

Skript zur Vorlesung  
**Managing and Mining Multiplayer Online Games**  
im Sommersemester 2012

# Kapitel 10: Kollaboratives und Antagonistisches Verhalten

Skript © 2012 Matthias Schubert

[http://www.dbs.informatik.uni-muenchen.de/cms/VO\\_Managing\\_Massive\\_Multiplayer\\_Online\\_Games](http://www.dbs.informatik.uni-muenchen.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:**

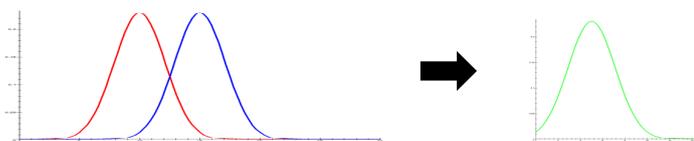
- **Matchmaking:** Auswahl von interessanten Gegnern mit vergleichbarer Spielstärke.
- **Ladders/Ranking:** Erstellen von öffentlichen Ranglisten als Ausdruck des Prestiges.  
(Vergleiche Tennis, SC2, WOW-Arena, Halo2,..)
- **Organisation von Turnieren:** Hilfe bei der Auslosung, Qualifikation, Entscheidung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

#	Spieler	Punkte	Win%	Leave%	Total	W-D-L (Leaves)
1	kuSh_	440 VS	74%	0.0%	34	25 - 0 - 9 (0)
2	KevKev	367 VS	53%	0.0%	43	23 - 2 - 18 (0)
3	GAMEBUG	343 VS	63%	0.0%	24	15 - 4 - 5 (0)
4	Scasyy	342 VS	54%	0.0%	39	21 - 1 - 17 (0)
5	FATAL	337 VS	63%	0.0%	30	19 - 1 - 10 (0)
12	bueli	278 VS	65%	0.0%	23	15 - 0 - 8 (0)
20	powerhead	244 VS	56%	0.0%	34	19 - 1 - 14 (0)
12	bueli	278 VS	05%	0.0%	23	15 - 0 - 8 (0)
41	random	216 VS	63%	0.0%	16	10 - 1 - 5 (0)
48	afro	205 VS	59%	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

# 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  $\beta^2$  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  $\beta^2$  ist normalverteilt mit Erwartungswert  $s_i - s_j$  und Varianz  $\beta^2$ .



Differenzverteilung von  $p_i$  und  $p_j$

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

# Updates beim ELO Rankings

- Positionen müssen bei Bekanntwerden neuer Ergebnisse angepasst werden.
- Änderungen erfolgen nach dem Nullsummenprinzip  $s_1^{new} + s_2^{new} = s_1 + s_2$
- Änderung  $\Delta$  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  $y_l$ :

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

- $\alpha$  : 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, ..).

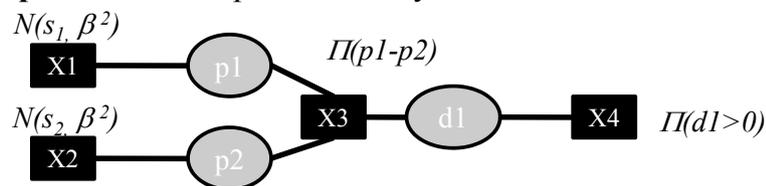
5

# True Skill

- Darstellung mittels Faktor-Graphen:

Bipartiter Graph mit Faktor und Variablen-Knoten.

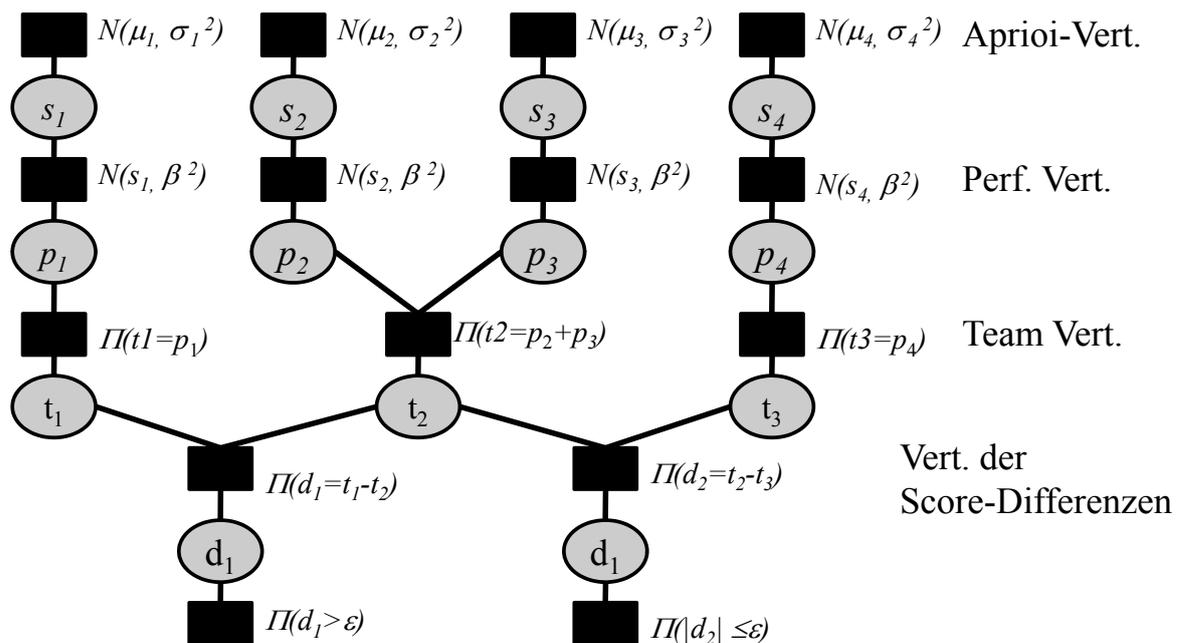
- Variablen-Knoten: Darstellungen von Verteilungsfunktionen
- Faktor-Knoten: Modellieren das Zusammenwirken von Variablen.
- Kanten: Beschreiben die Variablen die für einen Faktor zusammenwirken.
- **Beispiel:** Faktor Graph für ELO System



- **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

# Faktor Graph 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 Faktor Graph für True Skill

- Faktor Graph 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:

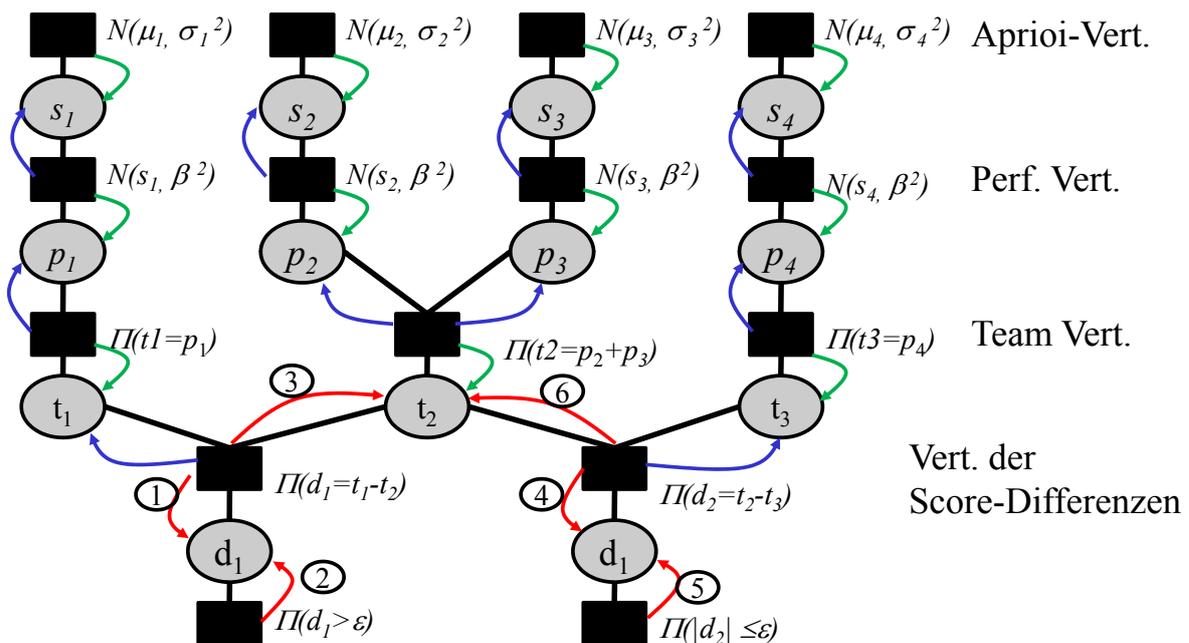
$$Pr(s | r, A) = \int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} Pr(s, p, t | r, A) dp dt$$

$s_i$  ist normalverteilt mit Erwartungswert  $\mu_i$  und Standardabweichung  $\sigma_i$

- Mit den gegebenen Faktorgraphen und den aktuellen Werten für  $\mu$  und  $\sigma$  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 kann man den Fehler zurück in Richtung  $\mu$  und  $\sigma$  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 Trueskill



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  $\mu$  und  $\sigma$ .

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 Trueskill:
  - 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 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

## TeamSkill-k

---

- Durchschnittlicher 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:**  
 $k=1$  und  $K=5$   $TS_k(T) = \frac{5}{1} \cdot \frac{1}{\binom{5}{1}} \cdot \sum_{i=1}^{\binom{5}{1}} Skill(s_{1i}) = \sum_{i=1}^5 Skill(s_{1i})$

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

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 verlässliche Ranking vorliegt.

**Idee:** Betrachtet alle Subteams für die ein verlässliche Schätzung vorliegt und die selber keine Teilmenge eines verlässlich abgeschätzten Subteams sind.

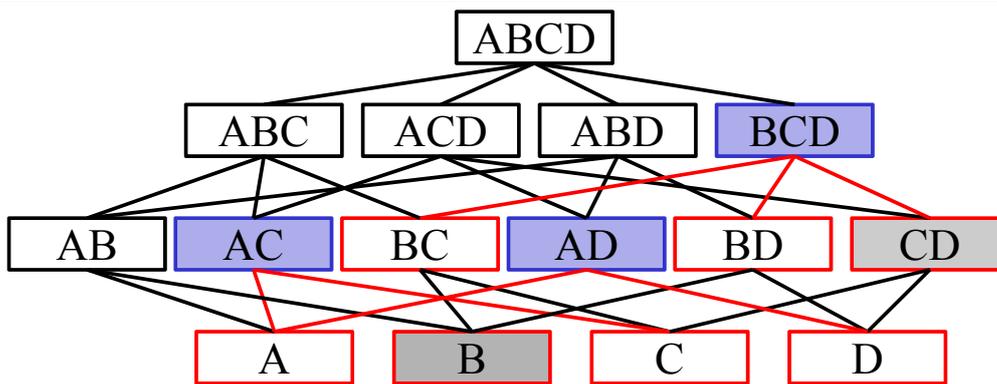
**Vorgehen:** Bestimme alle relevanten Subteams  $t_{k,i}^*$  für die  $Skill(t_{k,i})$  bestimmt werden kann und für die kein Subteam  $t_{k+l,j} \supset t_{k,i}$  existiert.

Berechne die Teamperformanz als  $K$ -fache durchschnittliche Einzelperformanz.

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

13

## Beispiel: Team Skill ALL-LS



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

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

14

# 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
  - die Sicherheit der Teilausgaben nicht berücksichtigt (vgl. Varianz im True Skill)
  - die Zuordnung des Skills auf die Spieler ein Subteams erfolgt immer gleichverteilt.
- Für die Skill-Score in Team-Skill, True Skill und ELO gilt eine symmetrische Bewertung zwischen Sieg und Niederlage.  
=> Häufig ist allerdings eine assymetrische Bewertung (Punkte Sieg > Punkte Niederlage) gewünscht, um die Spieler zu motivieren.

15

# Alternative 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.