Eine Anwendung des Reinforcement Learning zur Regelung dynamischer Systeme

Aktueller Status

Jonas Helmut Wilinski

Statusgespräch, Mittwoch 18. Juli 2018

Literaturphase

- Mehrere Paper & Fachliteratur gelesen und zusammengefasst
 - Bücher:
 - Stuart Russell, Peter Norvig Artificial Intelligence A Modern Approach (2010, Prentice Hall)
 - Raúl Rojas (auth.) Theorie der neuronalen Netze Eine systematische Einführung (1993, Springer-Verlag Berlin Heidelberg)
 - Steven H. Strogatz Nonlinear Dynamics and Chaos With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering (1994, Westview Press)
 - Wulfram Gerstner, Werner M. Kistler, Richard Naud, Liam Paninski Neuronal Dynamics From Single Neurons to Networks and Models of Cognition (2014, Cambridge University Press)
 - Fachartikel:
 - Lechner (et al) Worm-level control through search-based reinforcement learning
 - Lechner (et al) Neuronal Circuit Policies
 - SIM-CE An advanced Simulink platform for studying the brain of C. elegans
 - ...

J. Wilinski

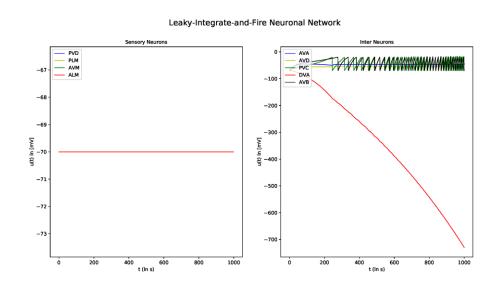
- Kurse:
 - Reinforcement Learning by David Silver (Google DeepMind UCL)

Implementierung des Leaky Integrate and Fire - Modells

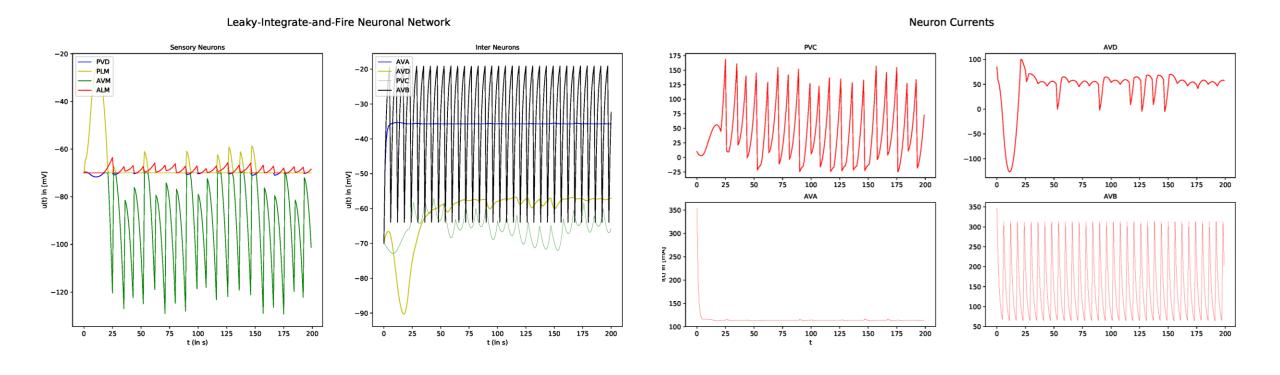
- Programmiersprache: Python
- Leaky Integrate and Fire Modell:
 - Lösung der Differentialgleichung durch nummerische Verfahren:
 - Euler-Verfahren
 - Runge-Kutta 2. & 4. Ordnung
 - Darstellung durch die Python-Library Matplotlib

Implementierung des Neuronalen Netzes

- Implementierung durch Nutzung von Transitionsmatrizen A, A_{Gap} , B, B_{Gap} , um die Verbindungen zwischen Neuronen darzustellen
- Parameter U_{leak} , w, σ , C_m , G_{leak} sind ebenfalls anhand der Transitionsmatrizen angeordnet
- Das compute-Modul berechnet durch die Modellgleichungen die Spannungen der Synapsen bzw. Gap-Junctions und folglich die Membranpotentiale der Neuronen
- Dadurch kommt es zu den fire-Ereignissen und die Motor-Neuronen werden angeregt



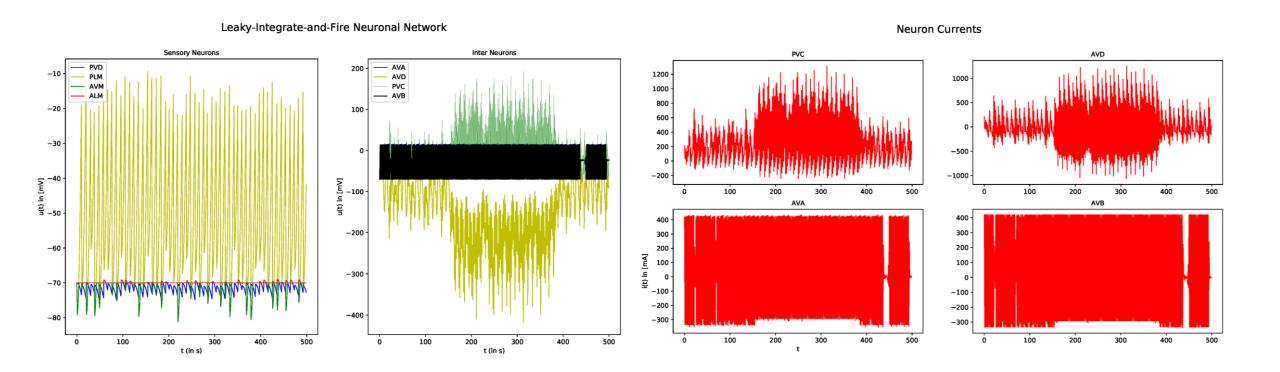
Implementierung des Neuronalen Netzes



Implementierung des Neuronalen Netzes mit symmetrischen Komponenten

- Aufgrund unsymmetrischen Verhalten der Neuronen wurde das bestehende neuronale Netz leicht verändert und symmetrisch aufgestellt
- Transitionsmatrizen A, A_{Gap} , B, B_{Gap} wurden entsprechend angepasst
- Parameter U_{leak} , w, σ , C_m , G_{leak} werden nun via Random Search erzeugt
- Eine Rückführung der Observation von Winkel φ des Pendels und Geschwindigkeit v des Carts in die Eingangsneuronen bildet das geschlossene Simulationsmodell
- Durch 10.000 Episoden werden mittels Reinforcement Learning die besten Parametermatrizen herausgefiltert

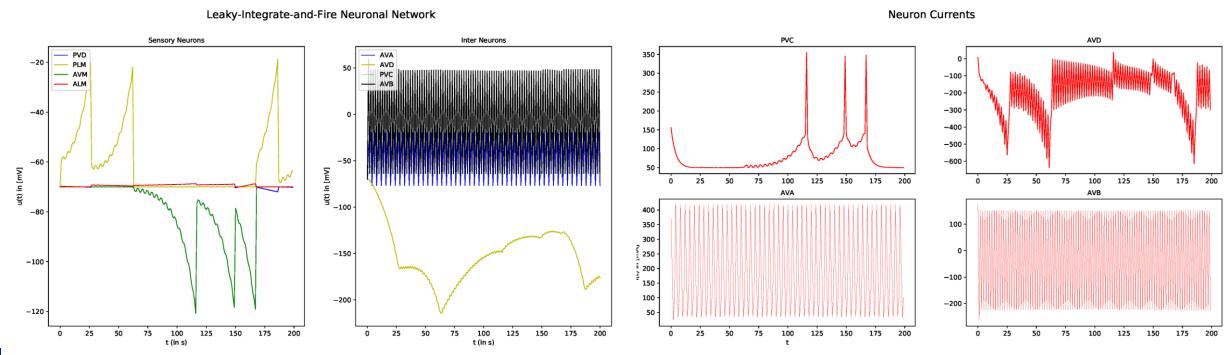
Implementierung des Neuronalen Netzes mit symmetrischen Komponenten



J. Wilinski

Implementierung des Neuronalen Netzes mit symmetrischen Komponenten

- Der bisher beste Parametersatz hat einen Score in der OpenAI Gym Library von 31/200
- Dieser Score ist nicht sehr gut—jedoch wurde er lediglich durch Random Search herausgefunden:



Geplante Schritte

Erweiterung der Lernmethode

- Durch RandomSearch werden zufällige Werte generiert es liegt kein tieferer Sinn hinter dieser Methode
- State of the Art Algorithmen nutzen verschiedene Methoden, um gezielter zu suchen bzw. zu lernen:
 - Gradiend-Based Methoden schauen nach der Tendenz der Parameter und suchen in eine gezielte Richtung
 - Genetische Algorithmen nutzen die gut verstandene Evolutionstheorie um Populationen zu bilden und diese durch Fit und Mutation in eine Richtung zu lernen
 - Kostenfuktionen
- Geplant ist, den RandomSearch Score mit diesen Algorithmen zu vergleichen und einen besseren Score zu erziehlen
 - Dies erfordert eine erweiterte und umfangreiche Programmierung in Python (da dieser Ansatz des Reinforcement Learning) keine Toolboxes hat



Lehrstuhl für Regelungstechnik Technische Fakultät der CAU Kiel



Programme und Code auf GitHub (JOnasW/BA)



Environment: OpenAl Gym (CartPole_v0)



Programmiersprache: Python 2.7 (Atom Editor)