# Generierung von Schachkommentaren mittels maschinellem Lernen

Max Semdner

Frankfurt University of Applied Sciences

31. Januar 2023

#### Table of Contents

- 1 Überblick
  - Schach und KI
  - Forschungsfrage
  - Aufbau
- 2 Schach Engine
  - Anforderungen
  - Brett Darstellung
  - Zugsuche und Positionsbewertung
  - Zusammenfassung
- 3 Schachkommentator
  - Encoder-Decoder Modell
  - Generationsmodelle
- 4 Fazit

# 1 Überblick

### Schach und KI

- Eines der am längsten erforschten Teilgebiete der KI
- Häufig Forschung in Bezug auf Schach Engines
  - ► Ziel ist die Optimierung der Spielstärke eines Schachprogramms
  - ► Spielstärke von Engines liegt weit über der von Menschen
- Professionelle Schachspieler oder Kommentatoren werden benötigt um Absicht hinter Zügen zu verstehen
- Problem: Züge werden nicht immer richtig verstanden

# Forschungsfrage

Wie kann maschinelles Lernen genutzt werden, um Kommentare zu Schachpartien zu generieren?

#### Aufbau

- Der Prozess der Kommentarerzeugung wird in zwei Teile aufgeteilt
  - ► Bereitstellung von Informationen (Schach Engine)
    - ► Computerverständliche Schachbrettdarstellung
    - Zugsuche
    - Positionsbewertung
  - ► Generierung von Kommentaren (Virtueller Schachkommentator)
    - ► Festlegen was man übersetzen möchte
    - Architektur zur Erzeugung von Schachkommentaren

# 2 Schach Engine

# Anforderungen

- Jede Schach Engine muss bestimmte Anforderungen erfüllen
  - ► Darstellung des Schachbretts
  - ► Suche nach den möglichen Spielzügen
  - ► Bewertung der Position

# **Brett Darstellung**

- Brett und Figuren müssen in eine Computer verständliche Form gebracht werden
- Eine Möglichkeit der Darstellung sind Bitboards
- Jedes Feld wird dargestellt und kann entweder den Wert 0 oder 1 enthalten
  - ▶ 0 = Keine Figur auf Feld, 1 = Figur auf Feld
- Für jeden Figurtyp (6), Figurfarbe (2) und für Rochaden (4) werden Bitboards erstellt
  - ► 16 Bitboards insgesamt

# **Brett Darstellung**

- Mögliche Implementierung durch 8 × 8 Arrays
- Züge können mit Hilfe von logischen Operationen berechnet werden
- Vorteil: Können als Input für neuronale Netze verwendet werden können

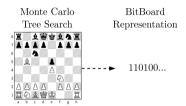
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	1	0	0	0
0	0	1	1	0	0	0	0
1	1	0	0	0	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0

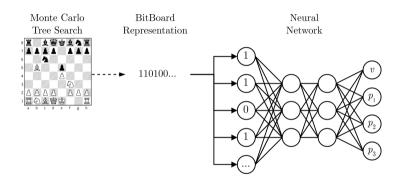


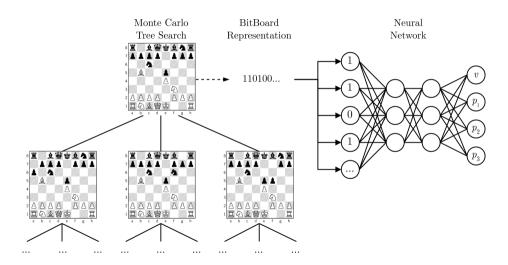
- Schach ist bislang ungelöst
- Suche nach dem besten Zug und Bewertung auf der Grundlage von Rechenfertigkeiten und Programmierung
- Um den besten Zug zu finden, muss die Engine zwei Aufgaben erfüllen
  - ► Legale. möglichen Züge in aktuellen und folgenden Positionen finden (Zugsuche)
  - Positionen bewerten
- Bekannte Implementierungen: MiniMax/Alpha-Beta Pruning und handgeschriebene Evaluationsfunktion

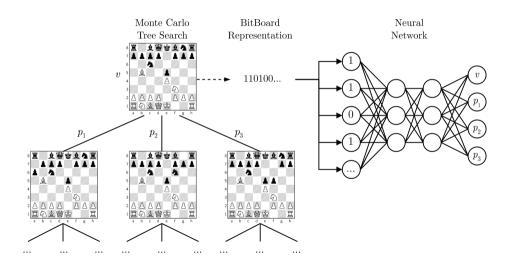
11 / 27

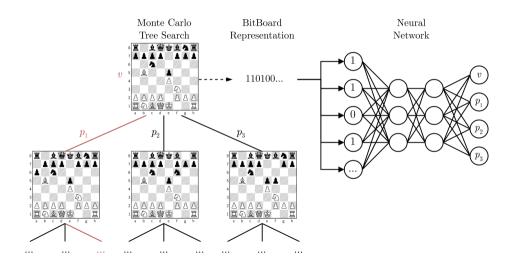
- Neue Implementierungen: Monte Carlo tree search (MCTS) und Neuronales Netzwerk
  - ► Ansatz mittels maschinellem Lernen
- Neuronales Netzwerk zum bewerten einer Position
- MCTS zum suchen von Zügen
- Pfad mit der besten Gesamtbewertung wird gespielt







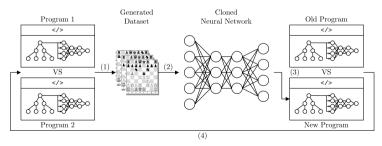




- Das Neuronale Netzwerk muss trainiert werden, um eine zuverlässige Ausgabe zu erzeugen
- Daten für das Training werden durch Selbstspiel generiert
- Zu Beginn existiert ein Programm mit Spielregeln, ein untrainiertes neuronales Netz und der MCTS-Algorithmus

14 / 27

- 1. Programm spielt gegen sich selbst und zeichnet jedes Spiel auf
  - ▶ Jede Partie bekommt verloren (-1), unentschieden (0) oder gewonnen (+1) zugerodnet
- 2. Neuronales Netzwerk wird geklont und die Parameter werden angepasst
- 3. Das neue Programm, spielt gegen das alte Programm
- 4. Das Programm, das gewinnt, wird ausgewählt und es beginnt wieder bei 1.



# Zusammenfassung

- Von der Schachengine bereitgestellte Informationen:
  - ► Brettdarstellung (Bitboards)
  - ► Positionsbewertung (*v*)
  - ► Zugwahrscheinlichkeiten (p)
  - Zugpfade

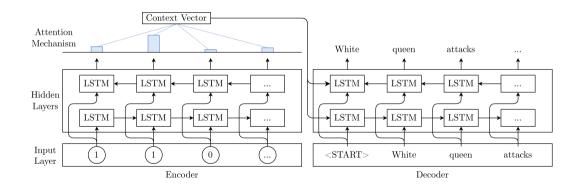
# 3 Schachkommentator

- Schachkommentator nimmt Informationen und übersetzt sie in Kommentare
- Bereich: Sequence-to-sequence processing
  - ► Abbildung einer Eingabe auf eine Ausgabe
- Architektur: Encoder-Decoder Model
  - ► Basierend auf bidirektionalen Long Short-Term Memory (LSTM)

- LSTMs sind eine spezielle Art von Rekurrenten Neuronalen Netzwerken
- RNNs sind Neuronale Netzwerke zur Verarbeitung von Datenfolgen
  - ► Outputs werden mit neuen Inputs an das Netzwerk gegeben
  - ► Zustand des Netzes repräsentiert Neuronen zu einem bestimmten Zeitpunkt
  - ► Netzwerk kann sich an laufende Muster erinnern und auf diese reagieren
- Bidirektionale RNNs (Bi-RNN) sind eine Erweiterung von RNNs
  - ► Berücksichtigen sowohl die vorherigen als auch die nachfolgenden Eingabedaten
- LSTMs sind spezielle Neuronen
  - Bei langen Sequenzen werden die Informationen aus der Vergangenheit nicht korrekt berücksichtigt
  - ▶ LSTMs lösen das Problem

19 / 27

- Encoder-Decoder Modell benutzt Bi-LSTMs
  - ▶ in der maschinellen Übersetzung verwendet
- Besteht aus zwei Teilen: Encoder, Decoder
  - ► Encoder erhält Eingabe von Engine und wandelt diese in andere Darstellung um
  - ▶ Decoder verwendet diese Darstellung und erstellt entsprechende Kommentare
- Aufmerksamkeitsmechanismus wird verwendet, um auf wichtige Teile der Sequenz zu konzentrieren



- Es muss definiert werden, welche Kategorien von Kommentaren generiert werden sollen
  - Beschreibung
  - ► Qualität
  - Vergleich
  - Planung
  - ► Kontext



- Einzelner Kommentator nicht aus
- Für jede Kategorie ein Kommentator in Form von Encoder-Decoder Modell (sog. Generationsmodelle)
- Generationsmodelle unterscheiden sich im Training
  - ▶ Unterschiedliche Merkmale und Anzahl an Zügen werden berücksichtigt

 $\blacksquare$  Zug m, Position b

24 / 27

- $\blacksquare$  Zug m, Position b
- Beschreibung:  $f_{Decoder}(f_{SME}(b_0, m_0)) \rightarrow C_{Beschreibung}$

- $\blacksquare$  Zug m, Position b
- Beschreibung:  $f_{Decoder}(f_{SME}(b_0, m_0)) \rightarrow C_{Beschreibung}$
- Qualität:  $f_{Decoder}(f_{Encoder}(b_0, b_1, v_1 v_0)) \rightarrow C_{Qualitt}$

- $\blacksquare$  Zug m, Position b
- Beschreibung:  $f_{Decoder}(f_{SME}(b_0, m_0)) \rightarrow C_{Beschreibung}$
- Qualität:  $f_{Decoder}(f_{Encoder}(b_0, b_1, v_1 v_0)) \rightarrow C_{Qualitt}$
- Vergleich:  $f_{Decoder}(f_{MME}(b_1, m_0, b_2, m_1)) \rightarrow C_{Vergleich}$

- $\blacksquare$  Zug m, Position b
- Beschreibung:  $f_{Decoder}(f_{SME}(b_0, m_0)) \rightarrow C_{Beschreibung}$
- Qualität:  $f_{Decoder}(f_{Encoder}(b_0, b_1, v_1 v_0)) \rightarrow C_{Qualitt}$
- Vergleich:  $f_{Decoder}(f_{MME}(b_1, m_0, b_2, m_1)) \rightarrow C_{Vergleich}$
- Planung:  $f_{Decoder}(f_{MME}((b_2, m_1), (b_3, m_2), (b_4, m_3), ...)) \rightarrow C_{Planung}$

- $\blacksquare$  Zug m, Position b
- Beschreibung:  $f_{Decoder}(f_{SME}(b_0, m_0)) \rightarrow C_{Beschreibung}$
- Qualität:  $f_{Decoder}(f_{Encoder}(b_0, b_1, v_1 v_0)) \rightarrow C_{Qualitt}$
- Vergleich:  $f_{Decoder}(f_{MME}(b_1, m_0, b_2, m_1)) \rightarrow C_{Vergleich}$
- Planung:  $f_{Decoder}(f_{MME}((b_2, m_1), (b_3, m_2), (b_4, m_3), ...)) \rightarrow C_{Planung}$
- Kontext:  $f_{Decoder}(f_{MME}((b_1, m_0), (b_2, m_1), (b_3, m_2), (b_4, m_3), ...)) \rightarrow C_{Kontext}$

4 Fazit

#### **Fazit**

- Forschungsfrage zur Generiung von Kommentaren konnte beantwortet werden
- Problem: Kommentare noch keine Alternative zum Menschen
- Bildet Basis für weitere Forschung

## Ende

Vielen Dank für eure Aufmerksamkeit!