

Knowledge Engineering in Spielen

Klassische Artikel

Inhaltsverzeichnis

- **Einleitung**
- Generalization Learning Techniques for Automating the Learning of Heuristics
- Studies in Machine Cognition Using the Game of Poker / Computer Poker
- Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

Einleitung

- Entscheidungen im Umfeld von imperfekter Information und Ungewissheit
 - Draw Poker
- Statische Strategien
 - Feste Entscheidungsmuster
 - Zufälliges abweichen davon
- Lernfähige Strategien
 - Anpassung an dynamisches Umfeld
 - Beeinflußung des Umfelds

Draw Poker

- Deal
 - Ante einzahlen
 - Hand mit 5 Karten
- (Predraw) Betting
- Replace (Draw)
 - Ersetze 0 – 3 Karten
- (Postdraw) Betting
- Showdown
 - Verbleibende Spieler legen Karten auf den Tisch

Inhaltsverzeichnis

- Einleitung
- **Generalization Learning Techniques for Automating the Learning of Heuristics**
- Studies in Machine Cognition Using the Game of Poker / Computer Poker
- Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

Generalization Learning Techniques for Automating the Learning of Heuristics

- Heuristische Lösungsansätze für einen Computergestützten Spieler
- Dieser soll selbstlernend sein
- Verschiedene Lerntechniken werden angesprochen
- Basiert auf den Regeln von Draw Poker
 - Axiome für Draw Poker im Anhang vorhanden
- Ansätze sind aber allgemein anwendbar

Ziele

- Programm muss in der Lage sein
 - Eigene Heuristiken zu überwachen,
 - Ihre Qualität zu messen,
 - Heuristiken gegebenenfalls zu ändern und
 - Neue Heuristiken hinzuzufügen

Maschinelles Lernen

- Wird in zwei Teilprobleme untergliedert
 1. Repräsentation der Heuristik
 2. Techniken zur Erzeugung, Evaluierung und Modifikation von Heuristiken

Programmrepräsentation

- Programm aufgeteilt in Berechnungsblöcke
- State Vector ξ mit sich den Variablen A, B, C
- Gleichung für einen Block: $\xi' = f(\xi)$

$$\xi = (a_1, b_1, c_2) \rightarrow f(\xi) = f(A, B, C) \rightarrow (a_1', b_1', c_1') = \xi'$$

Berechnungsblock

- Wird zu einer Production Rule:
 $(A_1, B_1, C_1) \rightarrow (f_1(\xi), f_2(\xi), f_3(\xi))$
- Mit $A_1 = \{a_1\}, B_1 = \{b_1\}, C_1 = \{c_1\}$

Repräsentation von Heuristiken

- Production Rules werden unterteilt in
- Heuristic Rules
 - Action Rule: $(A_1, B_1, C_1) \rightarrow (f_1(\bar{\xi}), f_2(\bar{\xi}), f_3(\bar{\xi}))$
- Heuristic Definitions
 - Backward Form Rule: $A_1 \rightarrow A, A > 20$
 - Forward Form Rule: $X \rightarrow K_1 * D$

Entscheidungsfindung mit Production Rules

- Schritt1:
 - Vergleich des State Vectors mit rechten Seiten aller bf rules
 - Linke Seiten zutreffender Regeln werden mit rechten Seite aller bf rules verglichen bis keine Übereinstimmung mehr auffindbar
 - Resultierende Menge ist symbolischer Subvektor
- Schritt 2:
 - Vergleich des Symbolischen Subvektors aus Schritt1 mit linken Seiten aller action rules
 - Bei Übereinstimmung werden Variablen entsprechend der rechten Seite der action rule verändert

Programmablauf

- Bettingphase ist kritisch im Poker
- Kriterien für Entscheidung:
 - Eigene Hand
 - Inhalt des Potts
 - Letzte Erhöhung
 - Wahrscheinlichkeit dass Gegner blufft
 - Anzahl Karten die der Gegner getauscht hat
 - Spielstil des Gegners
- Daraus entsteht folgender State Vector:
 $\xi=(VHAND, POT, LASTBET, BLUFFO, ORP, OSTYLE)$

Trainingsmethoden

- Implizites Training
 - Heuristiken werden durch Deduktion von Axiomen und bereits bestehenden Heuristiken vom Programm selbstständig erlernt
- Explizites Training
 - Heuristiken werden von einem Menschen oder einem Programm überprüft und bewertet.

Programmvarianten

- P[built-in]: fest programmierte Heuristiken
- P[manual]: Heuristiken, die durch Training mit einem Menschen erlernt wurden
- P[automatic]: Heuristiken, die durch Training mit einem anderen Programm erlernt wurden
- P[implicit]: Implizites Training der Heuristiken
- P[]: zufällige Entscheidung

Heuristiken modifizieren und hinzufügen

- Benötigt wird Trainingsinformation
- Bestehend aus Informationen über
 - Akzeptanz: Wie gut (akzeptabel) ist eine Entscheidung in gegebener Situation
 - Relevanz: Welche Variablen des Subvektors sind wichtig zum Treffen der guten Entscheidung
 - Rechtfertigung: Der Grund, aus dem diese Entscheidung getroffen wurde, ergibt sich durch Evaluierung der Relevanten Variablen

Decision Matrix

- Rechtfertigungsinformation für implizites Training wird Decision Matrix entnommen
 - Zeile der Matrix steht für Spielentscheidung
 - Spalte steht für eine Subvektor Variable
- Eintrag in der Matrix beschreibt wie wichtig eine Variable des Vektors für eine gegebene Spielsituation ist

Hypothesis-Formation

- Relevanzinformation für implizites Testen wird durch Generierung und Testen von Hypothesen gewonnen
- Relevante Variablen werden auf rechter Seite von Regeln nicht mit * ausgedrückt

Beispiel: $(A_1, *, C_1) \rightarrow (*, X + b, *)$

Erlernen von Heuristic Rules

- Extraktion einer action rule (trainings rule) aus der Trainingsinformation
- Akzeptanzinformation bedient rechte Seite der Regel
- Relevanz- und Rechtfertigungsinformation bedient linke Seite der Regel.
- Schwache Regel wird ermittelt
 - Generalisierung: Modifizierung der Regel, damit sie symbolischem Subvektor der training rule entspricht
 - Falls nicht möglich wird training rule direkt nach dieser schwachen Regel eingefügt

Erlernen von Heuristic Definitions

- Wertebereich der Variablen wird partitioniert
 - mutual exclusion
 - $A_1 \rightarrow A, A < 15$
 - $A_2 \rightarrow A, A \geq 15$
 - overlapping
 - $A_1 \rightarrow A, A > 10$
 - $A_2 \rightarrow A, A > 4$

Erweiterungen

- Decision Matrix kann auch erlernt werden
- Bei Beginn wird leere Matrix eingegeben
- Programm ermittelt dann entsprechende Einträge der Matrix während Spielablaufs

Inhaltsverzeichnis

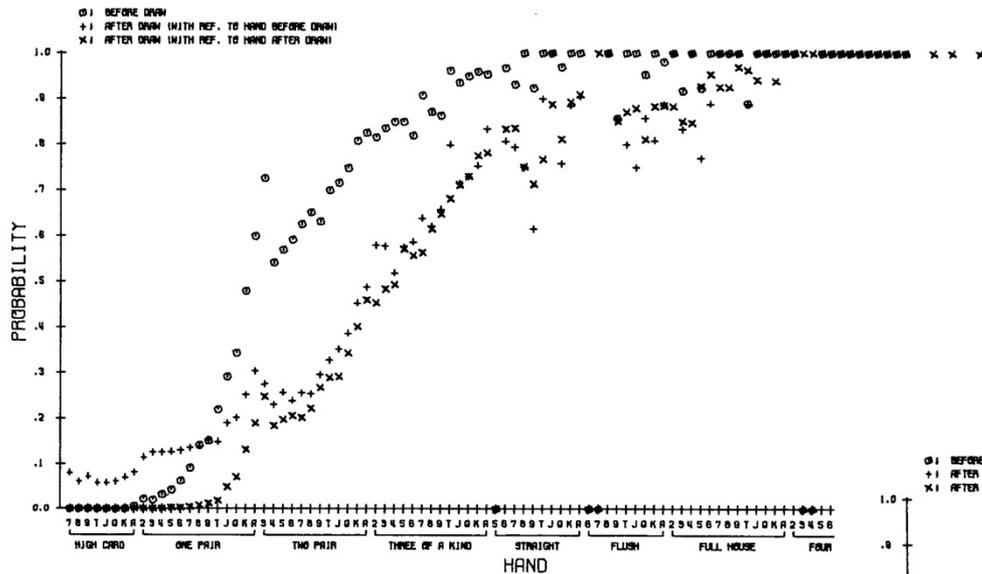
- Einleitung
- Generalization Learning Techniques for Automating the Learning of Heuristics
- **Studies in Machine Cognition Using the Game of Poker / Computer Poker**
- Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

Studies in Machine Cognition Using the Game of Poker / Computer Poker

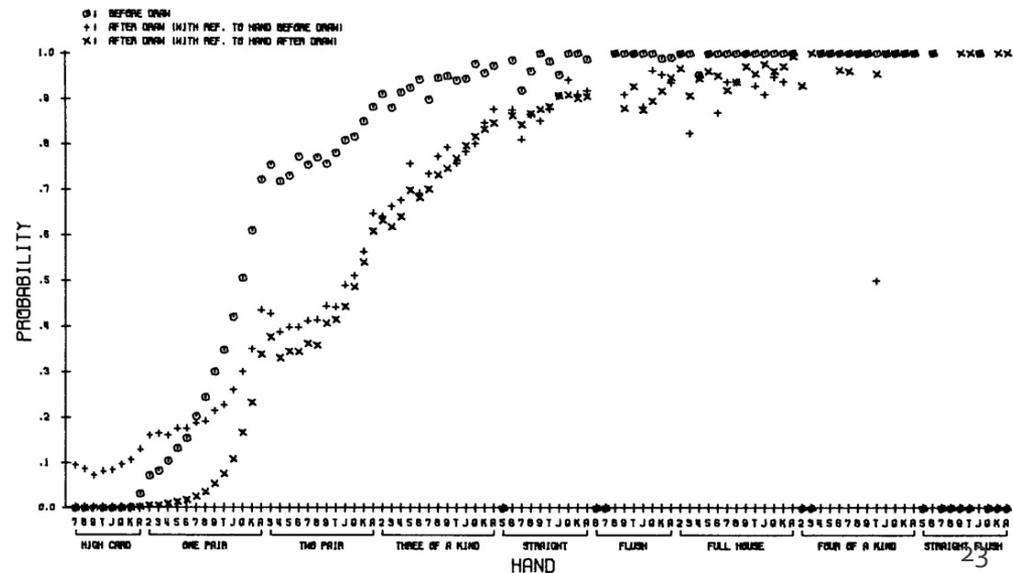
- Verschiedenste Strategieansätze am Beispiel von Draw Poker
- Ausgangspunkt oft Monte Carlo Verteilung
 - Vor dem Draw
 - Nach dem Draw im Vergleich zu den Händen vor dem Draw
 - Nach dem Draw im Vergleich zu den Händen nach dem Draw
- Evaluation der Strategien untereinander
 - Verbesserungsrate
 - Asymptotische Spielstärke

Monte Carlo Verteilung

PROBABILITY OF HIGH HAND
7 PLAYERS - 10,000 GAMES



PROBABILITY OF HIGH HAND
5 PLAYERS - 30,000 GAMES



Statische Strategien

- Mathematically Fair Player (MFP)
 - Fair bet

$$p_j * B_0(j, k) = (1 - p_j) * \left[\sum_{m=1}^{k-1} B_a(j, m) + B_f(j, k) \right]$$

- RH
 - Verhältnis der positiven zur negativen Motivation

$$RH = \frac{TABLEPOT}{LIVE * (RAISECOUNT + 1) * FOLLOWERS * RAISE}$$

Adaptive Evaluator of Opponents (AEO)

- Einschätzung der Gegner
 - Startet mit grober Einschätzung
- Partitionierung des Lösungsraums
 - 20 gleichverteilte Partitionen
- Verbesserung in drei Dimensionen
 - Anpassung der statistischen Parameter
 - Gewichtung der statistischen Parameter
 - Wahl der statistischen Parameter

Adaptive Aspiration Level (AAL)

- Zwei Zustände
 - Maximierung des Gewinns
 - Verteidigung des Eigenkapitals
- Zustandsübergänge
 - Bei starken Abweichungen
 - Glückssträhne
 - Verlust mit starker Hand
- Anpassung der Fair Bet

Selling and Buying Players' Images (SBI)

- Investierung in Spielerinformationen
 - Verkauf falscher eigener Information
 - Kauf von Informationen über die Mitspieler
- Einordnung der Mitspieler
 - Grad der Konsistenz
 - Abweichung von „fair bet“
 - Grad der Zurückhaltung
 - Durchschnittlicher Gewinn/Verlust pro Spiel

Bayesian Strategies (BS)

- Verbesserung durch Vergleich des berechneten Ausgang eines Spiels mit dem tatsächlichen Ausgang
- Vordefinierte Heuristiken
 - Anpassung der Parameter
 - Neuordnung der Heuristiken
 - Erstellung, Test und Hinzufügen neuer Heuristiken
- Vier Spieler die sich in der Menge der verwendeten Informationen unterscheiden

Bayesian Strategies (BS)

- BS 3 am erfolgreichsten
- Aktionen
 - Folding, Raising, Calling
- Informationen
 - Stärke der Hand und dazugehörige Aktion
 - Summe der Gewinne
 - Häufigkeitsverteilung von Spielsituationen
 - Zeitpunkt des Ereignisses (Predraw, Postdraw etc.)

EPAM-like Player (EP)

- Benutzt EPAM-Bäume, um menschliches Lernen zu simulieren
 - Quantensprünge
- Baum zur Beschreibung jedes Mitspielers
 - Korrelation Verhalten \leftrightarrow Hand
 - Descriptive Tree
- Baum zur Beschreibung der eigenen Aktionen
 - Quasi-optimum gegenüber Menge der Mitspieler
 - Normative Tree

Quasi-Optimizer (QO)

- Überwacht verschiedene Strategien
 - Zerlegt diese in Einzelkomponenten
 - Setzt diese zu normativer Strategie zusammen
 - Konvergiert gegen theoretisches Optimum
- Kategorisierung von Entscheidungen
 - Zustand des aktuellen Spiel
 - Inhalt
 - Form
- Probleme mit Kategorisierung

Pattern Recognizing Strategy (PRS)

- Menschen nicht zufällig
 - Verhaltensmuster erkennbar
- Verhaltensmuster
 - „landmark“ „trend“ „periodicity“ „randomness“
- Beobachtbare Elemente
 - Aktionen, Finanzsituation, Zeitliche Zuordnung
- Nichtbeobachtbare Elemente
 - Wert der gegnerischen Hand, Bluff

Statistically Fair Player (SFP)

- Basiert auf dem MFP
 - Dieser läßt sich Ausbluffen
 - Erweiterung durch Bluffen
- Einordnung der Mitspieler
 - Grad der Konsistenz
 - Hohe Konsistenz <-> weniger Bluffen
 - Grad der Zurückhaltung
 - Hohe Zurückhaltung <-> niedrigere Bluffs

Inhaltsverzeichnis

- Einleitung
- Generalization Learning Techniques for Automating the Learning of Heuristics
- Studies in Machine Cognition Using the Game of Poker / Computer Poker
- **Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search**

Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

- Unabhängig von der Problemstellung
- Suche im Lösungsraum
 - Genetischer Algorithmus
 - Crossover: $c_1c_2|c_3c_4 + c_5c_6|c_7c_8 \Rightarrow c_1c_2c_7c_8 + c_5c_6c_3c_4$
 - Inversion: $c_1|c_2c_3|c_4 \Rightarrow c_1c_3c_2c_4$
 - Mutation
 - Kleine Wahrscheinlichkeit
 - Erreichbarkeit aller Punkte im Suchraum

Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

- Systemaufbau
 - Knowledge Base
 - m Heuristiken
 - Problem Solving Component
 - k Problemstellungen
 - Critic
 - Bewertung aller Lösungen
 - Genetischer Algorithmus
 - Auswahl und Veränderung der besten Heuristiken

Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

- Problem Solving Component
 - Problemabhängig:
 - Zustandsvariablen z.B. Wert der eigenen Hand
 - Operationen z.B. Call
- Critic
 - Mißt Performanz
 - Problemabhängige Funktionen
 - Problemunabhängige Teile
 - Strukturelle Eigenschaften
 - Effizienz

Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

- Anwendung auf Draw Poker
 - Spiel gegen P[built-in]
 - Critic
 - Pokeraxiome
 - Anzahl der erfolgreichen Runden
 - Zustandvariablen
 - Stärke Eigene Hand, Pott, letzter Einsatz etc.
 - Operationen
 - Call, drop, bet low, bet high

Flexible Learning of Problem Solving Heuristics through Adaptive Search

- Sehr gute Performanz
 - Schlägt P[built-in]
 - Gleiche Performanz gegen Mensch
 - Weniger Lernrunden
- Reduzierung der Problemabhängigkeit
 - Problem Solver
 - Zustandsvariablen
 - Operatoren
 - Critic