

Zwischenpräsentation der Java-Gruppe

Neuronale Netze mit Neuroph

Markus Braun, Daniel Hammann, Dominik Messinger, Dominic Rausch | 17. Januar 2013

INSTITUT FÜR PROGRAMMSTRUKTUREN UND DATENORGANISATION (IPD), LEHRSTUHL FÜR PROGRAMMIERSYSTEME

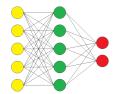


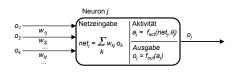
Neuronale Netze



Einleitung

- Bestehen aus Neuronen (Verarbeitungseinheiten)
- Gewichtete Eingabeverbindungen werden zusammenfasst (Propagierungsfunktion)
- Aktivierungsfunktion mit Schwellwert
- Aus Aktivierung folgt mittels Ausgabefunktion die Ausgabe



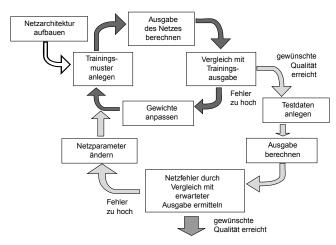


[Quelle: Lehr- und Übungsbuch künstliche Intelligenz; Lämmel, Cleve; 2012]



Neuronale Netze





[Quelle: Lehr- und Übungsbuch künstliche Intelligenz; Lämmel, Cleve; 2012]



Überblick



Was bisher geschah

- Einarbeitung in die Thematik der Neuronale Netze
- Testdaten beschaffen
- Code Analyse der Simulationsumgebung Neuroph
- Drei Parallelisierungsversuche
- Profiling (u.a. eigenes Evaluierungsframework)



Testdaten



Erste Versuche

- StockExchange Börsenvorhersage
- IrisScan Datensatz

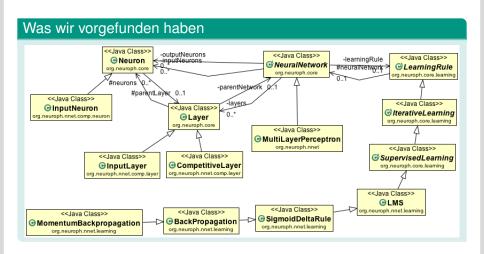
Teilchenkollision (Cern)

- 15k Datensätze
- Eingabe: 2853 Sensorwerte
- Ausgabe: Ist das Ereignis interessant oder nicht?



Code Analyse & Profiling

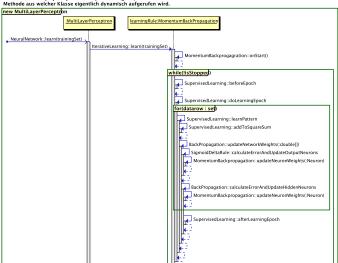




Code Analyse: Sequenzdiagramm



Dieses Diagram beschreibt den Ablauf eines 'learn' Aufrufes auf einen Multilayerperceptron. Die Syntax :: zeigt an, die Methode aus welcher Klasse einentlich dynamisch aufgerufen wird





Code Analyse & Profiling



Profiling

Methoden mit höchster akkumulierter Rechenzeit:

- Connection.getInput()
- Connection.getWeightedInput()
- → Zeit korreliert mit Anzahl der *Connections* und Anzahl der Lern-Iterationen



Parallelisierungsansätze



- Layer-Partitionierung
- Batch Learning Parallelisierung
- Clonebased Parallelisierung



Layer-Partitionierung



- Ansatz:
 - Parallel Auswertung innerhalb partitionierter Neuronenschichten
- Evaluation:
 - Zu feingranular, Concurrency-Overhead überwiegt erhoffte Zeitersparnis



Batch Learning Parallelisierung



- Batch Learning
 - Summieren der Deltas (pro Verbindung)
 - Aktualisieren erst nach einer Epoche
- Ablauf:
 - Aufteilen der Lerndaten
 - Jeder Thread summiert Deltas
 - Aktualisieren der Gewichte
- Klone des NN notwendig



Batch Learning Parallelisierung

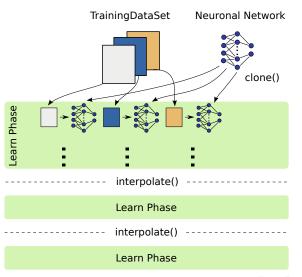


- NN klonen (tiefe Kopie)
- 2 Daten aufteilen
- parallel: Jeder Thread lernt seine Daten
- parallel: Gewichte der Klone in das Hautp-NN mergen (und in die Klone)
- Barrieren
- Fehlerberechnung
- Fehler < x ? Fertig : Goto 3</p>



Clonebased Parallelisierung







Clonebased Parallelisierung



- ANN wird nach der Erzeugung "geklont"
- Ein Klon pro Thread
- Unterschiedliche Interpolationsfunktionen
- Weitere Parameter
 - Synchronisationsintervall
 - Maximale Anzahl von Iterationen
- Andere Ergebnisgewichte als bei sequentiellem Lernen
- Wrapper f
 ür ein neuronales Netz



Evaluationsframework



Score

wird bestimmt durch

- Fehler (auf Testdaten)
- Laufzeit

Vorgehen

- Permutation der Daten
- Aufteilung in Trainings- und Testdaten
- foreach ILearner L do
 - Lerne Trainingsdaten und messe Ausführungszeiten
 - Berechne Fehler auf Testdaten
- Wiederhole ab 1 bis gewünschte Anzahl an Läufen erreicht

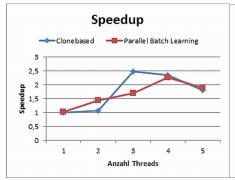


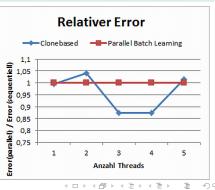
Aktuelle Evaluationswerte



Experiment-Konfiguration

- 5000 Datenreihen aus CERN-Satz, 1:1 Trainings-/Testdaten
- Intel Core2Quad Q6600, 4 Kerne à 2,4GHz, 8GB RAM
- JDK 7





Whats next?



Fahrplan

- Vollständige Evaluierung der Ansätze
- lacktriangle Experimentieren mit unterschiedlichen Konfigurationsparametern ightarrow Auswirkungen auf Speedup und Error

