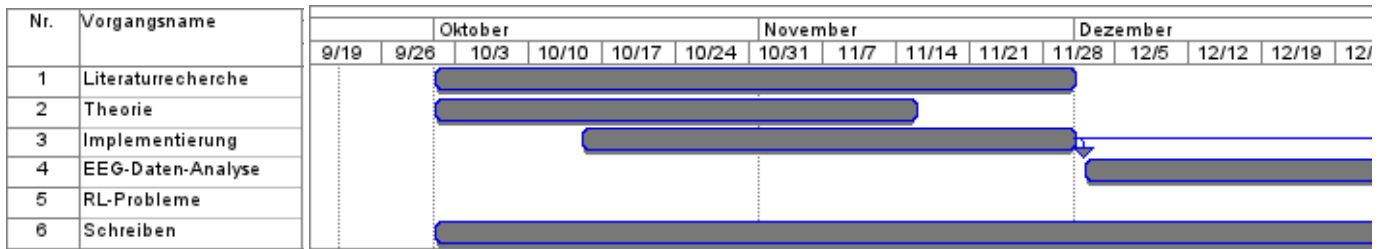


Abbildung 1: In diesem Gantt-Diagramm wird der Zeitplan für diese Diplomarbeit dargestellt. Neben den aus Abschnitt 3 dargestellten Aufgaben 1-5 ist hier der Vorgang Schreiben aufgeführt, der sich über die den gesamten Zeitraum erstrecken wird.

## Literatur

- [1] BLANKERTZ, Benjamin: *BCI Competition III Webpage*. 2005. – URL <http://www.bbci.de/competition/iii/>
- [2] KOUTNIK, Jan ; GOMEZ, Faustino J. ; SCHMIDHUBER, Jürgen: Evolving neural networks in compressed weight space. In: PELIKAN, Martin (Hrsg.) ; BRANKE, Jürgen (Hrsg.): *GECCO*, ACM, 2010, S. 619–626. – ISBN 978-1-4503-0072-5