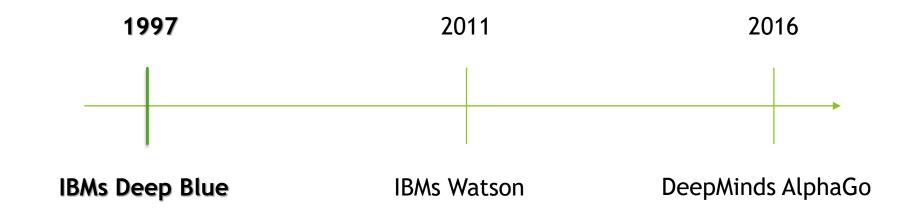
# Beating Humans in complex Boardgames

Seminar "Neueste Trends in Big Data Analytics" - Universität Hamburg Eike Nils Knopp - 18.12.2017

## Inhalt

- Historie
  - ► IBMs Deep Blue
  - ► IBMs Watson
  - DeepMinds AlphaGO
- Warum ist AlphaGo so besonders?
- Hauptteil
  - ► Traditioneller Ansatz für Spiele-Als
  - Funktionsweise Deep Blue
  - Unterschiede Schach und Go
  - Funktionsweise Alpha Go
- Ausblick
  - Wie kann das neue Wissen genutzt werden

# Historie

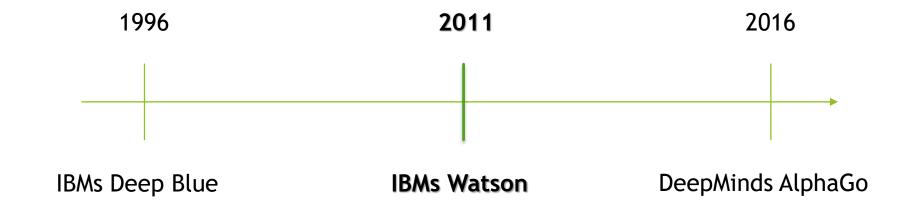


# IBMs Deep Blue (1997)



- SchlugSchachweltmeisterGarry Kasparov
- ► IBM siegt 31/2 zu 21/2
- KombinationTreeSearch + Evaluate-Funktion
- Erster Sieg gegen Weltmeister

# Historie



# IBMs Watson (2011)

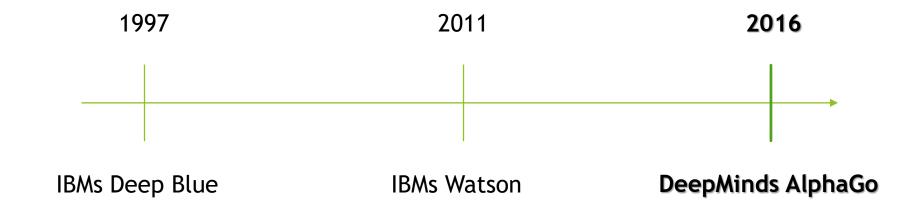


[2] https://sciencebasedmedicine.org/tag/watson/

- Schlug gleich mehrere Champions gleichzeitig
- Verstehen von Fragen in natürlicher Sprache
- Deep analytics und natural language processing

Antwortet basierend auf Confidence-Level

# Historie



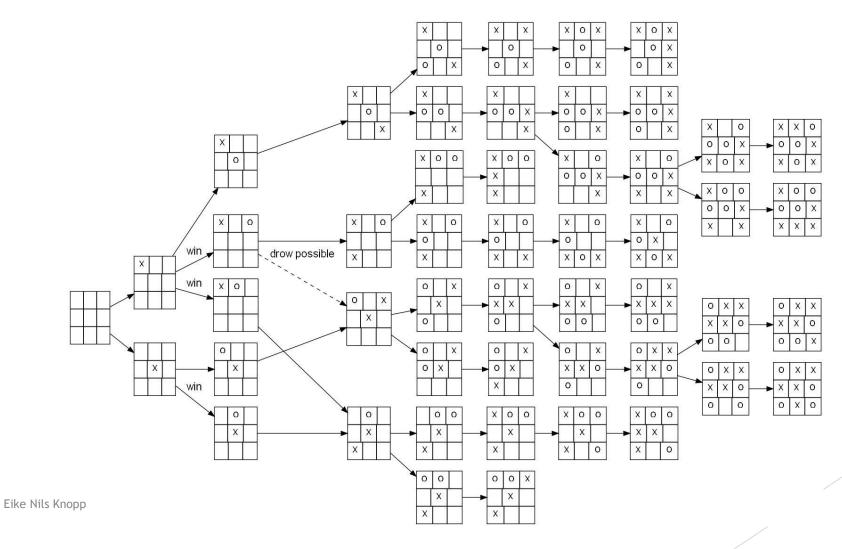
# Deep Minds AlphaGo (2016)



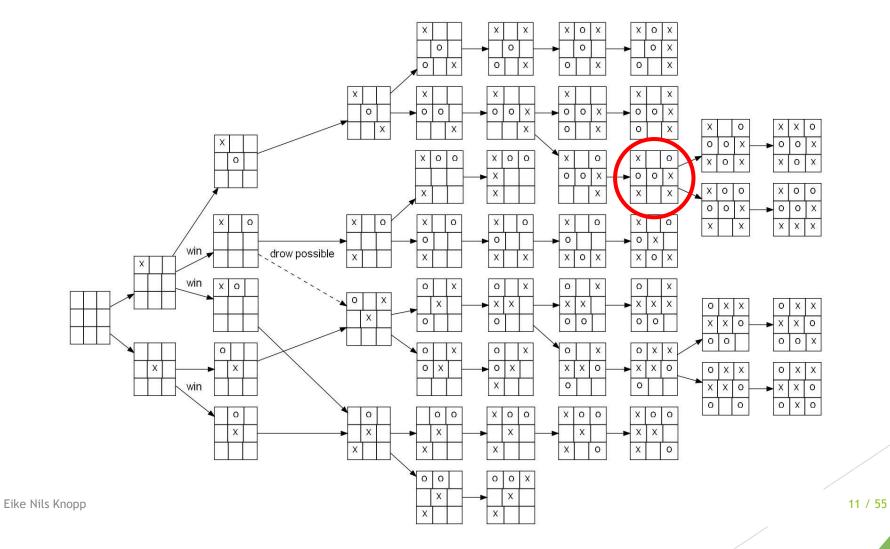
- Schlug 18-fachenWeltmeister Lee Sedol
- Klarer Sieg mit 4 1
- Erlangte höchstmöglichen Go-Rang

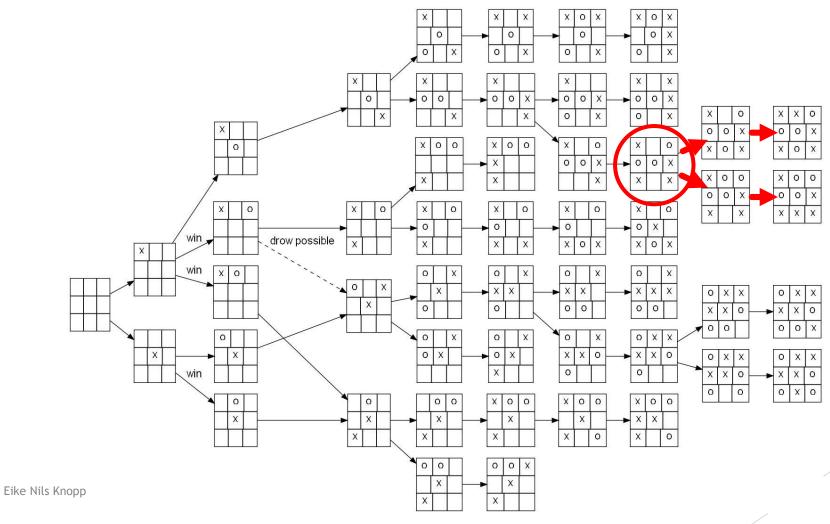
# Relevanz von AlphaGo

Warum ist AlphaGo so besonders?

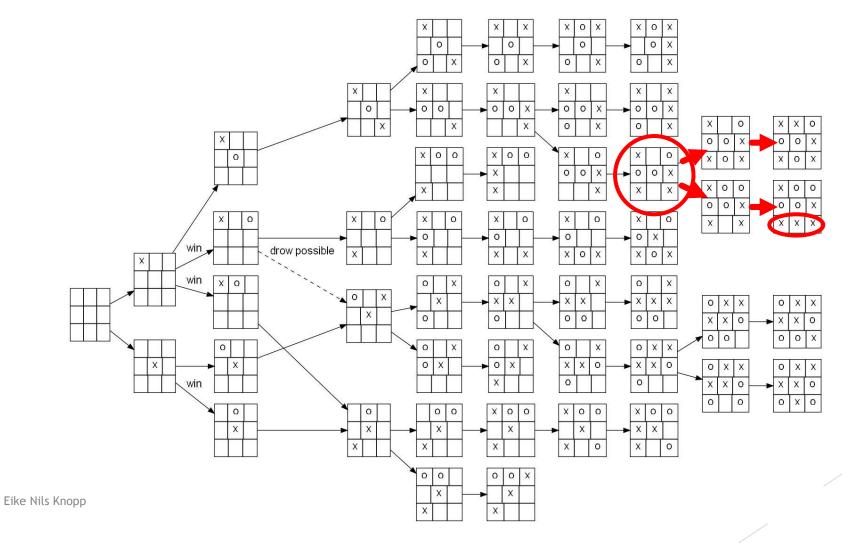


10 / 55

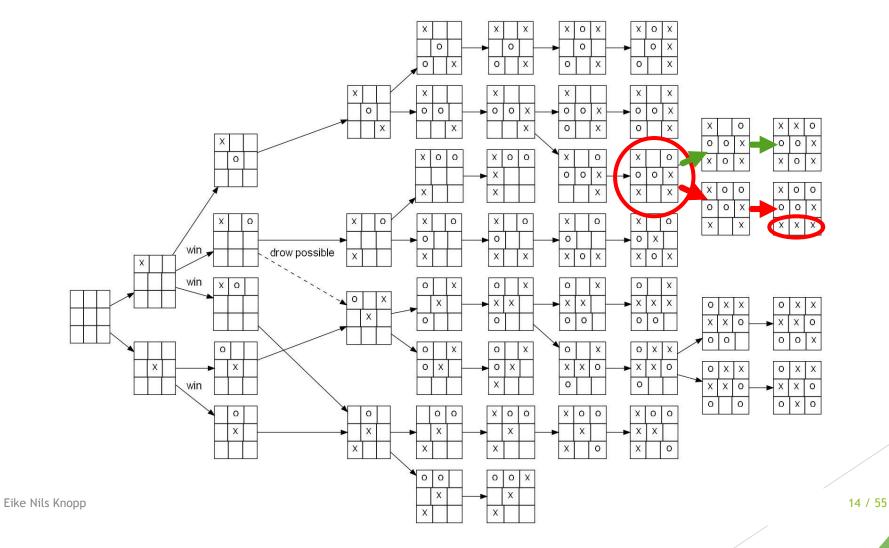


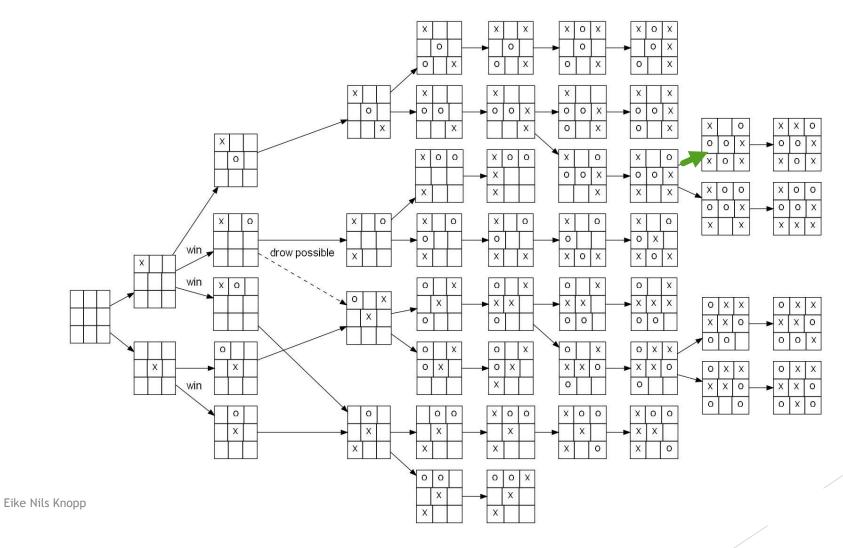


12 / 55



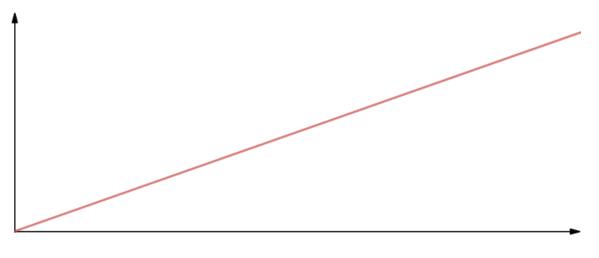
13 / 55





15 / 55

#### Komplexität Spiel



Speicherplatz, Leistung

- ▶ Benötigte Leistung und Speicherplatz skaliert mit Komplexität des Spiels
- Nicht anwendbar auf komplexe Spiele mit sehr vielen Brettmöglichkeiten

# Wie spielte Deep Blue Schach?

- Berechnung von 17mio möglichen Positionen
- Erzeuge mögliche Züge anhand der Regeln von Schach
- ► Evaluiere jeden möglichen Zug anhand der Evaluate-Funktion
- Wähle den bestmöglichen Zug aus

# Wie spielte Deep Blue Schach?

- Game Tree zu groß um alle Pfade zu durchsuchen
- => Durchsuche so weit wie möglich (im Durchschnitt 6 Züge)
- Ersetze den SubTree durch die Evaluate-Funktion
  - Material
  - Position
  - King safety
  - Tempo
  - Expert domain knowledge
- Wähle den Zug mit dem höchsten Wert aus

## **Evaluate-Funktion**

- ▶ Bestehend aus ca. 8.000 Teilen
- Viele extra auf bestimmte Positionen abgestimmt
- Opening Book:
  - ▶ 4.000 Positionen
  - ▶ 700.000 Grandmaster Spiele
- Endgame Database:
  - ▶ Viele Six-Piece endgames
  - ► Viele <=5 Piecepositions

## Mehr Brute Force als smarte Al

- Testen von sehr vielen möglichen Zügen
- Speziell entwickelte Evaluate-Funktionen mit menschlichem Expertenwissen
  - Overfitting
  - Maximal so gut wie die Entwickler der Funktion
- Nicht generalisierbar

#### Schach

- Beginn:
  - ▶ 16 Figuren, 6 verschiedenen Typen
  - ▶ Jeder Typ darf anders ziehen
- Ziel:
  - ► Gegnerischen König schlagen

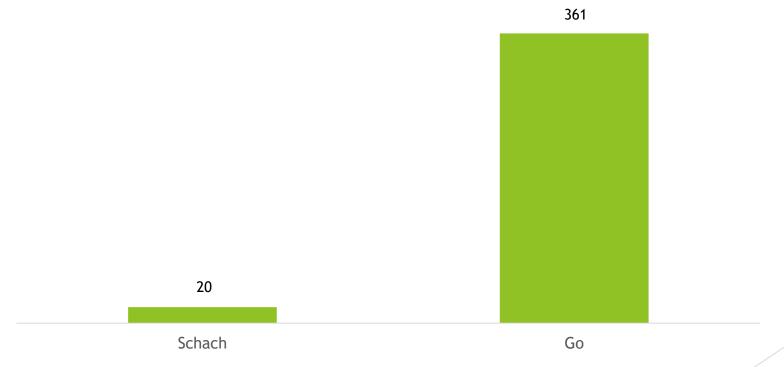
#### Go

- Beginn:
  - Leeres Brett
  - Nur ein Figurentyp (Stein)
- Ziel:
  - Soviel Gebiet wie möglich einnehmen

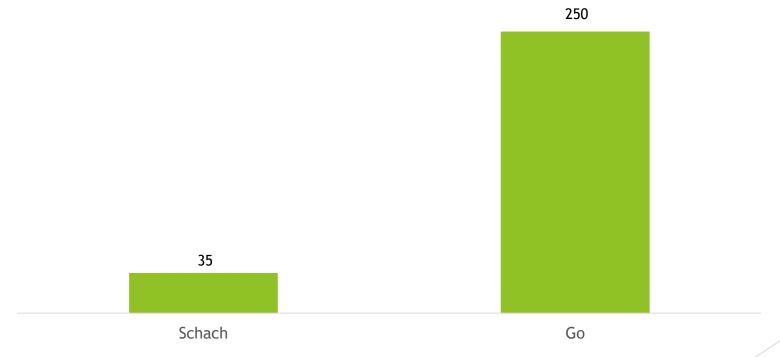
► Go besitzt einfachere Regeln



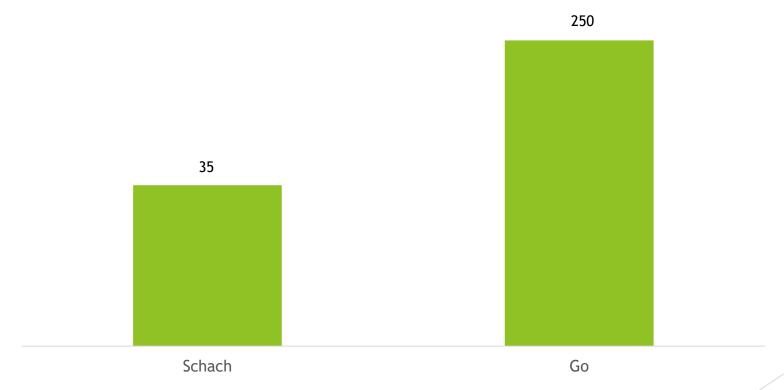
Eröffnung: mögliche Züge



Ø mögliche Züge



Ø Spiellänge

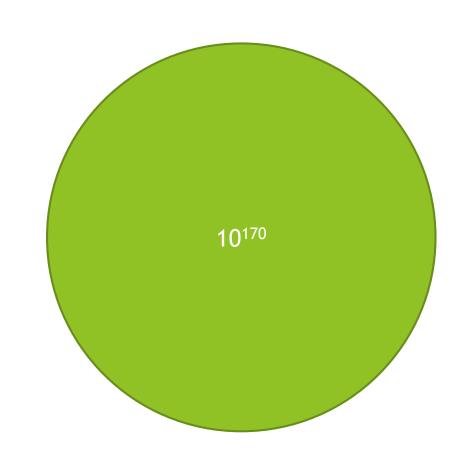


#### Mögliche Boards Schach



#### Mögliche Boards Schach

#### Mögliche Boards Go

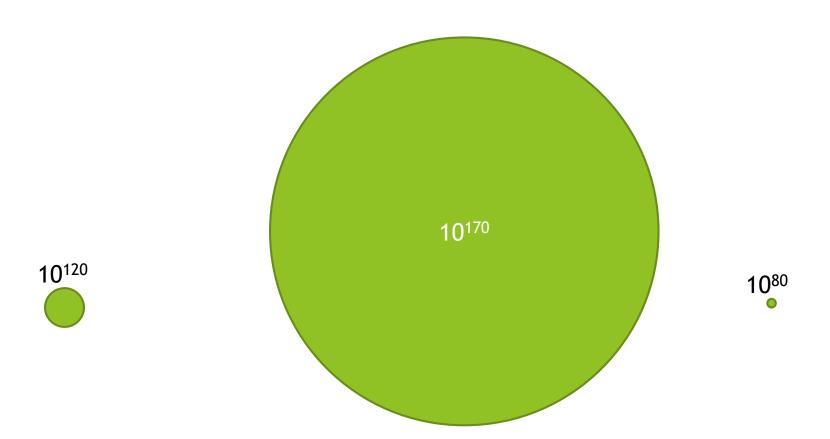


10120



#### Mögliche Boards Go

#### Atome im Universum





Go ist zu komplex, um durch Verfahren wie IBM`s Deep Blue gelöst zu werden, geschweige denn vom traditionellen Ansatz

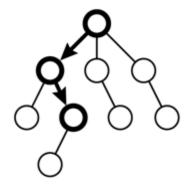
# Wie konnte AlphaGo Lee Sedol schlagen?

# Aufbau AlphaGo

AlphaGo



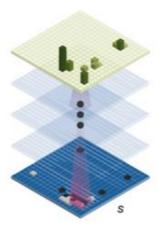
Monte Carlo Tree Search



[4] http://ccg.doc.gold.ac.uk/research-mcts/

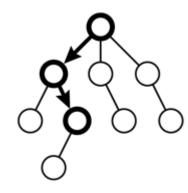


Deep Neural Networks



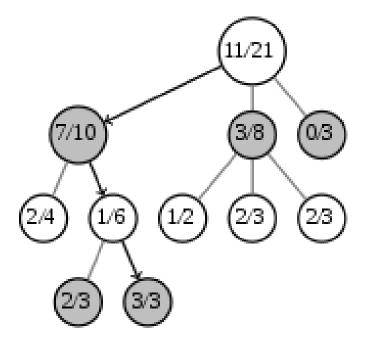
[5] https://www.tastehit.com/blog/google-deepmind-alphago-how-it-works/

- Alternativer Ansatz Game Trees zu durchsuchen
- Simulation von möglichen Spielen
- Beginnt mit zufälligen Zügen
- Je mehr Simulationen, desto besser der Zug
  - MCTS konvergiert zum bestmöglichen Zug



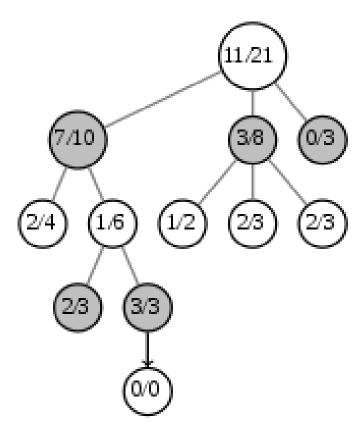
[4] http://ccg.doc.gold.ac.uk/research-mcts/

#### Selection:

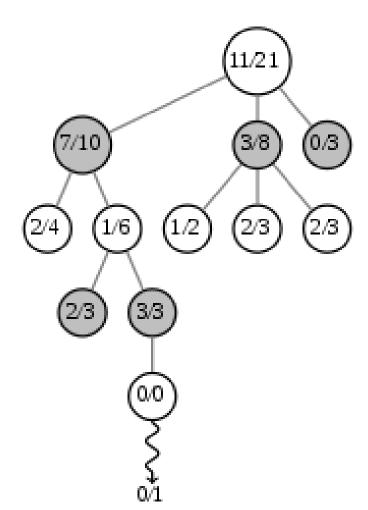


[7] https://en.wikipedia.org/wiki/Monte\_Carlo\_tree\_search

#### Expansion:



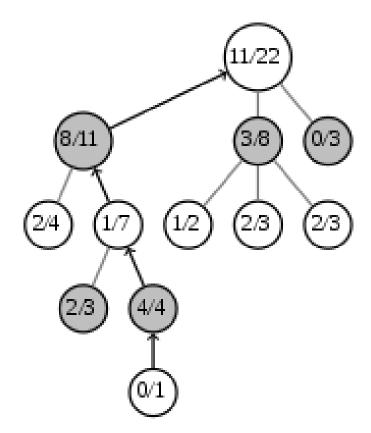
#### Simulation:



Eike Nils Knopp

35 / 55

#### Backpropagation:

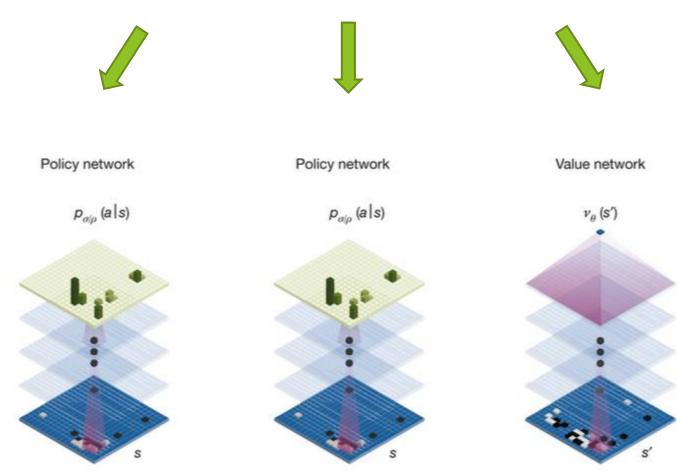


### Effektivität von MCTS

- Reine Berechnung durch MCTS
- MCTS kombiniert mit menschlichem Fachwissen

Niveau auf Level von starkem Amateur-Spiel

# Deep Neural Networks



# Policy Network

Input: Aktuelles Board als Bild

Leitet die MCTS

Output: Wertigkeit eines jeden möglichen Zugs

Auswahl der bestmöglichen Züge

Reduzierung der Breite des Suchbaums

### Heavy vs. Fast Rollout

#### HeavyRollout

- ▶ 57% Genauigkeit
- 3ms Zugzeit

#### Fast Rollout

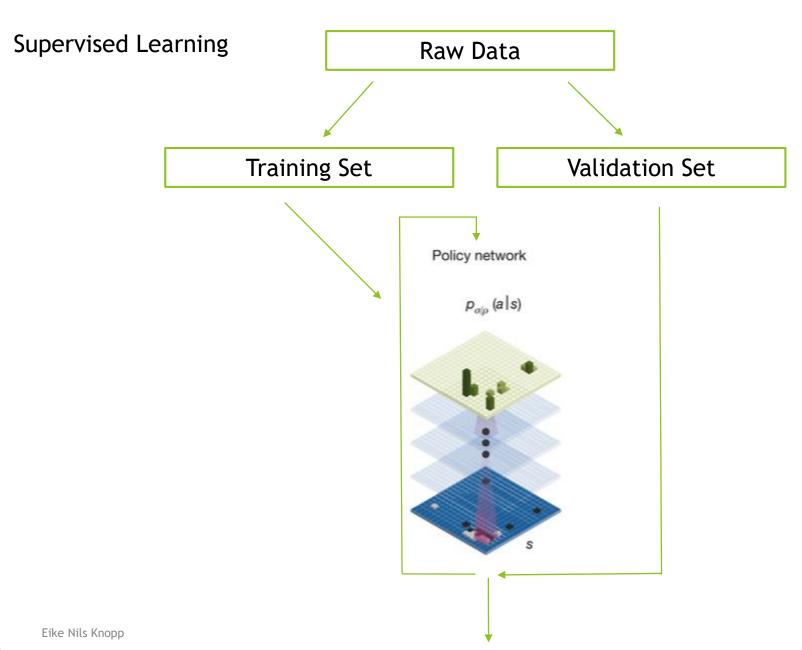
- Weniger Neuronen / Synapsen
- ▶ 24% Genauigkeit
- 2µs Zugzeit

### Policy Network: Training

#### Stage 1: Supervised Learning

- ► Trainiert mit 30 Millionen Positionen von Spielen von menschlichen Spielern
  - KGS Go Server
- ▶ 57% Genauigkeit den menschlichen Zug vorauszusagen

Ø Zugzeit: 3ms



42 / 55

## Policy Network: Training

#### Stage 2: Reinforcement Learning

- Spielt gegen zufällige vorherige Iterationen von sich selbst
  - Minimierung von Overfitting
- Ausgang des Spiels wird als Trainingssignal verwendet
- ▶ 80% Winrate gegen das SL Policy Network
- ▶ 85% Winrate vs Pachi
  - Pachi: Nur MCTS mit 100.000 Simulationen pro Zug

#### Value Network

- Input: Aktuelles Board als Bild
- Wertet den aktuellen Stand des Spiels
  - ▶ Wie hoch ist die Wahrscheinlichkeit, dass der schwarze Spieler gewinnt?
- Output: Einzelne Nummer, Gewinnchance von Schwarz
- Ersetzt die Evaluate-Funktion von Deep Blue
  - ► Gelernt, nicht definiert
    - ► Kein menschliches Wissen notwendig
      - Keine Limitierung durch den Menschen

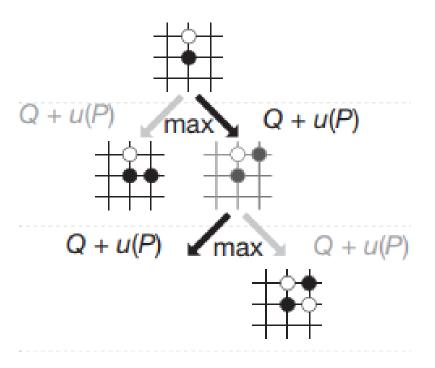
Reduziert die Tiefe des Suchbaums

### Value Network: Training

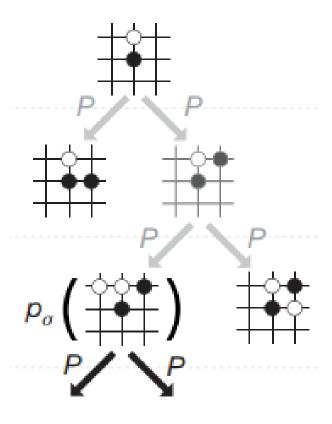
- ► Training mit KGS Go Daten führt zu Overfitting
- Trainiert mit 30 Millionen Positionen von generierten Self-Play data
- ▶ Jede Position aus einem anderen Spiel zwischen dem RL Policy Network und sich selbst
- ► Genauer als MCTS mit fast rollout policy network
- Ahnlich genau wie MCTS mit heavy policy network
- ▶ 15.000 mal weniger Rechenleistung

### Kombination MCTS und Neural Networks

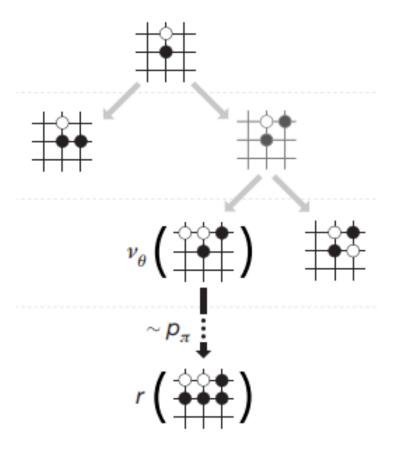
#### Selection



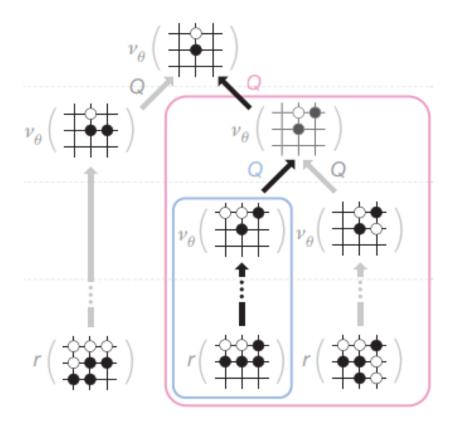
#### Expansion



#### **Evaluation**



#### **Back-Propagation**















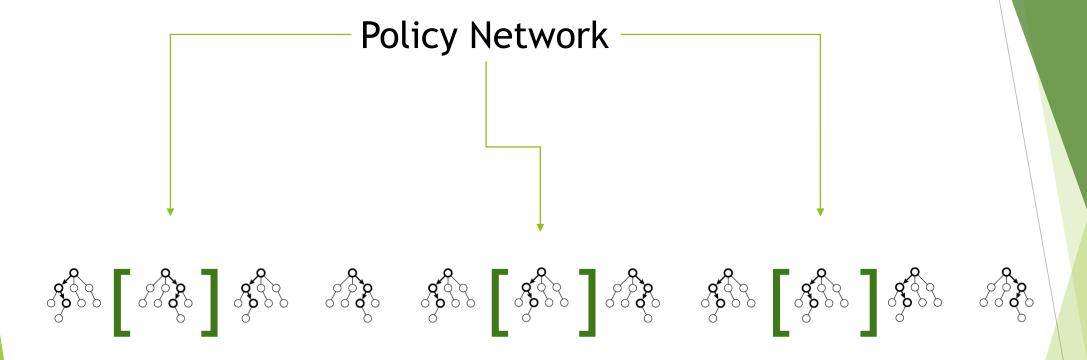


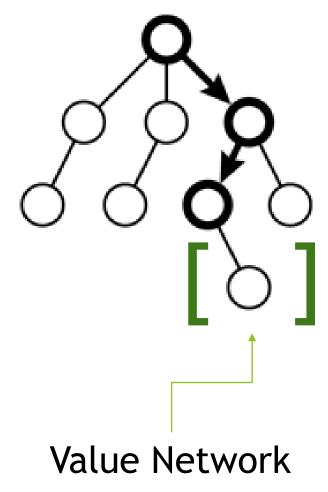












Eike Nils Knopp

52 / 55

# Wie kann das neue Wissen genutzt werden?

- Anwendung in der Medizinischen Forschung
  - ► Falten von Proteinen
  - ► IBM's Watson for Oncology
- AlphaGo Zero
  - "Tabula Rasa"-Learning
  - General Purpose Al

### Quellen

- ► [4] <a href="http://ccg.doc.gold.ac.uk/research-mcts/">http://ccg.doc.gold.ac.uk/research-mcts/</a>
- ► [5] <a href="https://www.tastehit.com/blog/google-deepmind-alphago-how-it-works/">https://www.tastehit.com/blog/google-deepmind-alphago-how-it-works/</a>
- https://jeffbradberry.com/posts/2015/09/intro-to-monte-carlo-tree-search/
- https://www.tastehit.com/blog/google-deepmind-alphago-how-it-works/
- http://ccg.doc.gold.ac.uk/research-mcts/
- https://machinelearnings.co/understanding-alphago-948607845bb1
- https://deepmind.com/blog/alphago-zero-learning-scratch/
- https://deepmind.com/research/alphago/
- https://blog.google/topics/machine-learning/alphago-machine-learninggame-go/
- ▶ [6]Mastering the Game of Go with Deep Neural Networks and Tree Search
  - ▶ Google, Google DeepMind | Pusblished in Nature 529, Januar 2016

### Quellen

- Mastering the game of Go without human knowledge
  - ▶ Google, Google DeepMind | Pusblished in Nature 550, April 2017
- ► [7] <a href="https://en.wikipedia.org/wiki/Monte\_Carlo\_tree\_search">https://en.wikipedia.org/wiki/Monte\_Carlo\_tree\_search</a>
- [1] http://www.businessinsider.com/how-ibm-watson-is-transforming-healthcare-2015-7?IR=T
- [2] https://sciencebasedmedicine.org/tag/watson/
- ► [3] <u>https://www.newscientist.com/article/2079871-im-in-shock-how-an-ai-beat-the-worlds-best-human-at-go/</u>
- http://www.businessinsider.com/r-ibms-watson-to-guide-cancer-therapies-at-14-centers-2015-5?IR=T

### Quellen

- https://www.engadget.com/2017/06/01/ibm-watson-cancer-treatment-plans/
- http://www.telegraph.co.uk/science/2017/10/18/alphago-zero-google-deepmind-supercomputer-learns-3000-years/
- https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC4828734/
- https://en.wikipedia.org/wiki/Deep\_Blue\_versus\_Garry\_Kasparov
- https://en.wikipedia.org/wiki/Watson\_(computer)