

Skript zur Vorlesung
Managing and Mining Multiplayer Online Games
im Sommersemester 2014

Kapitel 10: Kollaboratives und Antagonistisches Verhalten

Skript © 2012 Matthias Schubert

http://www.dbs.ifi.lmu.de/cms/VO_Managing_Massive_Multiplayer_Online_Games

Kapitelüberblick

- Berechnen der Spielstärke aus Siegstatistiken
- ELO-Rankings
- True Skill und das Microsoft-Modell
- Team Skill: Berücksichtigung der Chemie im Team
- Ausblick auf Netzwerkanalyse in Spielen

Modelle für die Spielstärke

Idee: Die Spielstärke kann aus den vergangenen Siegen und Niederlagen ermittelt werden.

Modell: Jeder Spieler i hat eine Spielstärke s_i .
Ist $s_i > s_j$ gewinnt s_i einen Wettkampf mit hoher Wahrscheinlichkeit.

Anwendungen:

- **Matchmaking:** Auswahl von interessanten Gegnern mit vergleichbarer Spielstärke.
- **Ladders/Ranking:** Erstellen von öffentlichen Ranglisten als Ausdruck des Prestiges.
(Vergleiche Tennis, SC2, WOW-Arena, Halo2, ...)
- **Organisation von Turnieren:** Hilfe bei der Auslosung, Qualifikation, Entscheidung in Streitfällen.

#	Spiele	Punkte	Win%	Leave%	Total	W.D.L. (Leaves)
1	kuSh	440 VS	74%	0.0%	34	25 - 0 - 9 (0)
2	KevKev	367 VS	63%	0.0%	43	23 - 2 - 18 (0)
3	GAMEBUG	343 VS	63%	0.0%	24	15 - 4 - 5 (0)
4	Scassy	342 VS	54%	0.0%	39	21 - 1 - 17 (0)
5	FATAL	337 VS	63%	0.0%	30	19 - 1 - 10 (0)
12	buelt	278 VS	65%	0.0%	23	15 - 0 - 8 (0)
20	powerhead	244 VS	66%	0.0%	34	19 - 1 - 14 (0)
12	buelt	278 VS	65%	0.0%	23	15 - 0 - 8 (0)
41	random	216 VS	63%	0.0%	16	10 - 1 - 5 (0)
45	af0	205 VS	50%	0.0%	29	17 - 0 - 12 (0)

Letzte Aktualisierung 02 Jul 2008		Nächste Veröffentlichung 06 Aug 2008		
Rang	Team	P Jul 08	+/- Rang Jun 08	+/- P Jun 08
1	Spanien	1557	3	254
2	Italien	1404	1	-20
3	Deutschland	1364	2	90
4	Brasilien	1344	-2	-169
5	Niederlande	1299	5	188
6	Argentinien	1298	-5	-261
7	Kroatien	1282	8	265
8	Tschechische Republik	1146	-2	-100
9	Portugal	1104	2	10
10	Frankreich	1053	-3	-90

3

Das ELO System

- Vorgestellt von Arpad Elo 1970 und von der *World Chess Federation* übernommen.
- **Annahme:** Die Performanz p_i eines Spielers i ist normalverteilt mit Varianz β^2 um seine Spielstärke (Skill) s_i : $p_i = N(s_i, \beta^2)$
=> $s_i > s_j$ bedeutet also nicht zwangsläufig, dass i gegen j verliert,
sondern: $P(i \text{ gewinnt gegen } j) > 50\%$
- **Gesucht:** $p(p_i > p_j | s_i, s_j)$ (Wahrscheinlichkeit, dass i besser spielt als j)
=> Differenz von 2 normalverteilten Variablen mit gleicher Varianz β^2 ist normalverteilt mit Erwartungswert $s_i - s_j$ und Varianz β^2 .



Differenzverteilung von p_i und p_j

- Sei Φ die kumulierte Dichtefunktion einer Normalverteilung mit Erwartungswert 0 und Varianz 1, dann gilt: $P(p_1 > p_2 | s_1, s_2) = \Phi\left(\frac{s_1 - s_2}{\sqrt{2}\beta}\right)$

4

Updates beim ELO Ranking

- Positionen müssen bei Bekanntwerden neuer Ergebnisse angepasst werden.
- Änderungen erfolgen nach dem Nullsummenprinzip $s_1^{new} + s_2^{new} = s_1 + s_2$.
- Änderung Δ soll die Wahrscheinlichkeit der Beobachtung im Modell erhöhen.
Ergebnis einer Partie: $y \in \{0, -1, 1\}$ (Sieg: 1, Niederlage: -1, Unentschieden: 0)

- Update des ELO Scores mit Ergebnis y_l :

$$\Delta = \alpha\beta\sqrt{\pi}\left(\frac{y_l + 1}{2} - \Phi\left(\frac{s_1 - s_2}{\sqrt{2\beta}}\right)\right)$$

- α : Gewichtungsfaktor für ein Match $0 < \alpha < 1$ (im Schach ca. 0.07)
- ELO Scores brauchen relativ viele Matches um sich zu stabilisieren. (ca. 20)
- Eigenschaften:
 - Reihenfolge der Updates spielt eine Rolle: Gut bei langen Intervallen zwischen den Messungen, aber bei Turnieren, bei denen man den Skill eines Spielers als konstant annehmen kann eher schlechte Performanz.
 - ELO System erlaubt keine Rückschlüsse auf Einzelleistungen bei Teamspielen.
 - Ergebnisdarstellung ist eingeschränkt. Keine differenzierte Betrachtung bei Wettkämpfen mit Ranking als Ergebnis (z.B. Autorennen, ...).

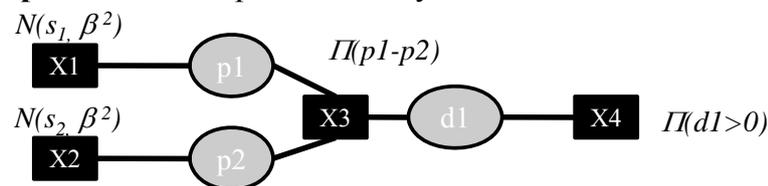
5

True Skill

- Darstellung mittels Faktorgraphen:

Bipartiter Graph mit Faktor und Variablen-Knoten.

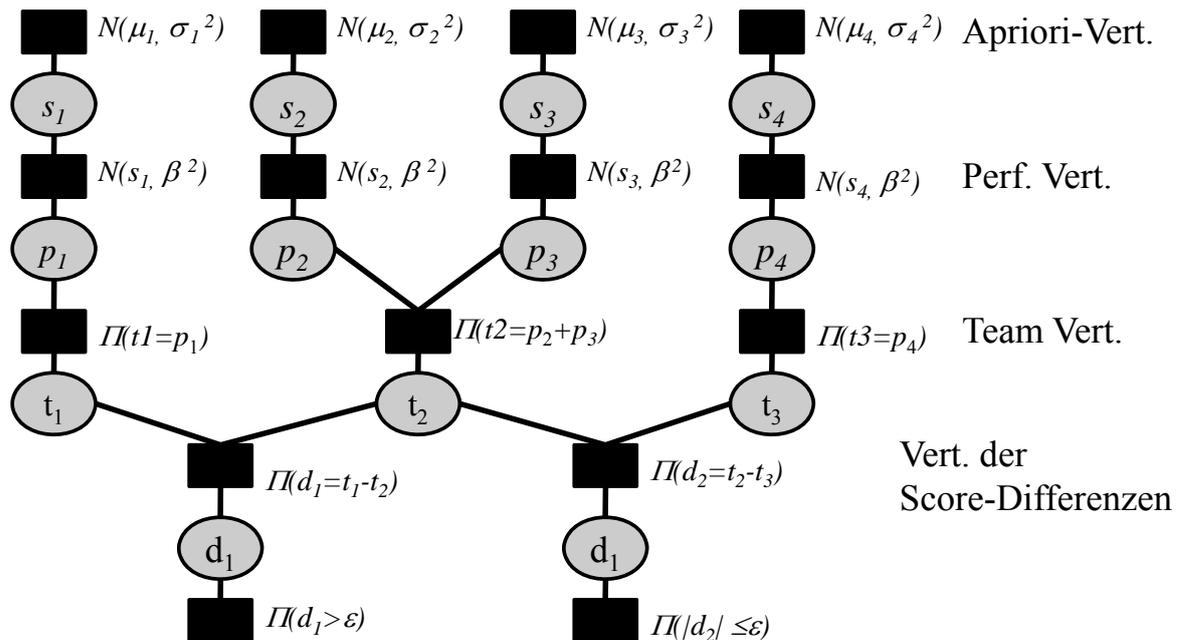
- Variablen-Knoten: Darstellungen von Verteilungsfunktionen
- Faktor-Knoten: Modellieren das Zusammenwirken von Variablen
- Kanten: Beschreiben die Variablen ,die für einen Faktor zusammenwirken
- **Beispiel:** Faktor Graph für ELO System



- **True Skill:** Erweiterung des ELO Systems, das in der XBOX360 Live verwendet wird (z.B. Ranking in HALO2)
- **Berücksichtigt:**
 - Unsicherheit des Skills
 - Erlaubt Rückschlüsse auf Mitglieder in Teamspielen (Additive Performanz t_i)
 - Ergebnisdarstellung als Ordnung von Spielergebnissen ($t_1 \geq t_2 \geq \dots \geq t_m$)

6

Faktorgraph für True Skill



Beispiel: 4 Spieler, 3 Teams: $\{(s_1), (s_2, s_3), (s_4)\}$
 Ergebnis: $t_1 > \epsilon + t_2$, $t_1 > \epsilon + t_3$, $\epsilon > |t_2 - t_3|$

7

Verwendung des Faktorgraph für True Skill

- Faktorgraph stellt die Verteilung für $Pr(s, p, t | r, A)$ dar
 - **r**: Ergebnisranking, **A**: Teamzusammensetzung
 - **s**: Spieler-Skill, **p**: Spielerperformanz, **t**: Teamwertung

- Gesucht ist die Verteilung des Spieler-Skills s:

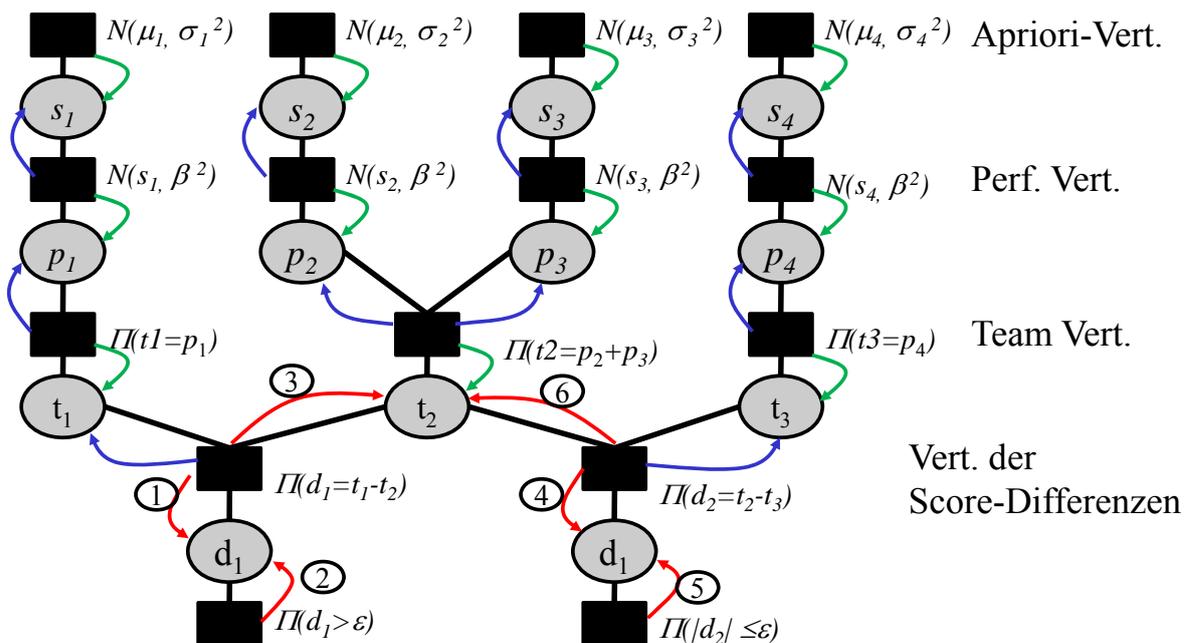
$$Pr(s | r, A) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} Pr(s, p, t | r, A) dp dt$$

s_i ist normalverteilt mit Erwartungswert μ_i und Standardabweichung σ_i

- Mit den gegebenen Faktorgraphen und den aktuellen Werten für μ und σ für die an einem Match beteiligten Spieler, lässt sich $\Pi(d_1 > \epsilon)$ und $\Pi(|d_2| \leq \epsilon)$ abschätzen.
- Vergleicht man jetzt die Vorhersage, mit dem tatsächlichen Ergebnis, dann kann man den Fehler zurück in Richtung μ und σ propagieren und so anpassen.
- Das Propagieren von Wahrscheinlichkeiten und Parameter Updates in einem Faktorgraphen nennt man auch Message-Passing oder Belief Propagation.

8

Trainingschemata für True Skill



1. **Vorwärtspropagieren:** Abschätzung des Ergebnisses
2. **Update der Teamperformance:** Umverteilen des Ergebnisses auf die Teams
3. **Update der Aposteriori Verteilungen:** Propagiert Update-Messages bis zu den Parametern μ und σ .

9

Diskussion True Skill

- Verbesserung des ELO Systems durch:
 - Verbreiterung der Ergebnisdarstellung
 - Schnellere Konvergenz durch Verwendung von Apriori-Verteilungen für die einzelnen Spieler
 - Bewertung von Teams
- Nachteile von True Skill:
 - Zeitliche Reihenfolge spielt eine Rolle, selbst wenn nicht davon auszugehen ist, dass sich der Skill zwischen 2 Matches verändert hat. (Erweiterung: True Skill Trough Time 2008)
 - Teams werden als frei kombinierbar mit additiver Performanz wahrgenommen. (aber Zusammenwirken der Spieler ist in der Realität komplizierter: 11 Messis \neq beste Fußballmannschaft der Welt)

10

Team Skill

Idee: Berücksichtige nicht nur individuelle Spielstärke, sondern auch die Chemie im Team.

- => Betrachtung der gemeinschaftlichen Performanz im Vergleich zur durchschnittlichen Einzelperformanz eines Spielers.
- => Manche Spieler zeigen in Kombination mit bestimmten Spielern eine bessere Performanz als in Teams mit anderen.

Gegeben: Ein Team $T = \{p_1, \dots, p_K\}$ mit K Spielern. Sei t_k eine k -elementiges Sub-Team von T . ($t_k \subseteq T \wedge |t_k| = k$). $Skill(t_k)$ bezeichnet die Spielstärke des Subteams t_k (zum Beispiel mit ELO oder True Skill berechnet)

Gesucht: Wie stark ist das gesamte Team T unter Berücksichtigung der Team-Chemie?

Ansatz: Bestimmen der Subteamwertungen und bilden des Durchschnitts.

11

Team Skill-k

- Durchschnittliche Spielstärke im Subteam der Größe k auf K skaliert

$$TS_k(T) = K \cdot \frac{1}{k} \cdot \frac{1}{\binom{K}{k}} \cdot \sum_{i=1}^{\binom{K}{k}} Skill(s_{ki}) = \frac{(k-1)!(K-k)!}{(K-1)!} \cdot \sum_{i=1}^{\binom{K}{k}} Skill(s_{ki})$$

- **Beispiel:**

$$k=1 \text{ und } K=5 \quad TS_k(T) = \frac{5}{1} \cdot \frac{1}{\binom{5}{1}} \cdot \sum_{i=1}^{\binom{5}{1}} Skill(s_{1i}) = \sum_{i=1}^5 Skill(s_{1i})$$

$$k=2 \text{ und } K=5 \quad TS_k(T) = \frac{5}{2} \cdot \frac{1}{\binom{5}{2}} \cdot \sum_{i=1}^{\binom{5}{2}} Skill(s_{2i}) = \frac{1}{4} \sum_{i=1}^{10} Skill(s_{2i})$$

12

Team Skill-AIK-LS

Verbesserungsansätze gegenüber Team Skill k :

- Bestimmung von k ist schwierig => nimm alle möglichen Subteams.
- nicht für alle Subteams gibt es separate Ergebnisse
=> Verwende nur die Subteams, für die eine verlässliches Ranking vorliegt.

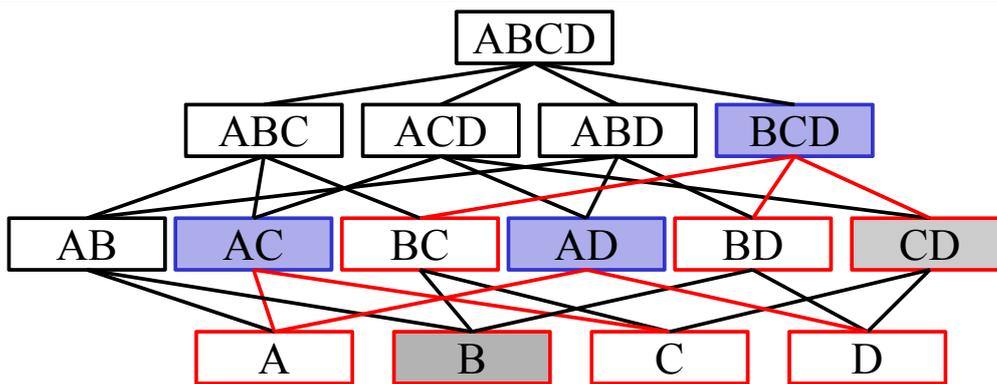
Idee: Betrachte alle Subteams für die eine verlässliche Schätzung vorliegt und die selber keine Teilmenge eines verlässlich abgeschätzten Subteams sind.

Vorgehen: Bestimme alle relevanten Subteams $t_{k,i}^*$ für die $Skill(t_{k,i})$ bestimmt werden kann und für die kein Subteam $t_{k+l,j} \supset t_{k,i}$ existiert.

Berechne die Teamperformanz als K -fache durchschnittliche Einzelperformanz.

$$TS_{ALL-LS}(T) = \frac{K}{\sum_{m \in \{m | \exists t_m^* \neq \emptyset\}} m} \left(\sum_{m=K}^1 E(t_m^*) \right) = \frac{K}{\sum_{m \in \{m | \exists t_m^* \neq \emptyset\}} m} \left(\sum_{m=K}^1 \left(\frac{1}{l} \cdot \sum_{i=1}^l Skill(t_{m,i}^*) \right) \right)$$

Beispiel: Team Skill ALL-LS



rot: geprunter Bereich, blau: verwendete Subteams, grau: geprunte Subteams.

$$TS_{ALL-LS}(T) = \frac{4}{3+2} \left(Skill(t_{BCD}) + \frac{1}{2} (Skill(t_{AC}) + Skill(t_{AD})) \right)$$

Fazit

- Methode kann den erhöhten Erfolg von Teams mit guter Chemie darstellen.
- Damit Team Skill funktioniert, benötigt es Daten von möglichst vielen unterschiedlichen Teamzusammensetzungen.
- Für echte Bewertung von Teams ist das Modell aber zu einfach, da:
 - Es keine Rollenverteilungen im Team betrachtet
 - Es die Sicherheit der Teilaufgaben nicht berücksichtigt (vgl. Varianz im True Skill)
 - die Zuordnung des Skills auf die Spieler eines Subteams immer gleichverteilt erfolgt.
- Für den Skill in Team Skill, True Skill und ELO gilt eine symmetrische Bewertung zwischen Sieg und Niederlage.
=> Häufig ist allerdings eine asymmetrische Bewertung (Punkte Sieg > Punkte Niederlage) gewünscht, um die Spieler zu motivieren.

15

Alternativer Lösungsansatz

- Bewerte Spieler nicht nach Erfolg, sondern danach, ob er sich wie ein erfolgreicher Spieler verhält:
 1. Sammle und beschreibe zeitlich-räumliches Verhalten von Spielern im gesamten Spektrum des Könnens.
 2. Lerne ein Regressionsmodell.
 3. Bewerte Spieler während er spielt aufgrund seiner k letzten Handlungen.
- Ansatz wird für dynamische Spielstärkenanpassung im PVE verwendet.
- Eignet sich gut, wenn klar ist wie erfolgreiches Verhalten im Spiel aussieht.
(z.B. Zielgenauigkeit in FPS Games, DPS/HPS Zahlen in MMORPGS)

16

Netzwerkanalyse in Spielen

- Viele MMO-Spiele enthalten soziale Gefüge die ebenfalls analysiert werden können:

Wer spielt mit wem und wie lange?

- Modellierung von Teamstrategien
- Reaktionsschemata auf Gegneraktionen
- Finden krimineller Vereinigungen (z.B. Goldfarmerringe)
- Tools zur Bildung von Zufallsgruppen

17

Lernziele

- Anwendungsbereiche für Spielerrankings und Matchmaking
- ELO
- True Skill
- Team Skill

18

Literatur

- A.E. Elo: **The Rating of chess players: Past and present**, Arco Publishing, New York, 1978.
- Pierre Dangauthier, Ralf Herbrich, Tom Minka, Thore Graepel **TrueSkill Through Time: Revisiting the History of Chess**, In Advances in Neural Information Processing Systems 20 (NIPS), 2008.
- Ralf Herbrich, Tom Minka, and Thore Graepel, **TrueSkill(TM): A Bayesian Skill Rating System**, in Advances in Neural Information Processing Systems 20 , MIT Press, January 2007.
- Colin DeLong, Nishith Pathak, Kendrick Erickson, Eric Perrino, Kyong Shim, Jaideep Srivastava: **TeamSkill: Modeling team chemistry in online multi-player games**, on Proc. of the 15th Pacific-Asia Conference on Advances in Knowledge Discovery and Data Mining (PAKDD2011), 2011.