

Recommender Systeme

Elisabeth André
Stephan Hammer
Chi Tai Dang



Human Centered Multimedia

Institute of Computer Science

Augsburg University

Universitätsstr. 6a

86159 Augsburg, Germany

- Einführung in ein aktuelles und vor allem für kommerzielle Systeme wichtiges Themengebiet (personalisierte Werbung)
- Grundlegende Filtertechniken
- Limitierungen der Grundtechniken
- Erweiterte Ansätze zur Verbesserung der Qualität von Empfehlungen
 - Hybride Ansätze
 - Nutzung von Kontext
- Aktuelle Verfahren zur Verbesserung der User Experience von Recommender Systemen kennenlernen

Recommender Systeme (dt. Empfehlungssysteme)

*...sind Systeme, die einem **Nutzer (B)** mit einem **Profil (P)** in einer **gegebenen Situation (S)** aus einer **gegebenen Entitätsmenge (M)** aktiv eine **Teilmenge (T)** „**nützlicher**“ **Elemente** empfehlen.*

Formale Definition:

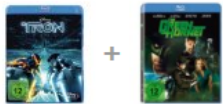
$\text{Max}(\text{Nutzwert}(B, K, T))$ mit $K = (P, M, S)$

K = Kontext

Amazon (Monatl. ca. 24.8 Mio. Nutzer in D, mehrere Millionen Artikel)

Wird oft zusammen gekauft

Kunden kaufen diesen Artikel zusammen mit [The Green Hornet \[Blu-ray\]](#) ~ Seth Rogen Blu-ray EUR 12,99



Preis für beide: EUR 32,94

[Beides in den Einkaufswagen](#)

[Verfügbarkeit und Versanddetails anzeigen](#)

Was kaufen Kunden, nachdem sie diesen Artikel angesehen haben?

- 75% kaufen**
[TRON Legacy \(limitierte Erstauflage im Steelbook / 3D Blu-ray + 2D Blu-ray + Digital Copy\) \[Blu-ray\]](#) ~ Garrett Hedlund Blu-ray ★★★★★ (145)
EUR 21,69
- 8% kaufen**
[The Green Hornet \[Blu-ray\]](#) ~ Seth Rogen Blu-ray ★★★★★ (48)
EUR 12,99
- 7% kaufen**
[Tron/TRON Legacy - Two-Movie Collection \[Blu-ray\]](#) ~ Bruce Boxleitner Blu-ray ★★★★★ (20)
EUR 25,95
- 5% kaufen**
[True Grit \(inklusive DVD + Digital Copy\) \[Blu-ray\]](#) ~ Jeff Bridges Blu-ray ★★★★★ (46)
EUR 14,99

[➤ Weitere Artikel entdecken](#)

Kunden, die diesen Artikel gekauft haben, kauften auch

Seite 1 von 8



[The Green Hornet \[Blu-ray\]](#) Blu-ray ~ Seth Rogen
★★★★☆ (48)
EUR 12,99



[Thor \(3D Version inkl. 2D Blu-ray, DVD...](#)
Blu-ray ~ Chris Hemsworth
★★★★☆ (12)
EUR 22,99



[Pirates of the Caribbean - Fremde Gezeiten...](#)
Blu-ray ~ Ian McShane
★★★★☆ (75)
EUR 27,95



[Fast & Furious Five \(Limited Collector's...](#)
Blu-ray ~ Vin Diesel
★★★★☆ (16)
EUR 39,97



[TRON \[Blu-ray\] \[Special Edition\]](#) Blu-ray ~ David Warner
★★★★☆ (67)
EUR 15,95



[True Grit \(Limited Steelbook, inklusive DV...](#) Blu-ray ~ Jeff Bridges
★★★★☆ (9)



[Die Chroniken von Narnia: Die Reise auf...](#)
Blu-ray ~ Georgie Henley
★★★★☆ (85)
EUR 16,95

Immobilienscout24

Mietwohnungen in Innenstadt suchen

Auswahl Stadtteil/Gemeinde	Weitere Suchkriterien (Optional)
<input checked="" type="checkbox"/> Innenstadt 212 Weitere Stadtteile/Gemeinden hinzufügen? <input type="checkbox"/> Antonsviertel 24 <input type="checkbox"/> Bergheim 2 <input type="checkbox"/> Bärenkeller 9 <input type="checkbox"/> Firmhaberau 2 <input type="checkbox"/> Göggingen 52	Zimmer: <input type="text"/> bis <input type="text"/> Wohnfläche: <input type="text"/> bis <input type="text"/> m ² Kaltmiete: <input type="text"/> bis <input type="text"/> EUR <input type="button" value="Ergebnisse anzeigen"/>



Mietwohnungen in Innenstadt: 12 aktuelle Angebote

Ihre Suchkriterien: 3 - 4 Zimmer, 50 - 100 m² Wohnfläche, 300 - 600 EUR Kaltmiete in Bayern, Au

Suche ändern

Ort:
Bayern, Augsburg, Innenstadt
[Ändern](#)

Zimmer:
3 - 4

Wohnfläche (m²):
50,00 - 100,00

Kaltmiete (EUR):
300,00 - 600,00

12 Mietwohnungen gefunden

Zu dieser Suche die neuesten Angebote:

Seite 1 von 1 Sortieren nach: Kaltmiete (höchste zuerst)

schöner wohnen... 3 Zimmerwohnung- Zentrumsnah **Balkon**

EBK Energie

Kaltmiete: 560 EUR
Wohnfläche: 83,1 m²
Zimmer: 3

Oblatterwallstr.36 c, Innenstadt, Augsburg

[Details](#) [Merken](#)

Über den Dächern von Augsburg - 3 ZKB - Balkon **EBK** **Energie**

Kaltmiete: 550 EUR
Wohnfläche: 70 m²
Zimmer: 3

Innenstadt, Augsburg

[Details](#) [Merken](#)


Bismarckviertel 3 ZKB **Balkon**

Kaltmiete: 540 EUR
Wohnfläche: 72,2 m²
Zimmer: 3


Alpenstraße 13, Innenstadt, Augsburg

[Details](#) [Merken](#)

Über **4** Mio. Mieter und Käufer jeden Monat - auch aus Ihrer Region!




Sehen Sie Personen, die Sie kennen? Verbinden Sie sich gleich mit Ihnen.




Research Assistant bei
University of Augsburg

Vernetzen



Senior Member of
Technical Staff, Oracle


Vernetzen




System Engineer bei
Berner & Matner

Vernetzen

Weitere Personen finden, die Sie kennen »




Stellen, die Sie vielleicht interessieren




Design Lead
Google – Munich,
Germany

Stelle anzeigen



**Research Scientist (m/f)
– Data Analytics, Data**
Siemens – Germany -
München

Stelle anzeigen



**Wissenschaftlicher
Mitarbeiter (m/f)**
Boehringer Ingelheim –
Biberach

Stelle anzeigen

Weitere Stellenangebote anzeigen »

Jobs, die Sie interessieren könnten

Empfehlungen bewerten

<p>SCHERER Ingenieur für Projekte</p> <p>Usability Engineer Healthcare ... Scherer Ingenieure, Erlangen Vor 9 Tagen</p> <p>👤 Passt zu Ihren "Ich biete"-Angaben</p>	<p>XING</p> <p>Werkstudent (m/w) User Researc... XING AG, Hamburg Vor etwa 2 Monaten</p> <p>👤 Passt zu Ihren "Ich biete"-Angaben</p>	<p>SPARKS</p> <p>Gestalte die automobile Zukunf... SPARKS GmbH, Süddeutschland Vor 2 Monaten</p> <p>👤 Passt zu Ihrem Profil</p>
<p>SPARKS</p> <p>Erprobung HMI (m/w, Weissach/S... SPARKS GmbH, Weissach / Stuttgart Vor etwa 2 Monaten</p> <p>👤 Passt zu Ihrem Profil</p>	<p>arsmedium</p> <p>user experience designer web... arsmedium group emotional br..., Nürnberg Vor 28 Tagen</p> <p>👤 Passt zu Ihren "Ich biete"-Angaben</p>	<p>USEEDS user centered thinking</p> <p>Business Designer (m/f) USEEDS* GmbH, Berlin Vor 19 Tagen</p> <p>👤 Passt zu Ihren "Ich biete"-Angaben</p>

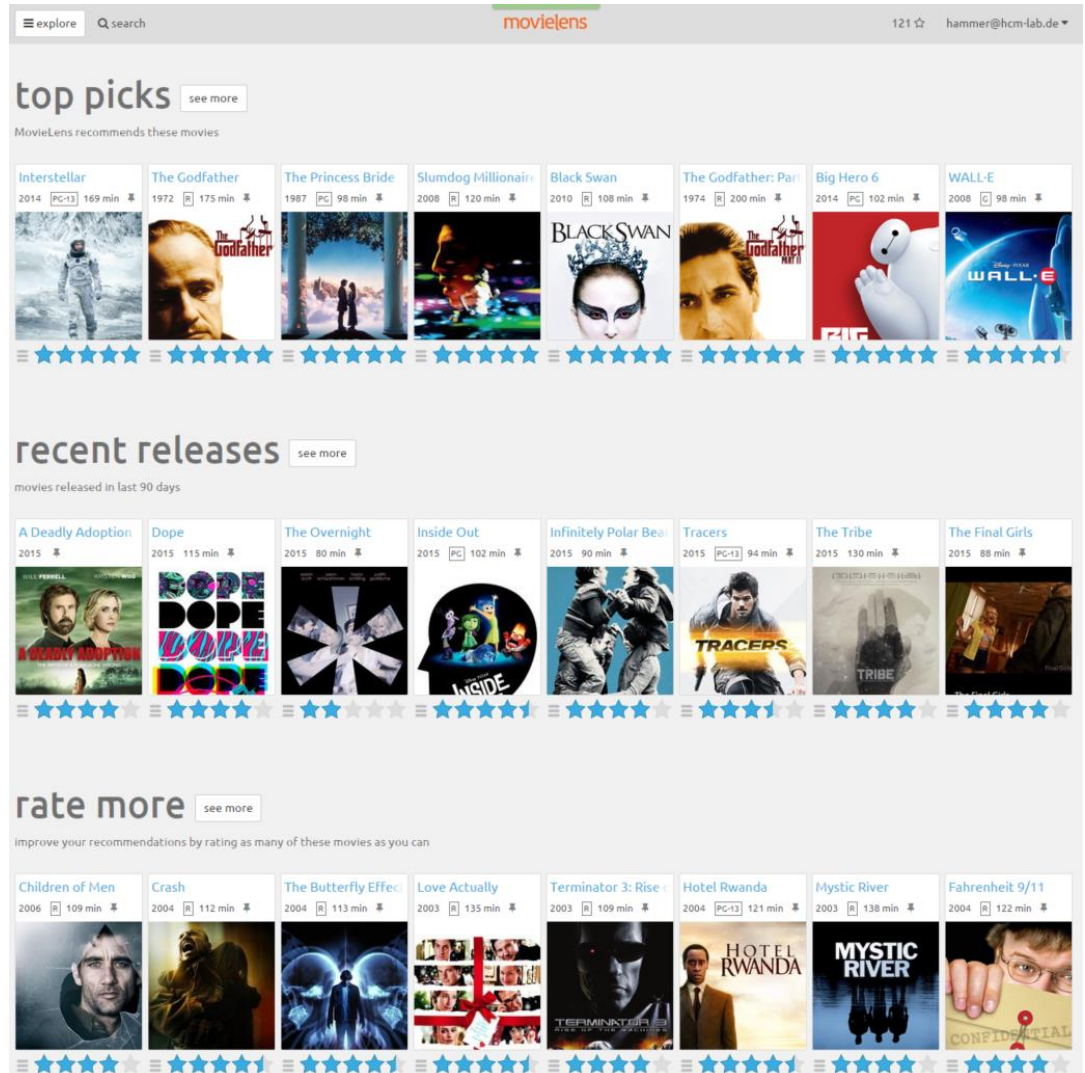
▼ 14 weitere Job-Empfehlungen

MovieLens

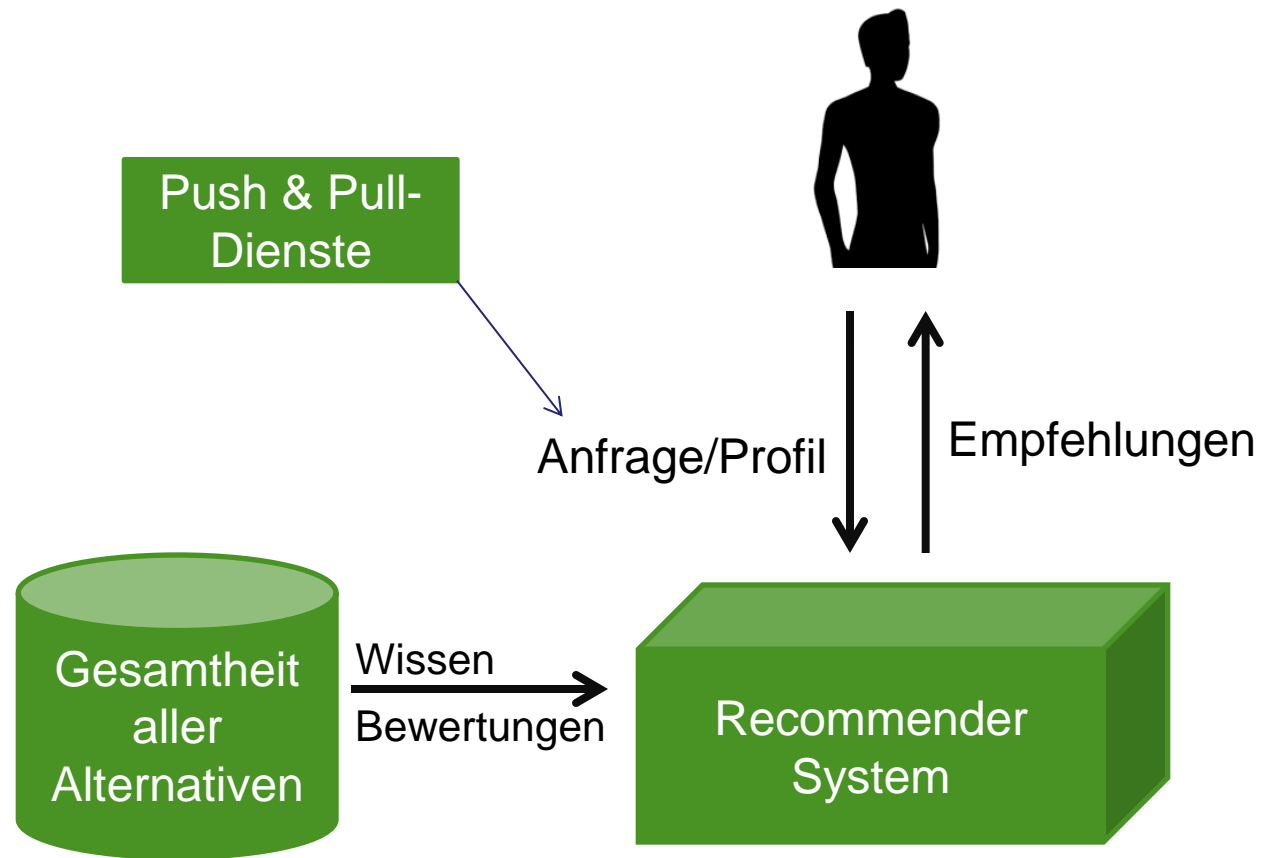
<https://movielens.org/home>

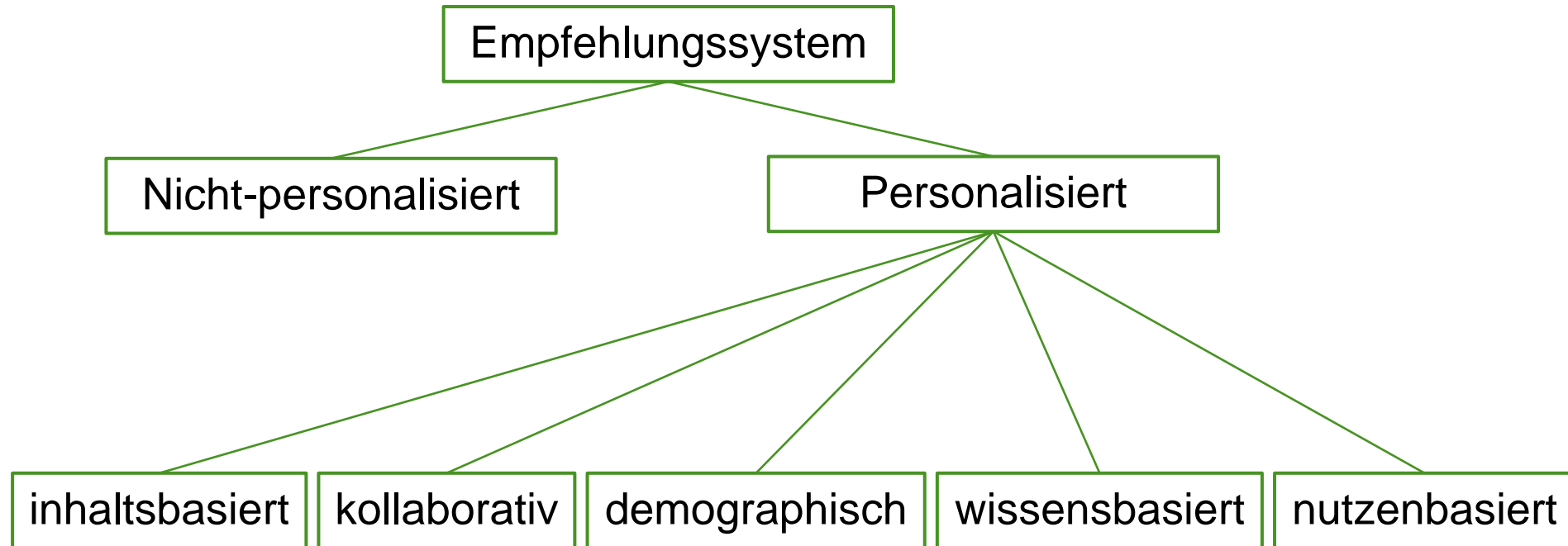


Joseph Konstan



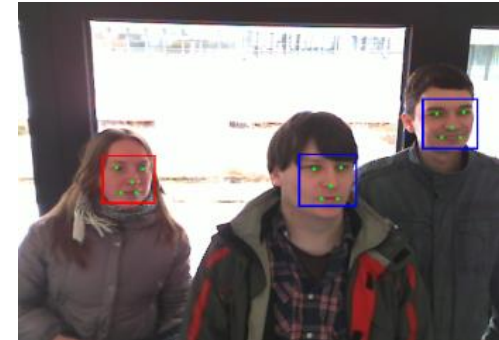
The screenshot shows the MovieLens website interface. At the top, there is a navigation bar with "explore", "search", and the "movielens" logo. The main content area is divided into three sections: "top picks", "recent releases", and "rate more". Each section displays a grid of movie posters with their titles, release years, ratings, and durations. Below each poster is a row of blue stars for rating. The "top picks" section includes movies like "Interstellar", "The Godfather", "The Princess Bride", "Slumdog Millionaire", "Black Swan", "The Godfather: Part II", "Big Hero 6", and "WALL-E". The "recent releases" section includes "A Deadly Adoption", "Dope", "The Overnight", "Inside Out", "Infinitely Polar Bear", "Tracers", "The Tribe", and "The Final Girls". The "rate more" section includes "Children of Men", "Crash", "The Butterfly Effect", "Love Actually", "Terminator 3: Rise of the Machines", "Hotel Rwanda", "Mystic River", and "Fahrenheit 9/11".





Filtertechnik	Hintergrund	Eingabe	Vorgehen
Kollaborativ	Bewertungen der Nutzer U für Objekte in O	Bewertungen des Nutzers u für Objekte in O.	Finde Nutzer in U, die ähnlich zu u sind. Extrapoliere aus deren Bewertungen für o.
Inhaltsbasiert	Merkmale der Objekte in O	Bewertungen von u für Objekte in O.	Generiere einen Klassifikator der zu u's Bewertungen passt und wende ihn auf o an.
Demographisch	Demographische Daten der Nutzer U und deren Bewertungen für Objekte in O	Demographische Informationen über u	Finde Nutzer in U, die ähnlich zu u sind. Extrapoliere aus deren Bewertungen für o.
Wissensbasiert	Merkmale der Objekte in O und Wissen darüber, wie die Objekte Bedürfnissen der Nutzer erfüllen.	Beschreibung der Bedürfnisse von u	Schätze ab, ob o die Bedürfnissen von u erfüllt.
Nutzenbasiert	Merkmale der Objekte in O	Nutzenfunktion für die Objekte in O, die die Präferenzen von u beschreibt.	Setze die Funktion für alle Objekte in O ein und bestimme den Rang von o.

- Wissen über den Nutzer:
 - Demographische Informationen (Alter, Geschlecht, Familienstand...)
- Datenbasis:
 - Vom Nutzer bewertete oder gekaufte Objekte
- Was wird empfohlen?
 - Objekte, die demographisch ähnliche Nutzer mögen



- Wissen über den Nutzer:
 - Anforderungen/Bedürfnisse des Nutzers
- Datenbasis:
 - Eigenschaften von Objekten
 - Zusammenhänge zwischen Eigenschaften der Objekte und Anforderungen/Bedürfnissen des Nutzers
 - **Regelbasierte Systeme:** Formulieren des Wissens als Regeln
 - **Fallbasierte Systeme:** Abgleich mit früheren Fällen
- Was wird empfohlen?
 - Objekte, die den Anforderungen des Nutzers genügen

Wissenbasiertes Filtern

Regelbasiertes Filtern: Beispiel: Immobilienscout24

IF (Stadtteil == „Augsburg, Innenstadt“
AND $3 \leq \# \text{Zimmer} \leq 4$
AND $50 \leq \text{Fläche} \leq 100$
AND $300 \leq \text{Miete} \leq 600$
AND hat „Balkon/Terrasse“)
THEN ADD APARTMENT

Mietwohnungen in Innenstadt: 12 aktuelle Angebote

Ihre Suchkriterien: 3 - 4 Zimmer, 50 - 100 m² Wohnfläche, 300 - 600 EUR Kaltmiete in Bayern, Au

Suche ändern

Ort:
Bayern, Augsburg, Innenstadt
[Ändern](#)

Zimmer:
3 - 4

Wohnfläche (m²):
50,00 - 100,00

Kaltmiete (EUR):
300,00 - 600,00

[Suchen](#)

Eigene Kriterien

[Los](#)

z.B.: Altbau, Kamin

Suche verfeinern

Wohnungstyp:

- ☐ Dachgeschoss (1)
- ☐ Loft (0)
- ☐ Maisonette (0)
- ☐ Penthouse (0)
- ☐ Terrassenwohnung (0)
- ☐ Souterrain (0)
- ☐ Erdgeschoss (0)
- ☐ Etagenwohnung (11)

Ausstattung / Sonstiges:

- ☐ Einbauküche (6)
- ☐ Garage/Stellplatz (4)
- ☒ Balkon/Terrasse
- ☐ Garten/-mitbenutzung (1)

12 Mietwohnungen gefunden

Zu dieser Suche die neuesten Angebote: [Neue Angebote per E-Mail](#)

Seite 1 von 1 Sortieren nach: Kaltmiete (höchste zuerst)

schöner wohnen... 3 Zimmerwohnung - Zentrumsnah [Balkon](#) [EBK](#) [Energie](#)

Kaltmiete: 560 EUR
Wohnfläche: 83,1 m²
Zimmer: 3

[Details](#) [Merken](#)

Oblatterwallstr.36 c, Innenstadt, Augsburg

Über den Dächern von Augsburg - 3 ZKB - [Balkon](#) [EBK](#) [Energie](#)

Kaltmiete: 550 EUR
Wohnfläche: 70 m²
Zimmer: 3

[Details](#) [Merken](#)

Innenstadt, Augsburg

Bismarckviertel 3 ZKB [Balkon](#)

Kaltmiete: 540 EUR
Wohnfläche: 72,2 m²
Zimmer: 3

[Details](#) [Merken](#)

Alpenstraße 13, Innenstadt, Augsburg

Über 4 Mio. Mieter und Käufer jeden Monat - auch aus Ihrer Region! [Inserieren](#)

Fallbasiertes Filtern - Vorgehen:

1. Retrieve

= Finde die ähnlichsten Fälle zum aktuellen Fall

2. Reuse

= Kopiere die gefundenen Fälle oder passe sie an den gegebenen Fall an

3. Revise

= Evaluiere die Lösungen für die ähnlichen Fälle und überarbeite sie falls nötig

4. Retain

= Entscheide, ob die ausgewählte Lösung gut genug war, um sie in die Falldatenbank aufzunehmen

- Wissen über den Nutzer:
 - Interessen/Anforderungen des Nutzers
 - Objekte, die der Nutzer mag
- Datenbasis:
 - Eigenschaften von Objekten
- Was wird empfohlen?
 - Objekte, die den Anforderungen des Nutzers entsprechen
 - Objekte, die den präferierten Objekten des Nutzers am ähnlichsten sind

Vorgehen:

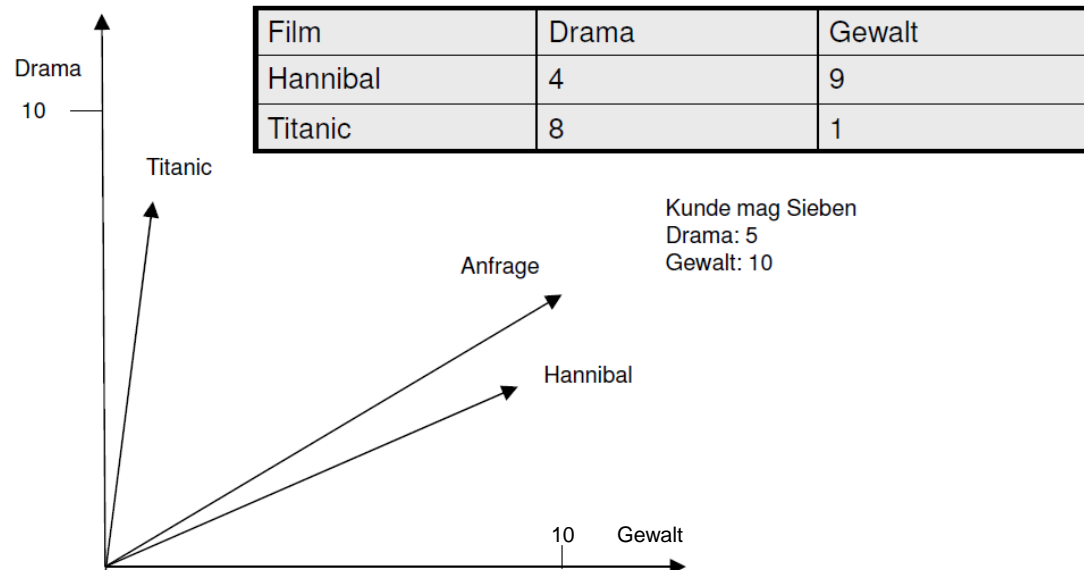
1. Beschreibung der Inhalte aller Dokumente
 - Repräsentative Schlüsselwörter
 - Mit Gewichten versehen

Film	Drama	Liebe	Gewalt	Humor	Action
Sieben	5	1	10	1	5
Hannibal	4	0	9	2	3
Titanic	8	10	1	1	2

2. Bestimmung von Ähnlichkeiten
 - Exact Match
 - Best Match

Vektorraum Modell:

- Repräsentation der Objekte und des Nutzerprofils durch Vektoren in einem mehrdimensionalen Raum
- Jede Dimension steht für eine Eigenschaft der Objekte
- Eintrag entspricht Bewertung/Gewichtung einer Eigenschaft
- Bestimmung der besten Objekte durch Ähnlichkeitsmaße, die den Abstand zwischen Anfragevektor und Objektvektoren berechnet.



Beispiele für Ähnlichkeitsmaße

- Bewertungen eines Objektes i aus der Menge I von Nutzern u und v :

$$r(u,i), r(v,i)$$

- Mean squared differences

$$sim_1(u, v) = \frac{\bar{u} \cdot \bar{v}}{|I|} = \frac{\sum_{i \in I} r(u,i) \cdot r(v,i)}{|I|}$$

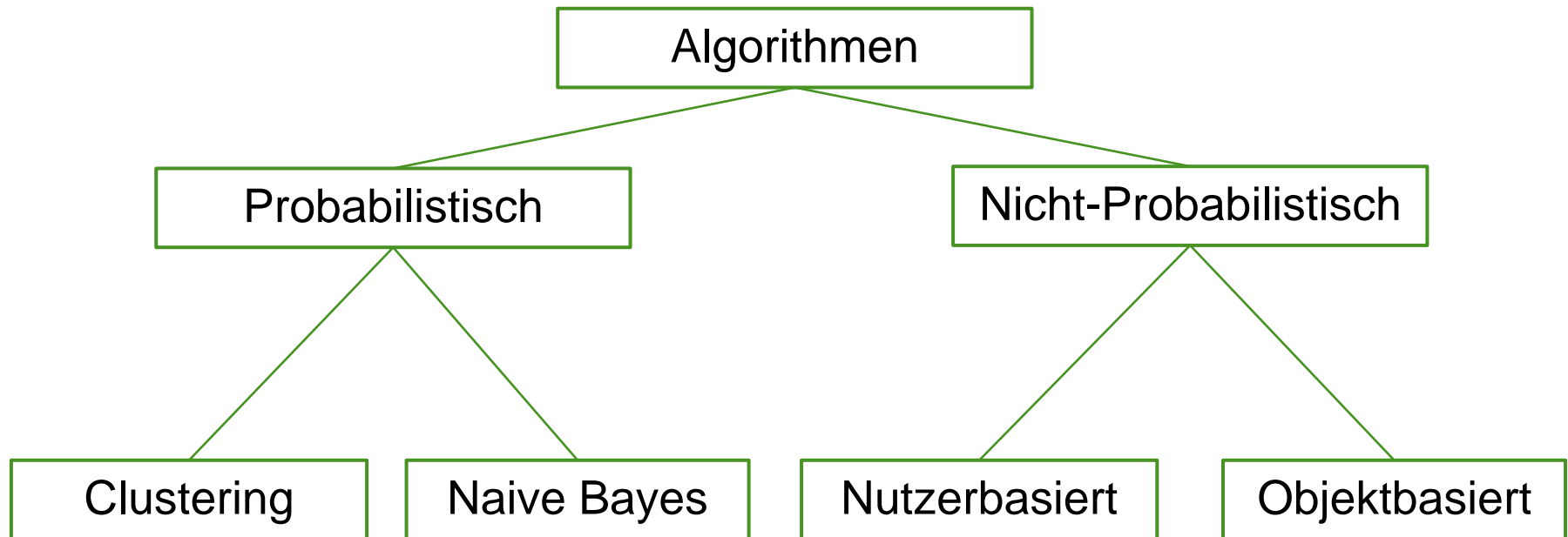
- Cosinus

$$sim_2(u, v) = \frac{\bar{u} \cdot \bar{v}}{|\bar{u}| \cdot |\bar{v}|} = \frac{\sum_{i \in I} r(u,i) \cdot r(v,i)}{\sqrt{\sum_{i \in I} r(u,i)^2} \cdot \sqrt{\sum_{i \in I} r(v,i)^2}}$$

- Pearson/Spearman

$$sim_3(u, v) = \frac{(\bar{u} - \bar{\bar{u}}) \cdot (\bar{v} - \bar{\bar{v}})}{|\bar{u} - \bar{\bar{u}}| \cdot |\bar{v} - \bar{\bar{v}}|} = \frac{\sum_{i \in I} (r(u,i) - \bar{r}(u))(r(v,i) - \bar{r}(v))}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r(u,i) - \bar{r}(u))^2} \sqrt{\sum_{i \in I} (r(v,i) - \bar{r}(v))^2}}$$

- Wissen über den Nutzer:
 - Objekte, die der Nutzer bewertet bzw. gekauft hat
- Datenbasis:
 - Bewertungen von Nutzern für Objekte
- Was wird empfohlen?
 - Objekte, die ähnliche Nutzer mögen bzw. die ähnlich bewertet wurden
 - Ähnliche Nutzer: Nutzer, die gleiche Objekte ähnlich bewertet oder gekauft haben



Vorgehen:

1. Ähnlichkeiten zwischen Nutzern bestimmen
2. Ähnlichste Nutzer auswählen
3. Empfehlungen anhand der ähnlichsten Nutzer erstellen

1. Ähnlichkeiten zwischen Nutzern bestimmen

- Meistens anhand der Objekte, die beide bewertet haben.
- Vektorielle Darstellung der Bewertungen von Nutzern u und v :

$$\bar{u}, \bar{v}$$

- Von beiden Nutzern bewertete Objekte:

$$I_{uv} = \{i \in I \mid r(u, i) \neq \emptyset \ \& \ r(v, i) \neq \emptyset\}$$

- Durchschnittliche Bewertung eines Nutzers s

$$\bar{r}(s) = \frac{\sum_{i \in I(s)} r(s, i)}{|I(s)|} \text{ mit } I(s) = \{i \in I \mid r(s, i) \neq \emptyset\}$$

- Beispiel für Nutzer U :

$$I(U) = \{a, b\}$$

$$\bar{r}(U) = \frac{1}{2} * (2 + 1) = 1.5$$

User/Item	a	b	c	d	e
U	2	1	\emptyset	\emptyset	\emptyset
A	1	1	1	\emptyset	\emptyset
B	1	\emptyset	\emptyset	1	\emptyset
C	3	\emptyset	\emptyset	\emptyset	2

1. Ähnlichkeiten zwischen Nutzern bestimmen

- Beispiel mit Pearson/Spearman: Berechne Ähnlichkeit zwischen Nutzer Ken und allen anderen Nutzern

$$sim_3(u, v) = \frac{(\bar{u} - \bar{\bar{u}}) \cdot (\bar{v} - \bar{\bar{v}})}{|\bar{u} - \bar{\bar{u}}| \cdot |\bar{v} - \bar{\bar{v}}|} = \frac{\sum_{i \in I} (r(u, i) - \bar{r}(u))(r(v, i) - \bar{r}(v))}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r(u, i) - \bar{r}(u))^2 \sum_{i \in I} (r(v, i) - \bar{r}(v))^2}}$$

User/Item	a	b	c	d	e
Ken	1	5	-	2	4
Lee	4	2	-	5	1
Meg	2	4	3	-	-
Nan	2	4	-	5	1

$$sim_3(Ken, Meg) = \frac{(1-3)(2-3) + (5-3)(4-3)}{\sqrt{((1-3)^2 + (5-3)^2)((2-3)^2 + (4-3)^2)}} = \frac{2+2}{\sqrt{16}} = \frac{4}{4} = 1$$

Bonusaufgabe (Teil 1):

Berechnen Sie die Ähnlichkeiten zwischen Ken und Lee (linke Hälfte) bzw. Ken und Nan (rechte Hälfte)

1. Ähnlichkeiten zwischen Nutzern bestimmen

- Beispiel mit Pearson/Spearman: Berechne Ähnlichkeit zwischen Nutzer Ken und allen anderen Nutzern

$$sim_3(u, v) = \frac{(\bar{u} - \bar{\bar{u}}) \cdot (\bar{v} - \bar{\bar{v}})}{|\bar{u} - \bar{\bar{u}}| \cdot |\bar{v} - \bar{\bar{v}}|} = \frac{\sum_{i \in I} (r(u, i) - \bar{r}(u))(r(v, i) - \bar{r}(v))}{\sqrt{\sum_{i \in I} (r(u, i) - \bar{r}(u))^2 \sum_{i \in I} (r(v, i) - \bar{r}(v))^2}}$$

User/Item	a	b	c	d	e
Ken	1	5	-	2	4
Lee	4	2	-	5	1
Meg	2	4	3	-	-
Nan	2	4	-	5	1

$$sim_3(Ken, Meg) = \frac{(1-3)(2-3) + (5-3)(4-3)}{\sqrt{((1-3)^2 + (5-3)^2)((2-3)^2 + (4-3)^2)}} = \frac{2+2}{\sqrt{16}} = \frac{4}{4} = 1$$

$$sim_3(Ken, Lee) = \frac{-2-2-2-2}{\sqrt{10*10}} = \frac{-8}{10} = -0.8$$

$$sim_3(Ken, Nan) = \frac{2+2-2-2}{\sqrt{10*10}} = \frac{0}{10} = 0$$

- Ken tendiert dazu mit Meg übereinzustimmen und mit Lee nicht übereinzustimmen. Über die Ähnlichkeit zu Nan kann keine eindeutige Aussage getroffen werden.

2. Auswahl der ähnlichsten Nutzer (**Menge S**) von Nutzer u:

- Similarity threshold
 - Threshold Wert T
 - Nutzer, mit höherer Ähnlichkeit gehören zu S.
 - Beispiel: T = 0,5
- Aggregate neighborhood
 - Wie Similarity threshold
 - Bei zu kleiner Menge:
 - Durchschnittsnutzer u^* aus allen Nutzern der Menge S bilden
 - Ähnlichster Nutzer außerhalb von S wird zu S hinzugefügt.
 - Iteration bis Menge groß genug
 - Beispiel: T = 0,8; $u^* = 0,95$; D \rightarrow S
- Top-K
 - Die k ähnlichsten Nutzer bilden S
 - Beispiel: k = 3

Nutzer	Ähnlich-keit
A	1,0
C	0,9
D	0,6
B	0,3

2. Empfehlungen anhand der ähnlichsten Nutzer erstellen:

- Ziel: Abschätzung einer Bewertung für ein für u neues Objekt anhand der Bewertungen der Nutzer in S
- Beispiele für Aggregatsfunktionen:

1. Durchschnitt:
$$r_1(u, i) = \frac{1}{|S|} \sum_{s \in S} r(s, i)$$

(Nachteil: alle Nutzer werden gleichstark berücksichtigt.)

2. Gewichtete Summe:
$$r_2(u, i) = \frac{1}{\sum_{s \in S} |sim(u, s)|} \sum_{s \in S} sim(u, s) \cdot r(s, i)$$

(Nachteil: Nutzer schöpfen die Skala unterschiedlich stark aus. Nutzer, die stets sehr hohe oder niedrige Bewertungen geben, werden stärker berücksichtigt.)

3. Angepasste gewichtete Summe:

$$r_3(u, i) = \bar{r}(u) + \frac{1}{\sum_{s \in S} |sim(u, s)|} \sum_{s \in S} sim(u, s) \cdot (r(s, i) - \bar{r}(s))$$

Problem:

- Hoher Rechenaufwand
- Schlechte Skalierbarkeit:
 - Sehr viele Nutzer und sehr viele Objekte im realen Einsatz
 - Beispiel: Amazon über 27 Mio. Nutzer, mehrere Millionen Artikel
- Komplette neue Berechnung nötig, wenn neue Objekte bewertet werden

Ziel: Ähnlichkeiten zwischen Objekten aus I bestimmen

User/Item	i1	i2	i3	i4	i5
U1	1	0	0	0	1
U2	1	0	0	-1	1
U3	0	0	0	-1	1
U4	1	1	1	1	1

Vorgehen:

1. Transformation der User-Item Matrix in eine Item-Item Matrix
2. Berechnung der zu empfehlenden Objekt

Vorgehen:

1. Transformation der User-Item Matrix in eine Item-Item Matrix

Beispiele:

Vergleich der Objekte i1 und i2: $\text{Sim}(i1, i2) = 2/4 = 0.5$

Vergleich der Objekte i4 und i5: $\text{Sim}(i4, i5) = 1/4 = 0.25$

User/Item	i1	i2	i3	i4	i5
U1	1	0	0	0	1
U2	1	0	0	-1	1
U3	0	0	0	-1	1
U4	1	1	1	1	1

Item/Item	i1	i2	i3	i4	i5
i1	0	0.5			
i2	0.5	0			
i3			0		
i4				0	0.25
i5				0.25	0

Bonusaufgabe (Teil 2):

Berechnen sie die restlichen Ähnlichkeiten für i4 (linke Hälfte)
bzw. für i5 (rechte Hälfte)

User/Item	i1	i2	i3	i4	i5
U1	1	0	0	0	1
U2	1	0	0	-1	1
U3	0	0	0	-1	1
U4	1	1	1	1	1

Item/Item	i1	i2	i3	i4	i5
i1	0	0.5	0.5		
i2	0.5	0	1.0		
i3	0.5	1.0	0		
i4				0	0.25
i5				0.25	0

Bonusaufgabe 12 (Teil 2):

Berechnen sie die restlichen Ähnlichkeiten für i4 (linke Hälfte)
bzw. für i5 (rechte Hälfte)

User/Item	i1	i2	i3	i4	i5
U1	1	0	0	0	1
U2	1	0	0	-1	1
U3	0	0	0	-1	1
U4	1	1	1	1	1

Item/Item	i1	i2	i3	i4	i5
i1	0	0.5	0.5	0.25	0.75
i2	0.5	0	1.0	0.5	0.25
i3	0.5	1.0	0	0.5	0.25
i4	0.25	0.5	0.5	0	0.25
i5	0.75	0.25	0.25	0.25	0

Vorgehen:

2. Berechnung der zu empfehlenden Objekte

- Matrix M beschreibt Ähnlichkeit zwischen Objekten
- U beschreibt, welche Objekte der Nutzer U bereits gekauft hat.
- N beschreibt die Anzahl an erwünschten Empfehlungen

$$M = \begin{bmatrix} 0 & 0.5 & 0.5 & 0.25 & 0.75 \\ 0.5 & 0 & 1.0 & 0.5 & 0.25 \\ 0.5 & 1.0 & 0 & 0.5 & 0.25 \\ 0.25 & 0.5 & 0.5 & 0 & 0.25 \\ 0.75 & 0.25 & 0.25 & 0.25 & 0 \end{bmatrix} \quad U = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad N = 2$$

$$x \leftarrow M \cdot U = [0.75 \quad 0.75 \quad 0.75 \quad 0.5 \quad 0.75]'$$

$$x \leftarrow [0 \quad 0.75 \quad 0.75 \quad 0 \quad 0]'$$

- Nutzer U bekommt die Objekte i2 und i3 empfohlen

- Cold Start Problem:
 - New User Problem:
 - Neue Nutzer mit keinen oder wenigen Bewertungen sind schwer vergleichbar
 - u.a. bei kollaborativen und inhaltsbasierten Filtern
 - New Item Problem:
 - Neue Objekte mit keinen oder wenigen Bewertungen sind schwer vergleichbar
 - u.a. bei kollaborativen und demographischen Filtern
- Sparsity Problem:
 - In sehr großen Suchräumen und bei kurzlebigen Objekten (z.B. Nachrichten) haben selbst populäre Objekte nur wenige Bewertungen
 - u.a. bei kollaborativen, demographischen und inhaltsbasierten Filtern

- Gray Sheep Problem:
 - Es ist schwierig für Nutzer, die wenig Gemeinsamkeiten zu anderen Nutzern haben, Empfehlungen abzugeben.
- Lemming-Effekt:
 - Populäre Objekte, die immer mehr positive Bewertungen erhalten, werden immer mehr empfohlen
- Monotonie:
 - u.a. bei inhaltsbasierten Techniken
 - keine Empfehlungen zu Produkten aus anderen Bereichen
 - Ist man erst in eine bestimmte Schublade gesteckt worden, ist es schwer wieder aus dieser herauszukommen.
 - Keine Objekte empfehlen, die der Nutzer bereits kennt. (Oder doch?)

Hybride Recommender Systeme

Ziele:

- Kompensation negativer Eigenschaften einzelner Filtertechniken durch Kombination von zwei oder mehr Filtertechniken
- Güte der Empfehlungen erhöhen
- Rechenzeit reduzieren

Kombinationsmethoden

Monolithisch

Feature-
Kombination

Feature-
Vermischung

Pipeline

Kaskade

Meta-Level

Parallelisiert

Gewichtet

Gemischt

Wechselnd



Kombinations- methode	Beschreibung
Gewichtet	Kombination der Ergebnisse einzelner Filtertechniken basierend auf Gewichtung der Techniken
Wechselnd	Nutzung der Filtertechnik, die aktuell die größte Nützlichkeit bzw. Korrektheit vorweist
Gemischt	Ergebnisse verschiedener Filtertechniken werden gleichzeitig präsentiert
Feature- Kombination	Rohdaten eines Filters dienen als Eingabe eines anderen Filters (z.B. Nutzerbewertungen für inhaltsbasierte Filter)
Feature- Vermischung	Interpretierte Daten eines Filters als Eingabe eines anderen Filters. (z.B. Künstliche Bewertungen für ein kollaboratives System anhand von regelbasierten Techniken (z.B. Textlänge, Anzahl Rechtschreibfehler))
Kaskade	Eine Filtertechnik verfeinert die Ergebnisse eines anderen.
Meta-Level	Das erlernte Modell eines Filters wird als Eingabe für einen anderen Filter verwendet. (z.B. Erstellung eines Nutzermodells anhand inhaltsbasierter Techniken, dann kollaboratives Filtern)

Hybride Recommender Systeme

Table IV: Possible and Actual (or Proposed) Recommendation Hybrids

	Weighted	Mixed	Switching	Feature Combination	Cascade	Feature Aug.	Meta-level
CF/CN	P-Tango	PTV, ProfBuilder	DailyLearner	(Basu, Hirsh & Cohen 1998)	Fab	Libra	
CF/DM	(Pazzani 1999)						
CF/KB	(Towle & Quinn 2000)		(Tran & Cohen, 2000)				
CN/CF							Fab, (Condliff, et al. 1999), LaboUr
CN/DM	(Pazzani 1999)			(Condliff, et al. 1999)			
CN/KB							
DM/CF							
DM/CN							
DM/KB							
KB/CF					EntreeC	GroupLens (1999)	
KB/CN							
KB/DM							

(CF = collaborative, CN = content-based, DM = demographic, KB = knowledge-based / utility-based)

 Redundant
 Not possible

(Burke, 2002)

Vorteile:

- Vor allem Kollaboratives Filtern entspricht einem intuitiven Vorgehen der menschlichen Entscheidungsfindung
- Stetige Weiterentwicklung der Filtertechniken hat zu immer besseren Empfehlungen geführt

Nachteile:

1. Was ein Nutzer möchte, hängt von seiner Persönlichkeit, seiner Intention und/oder der aktuellen Situation und Umgebung ab.
2. Menschliche Entscheidungsfindung wird bisher kaum berücksichtigt
 - a) Vielfalt der Empfehlungen
 - b) Präsentation der Empfehlungen (z.B. Erklärungen)

Context-aware Recommender Systems (CARS)

- Was ein Nutzer möchte, hängt auch von seiner Intention und/oder der aktuellen Situation und Umgebung ab.
- Beispiele:



Kinobesuch mit Freundin
vs.
Kinobesuch mit Kumpels



PS3 Spiel für Eigengebrauch
vs.
Spielzeug als Geschenk für Patenkind



Weg zur Arbeit bei gutem Wetter
vs.
Weg zur Arbeit bei schlechtem Wetter



Hello Kitty Kotbeutel grau/rot, 3 Rollen

Posteingang x Amazon x

Amazon.de vfe-campaign-response@amazon.de über bounces.amazon.com
an mich ▾

03:27 (vor 22)


wir haben [Empfehlungen](#) für Sie

Per E-Mail oder zum Selbstaussdrucken › [Amazon.de Geschenkgutscheine](#)


amazon.de Prime

[Mein Amazon.de](#) [Sonderangebote](#) [Alle Kategorien](#)


Sie suchen Produkte aus der Kategorie Tierbedarf? Dann haben wir die folgende Auswahl für Sie.




[Hello Kitty Kotbeutel grau/rot, 3 Rollen](#)
von Hello Kitty

Preis: EUR 5,95
Verkauf durch [Lauf-Kundschaft](#) und [Versand durch Amazon.de](#).


[Weitere Informationen](#)
[Auf meinen Wunschzettel](#)



[Hello Kitty Kotbeutel rosa/weiss, 3 Rollen](#)
von Hello Kitty

Preis: EUR 5,95 (EUR 1,98 / Stück)
Verkauf durch [Lauf-Kundschaft](#) und [Versand durch Amazon.de](#).


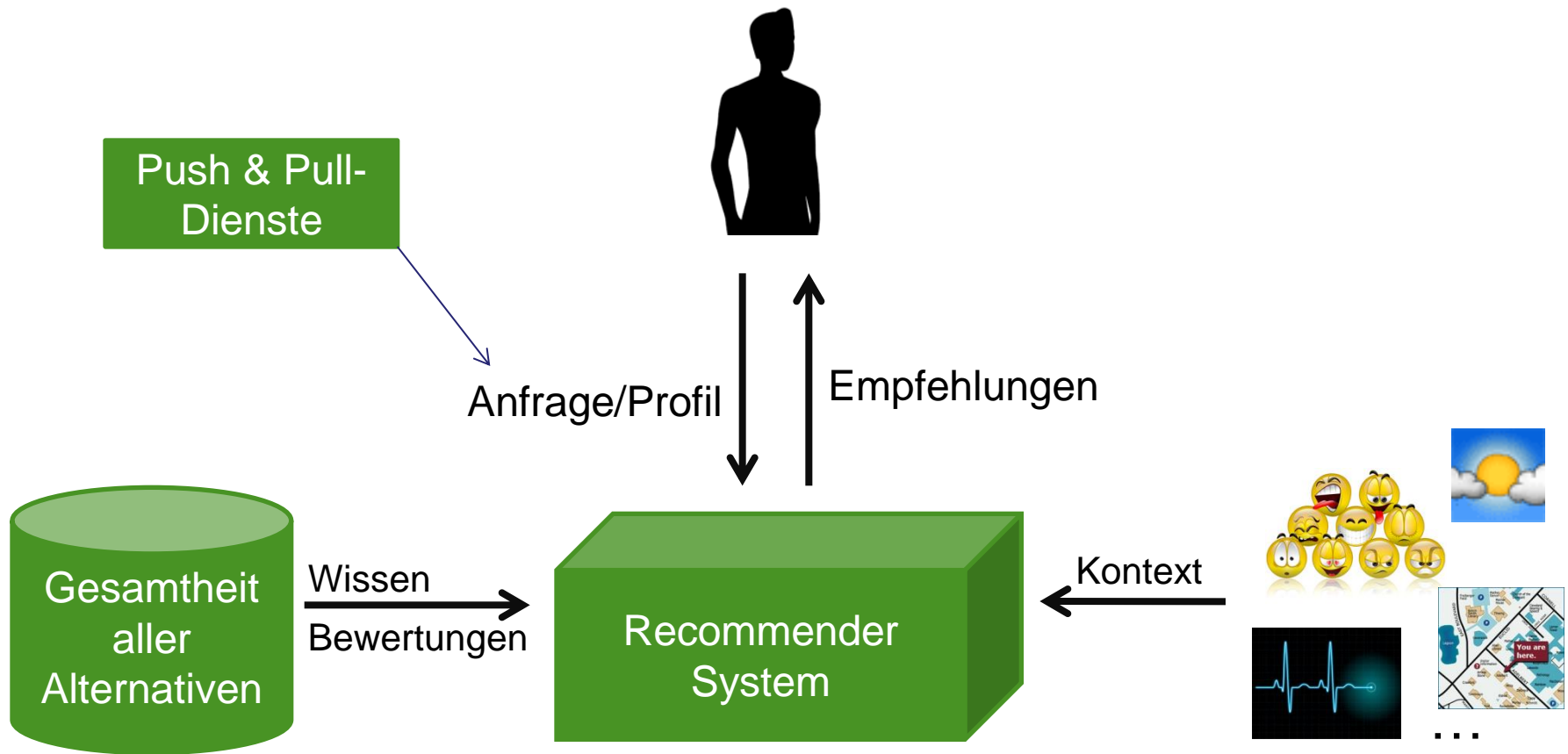
[Weitere Informationen](#)
[Auf meinen Wunschzettel](#)

MJ0JB&C=27Q53X6YM0YAP&H=WFBADMKGNYCH8XVZJAPZLHDLRDK&T=C&U=http%3A%2F%2Fwww.amazon.de%2Fgp%2Fpdp%2Fdetails%2Fref%3Dpe_217311_341999

Definition nach A. Dey:

*Context is **any information** that can be **used to characterize the situation of an entity**. An entity is a **person, place, or object** that is **considered relevant to the interaction between a user and an application, including the user and applications themselves**.*

- **Nutzerkontext:** Rolle, Aktivität/Bewegung, Budget, Stimmung/Emotionen, Gesundheitszustand, Terminplan...
- **Sozialer Kontext:** Alleine, Gruppe, Vertrauensbeziehung zu anderen Nutzern...
- **Physikalischer Kontext:** GPS-Position, Jahreszeit, Tageszeit...
- **Umgebender Kontext:** Wetter, Lautstärke, Helligkeit...
- **Informationskontext:** Stromverbrauch, Sportergebnisse...



Erweiterung des 2D-Raums (User-Item)

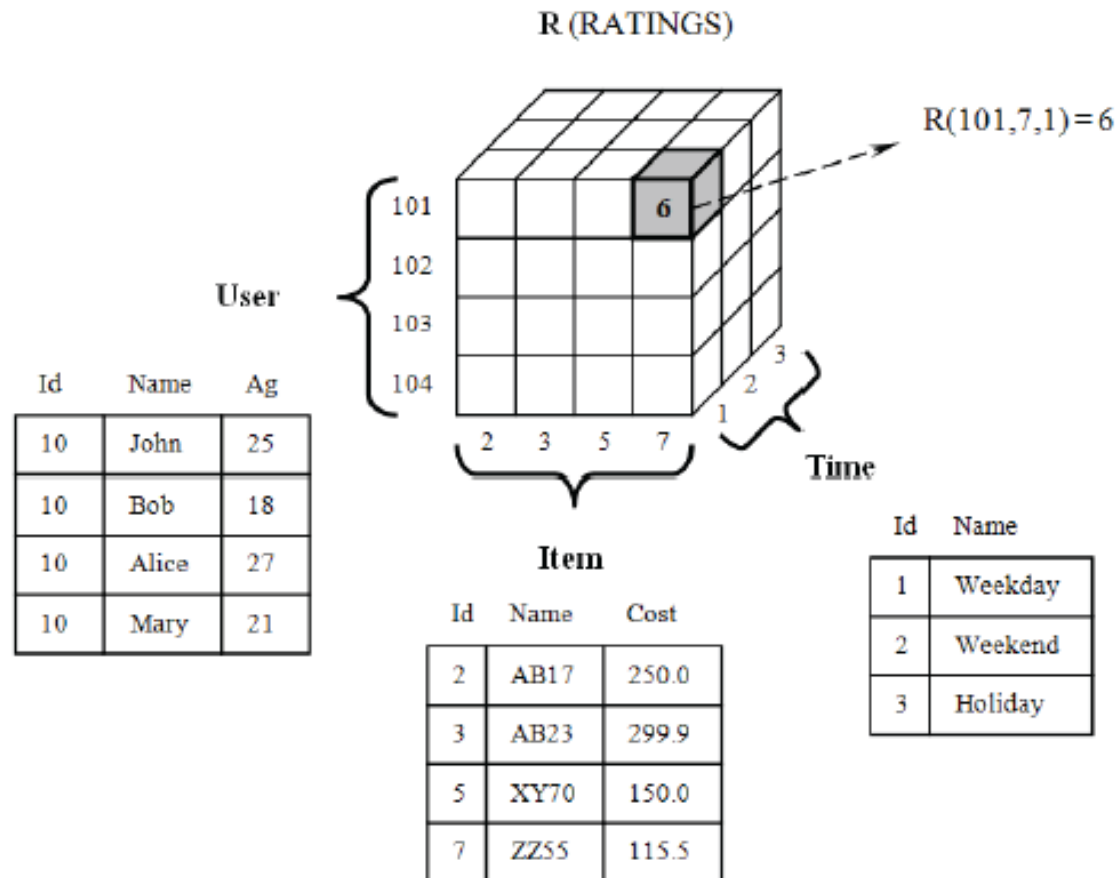


Fig. 2 Multidimensional model for the $User \times Item \times Time$ recommendation space.

(Adomavicius, Tuzhilin 2011)

Verfahren

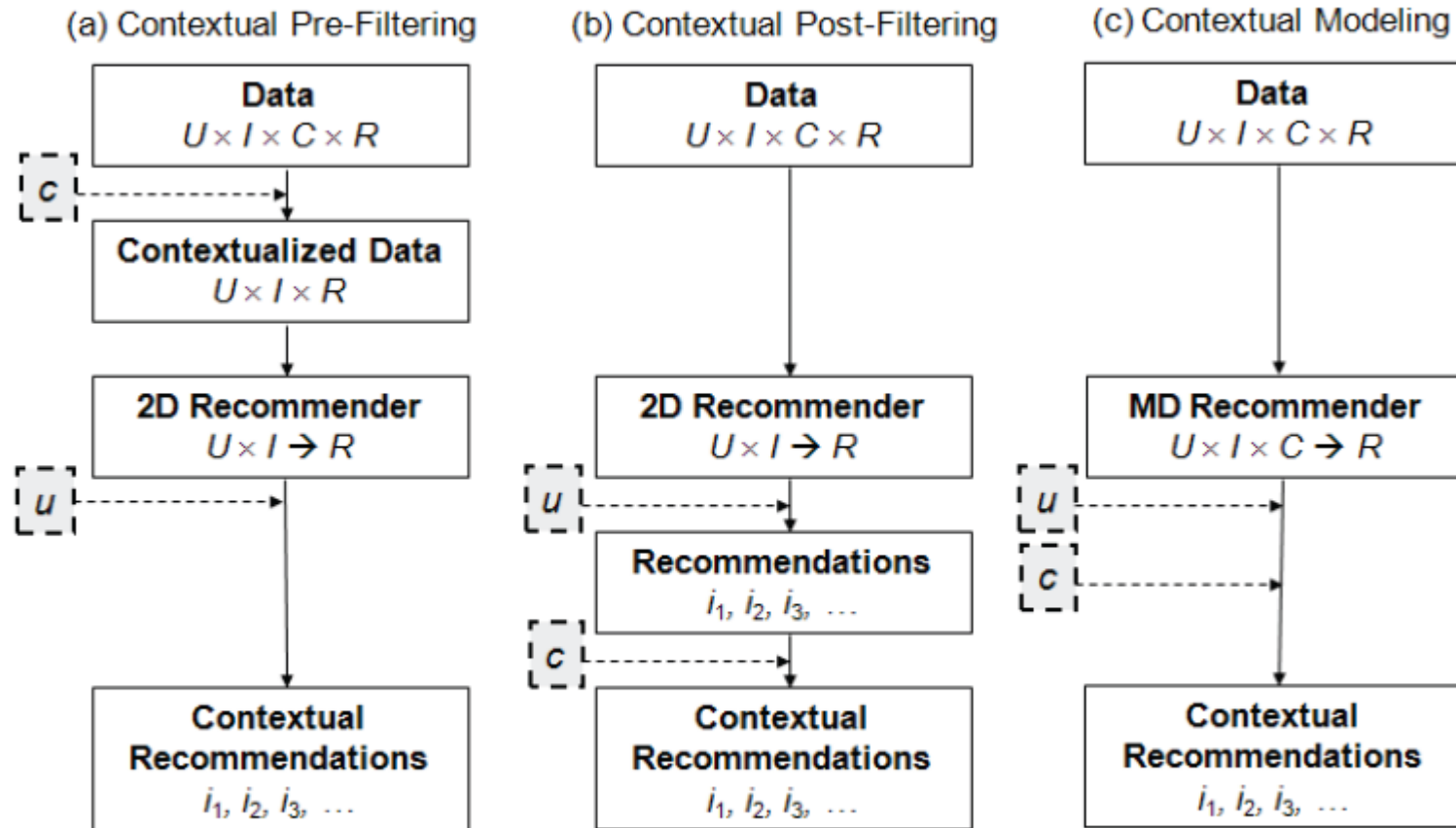


Fig. 4 Paradigms for incorporating context in recommender systems.

(Adomavicius, Tuzhilin 2011)

SmartRotuaari

Keine direkte Empfehlungen, sondern kontext-abhängige Bereitstellung von Multimedia-Daten innerhalb einer Stadt (Werbung, Informationen).

Kontexte:

- Aufenthaltsort
- Zeit
- Wetter
- demographische Daten
- Stimmung des Nutzers
- aktueller Status des Nutzers



(Ojala 2003)

Proactive In-Vehicle Recommender Systems

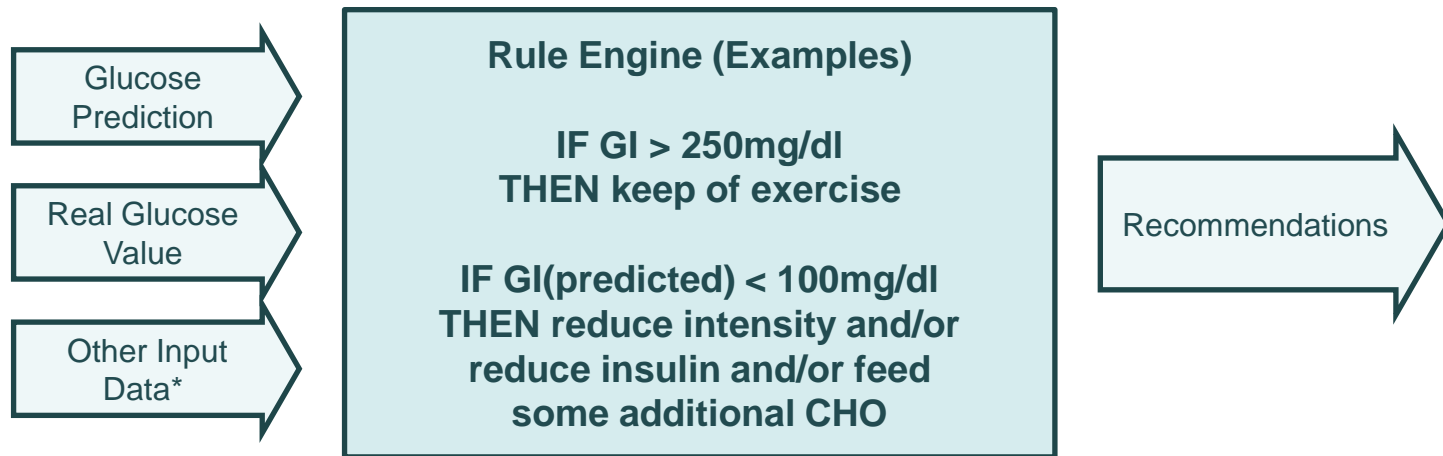
Ziel: Proaktive Empfehlung von POIs
(z.B. Tankstellen, Raststellen)

Kontexte:

- Benzinstand
- Gefahrene Kilometer
- Distanz bis zum nächsten POI
- Umweg (Kilometer, Zeit)



(Bader, Wörndl 2011)



*Other input data could be e.g. time, duration and intensity of exercise and patient-specific information e.g. about the intake of insulin, type of sportsman or weakened vessels.

- Kontext:
- Informationen über geplante Aktivität (Dauer, Intensität)
 - Informationen über den Patienten (Gesundheitszustand, Medikamenteneinnahme, weitere Leiden)
 - Tageszeit
- Empfehlungen:
- Lifestyle (physikalische Aktivitäten, Essen)

- Persönlicher Stadtführer durch Augsburg
 - Auswahl der Ziele nach Vorlieben der Nutzer (z.B. keine Museen, aber historische Stätten)
 - Beachtung des aktuellen Kontextes:
 - Budget für Eintritte
 - Aktueller Standort
 - Aktuelles Wetter bzw. aktueller Wetterbericht



Idee: Recommender System hilft dem Nutzer dabei sich umweltbewusster zu verhalten

Mögliche Szenarios:

- Energiesparen (zu Hause)
- Energiesparen (in der Arbeit)
- Umweltfreundliche Fortbewegung (Rad, Öffentliche, Fahrgemeinschaften)

Mögliche Kontexte:

- Energieverbrauch (Sensoren)
- Wettervorhersage
- Zimmertemperatur
- Lichtsensor
- Jahreszeit/Monat



Idee:

- Unterstütze alleinstehende ältere Menschen in ihrem Alltag zu Hause
- Motivation und Förderung körperlicher, geistiger und sozialer Aktivitäten

Anforderungen:

- Unaufdringlich, einfach zu bedienen
- Kontextbewusstes, einfühlsames Empfehlungssystem

Kontexte:

- Helligkeit (innen, außen)
- Temperatur (innen, außen)
- Fenster (offen, geschlossen)
- Eingeschaltete Geräte
- uvm.



Supple Fingers

1. Take the token from the board and hold it with your thumb and index finger.
2. Repeat the exercise using your thumb and all other fingers.
3. Repeat the exercise with your other hand.



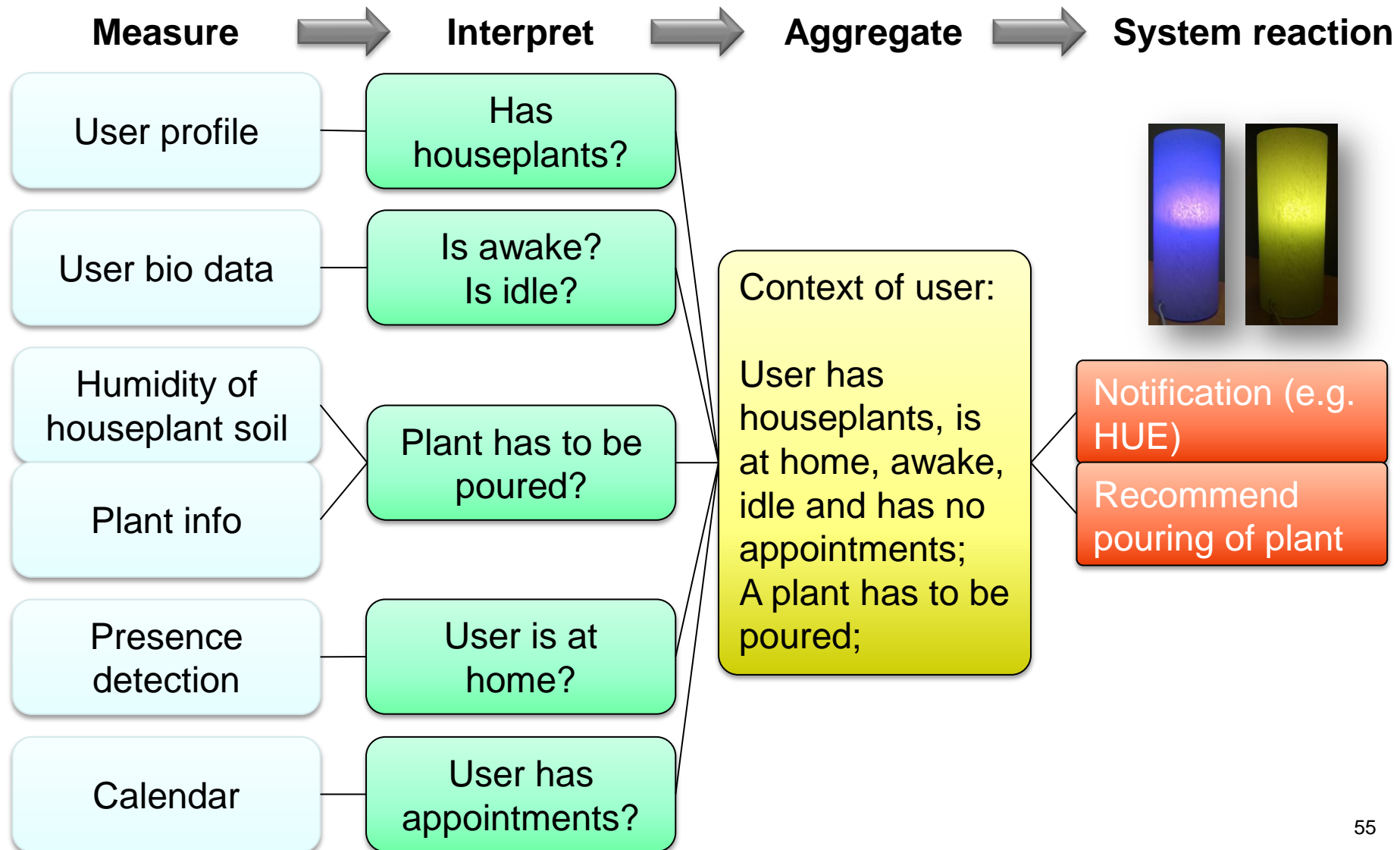
Take a Smile

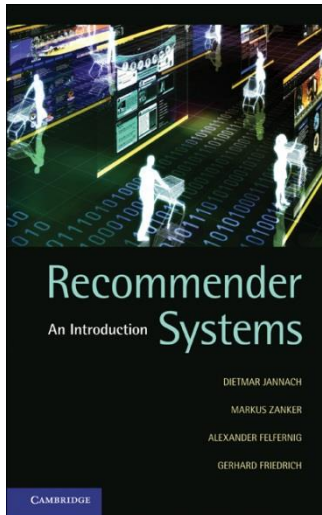
Look at Caramel and smile back

Did you know:
Hearty laughter can dissolve tension and makes a good mood.



CARE - A sentient Context-Aware Recommender system for the Elderly





D.Jannach, M.Zanker, A.Felfernig, G.Friedrich:
Recommender Systems: An Introduction.
Cambridge University Press, 2010