

#### ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH TRƯ**ỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



DS300 HỆ KHUYẾN NGHỊ

Lọc cộng tác

Giảng viên: ThS. Nguyễn Văn Kiệt CN. Huỳnh Văn Tín **Bộ môn Khoa học Dữ liệu** 

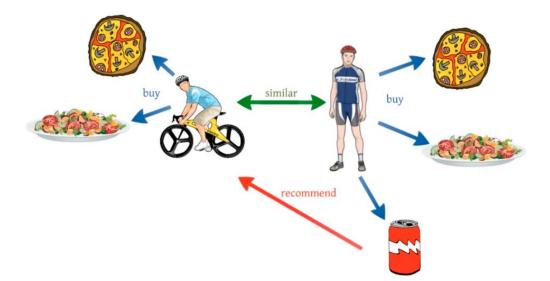
Khoa Khoa học và Kỹ thuật Thông tin

#### Nội dung

- Giới thiệu phương pháp lọc cộng tác
- Ma trận đánh giá
- Độ đo tương đồng
- Lọc dựa trên người dùng
- Tiếp cận dựa trên bộ nhớ & mô hình
- Uu điểm, hạn chế

#### Giới thiệu CF

- Dùng phổ biến (sites thương mại điện tử, nghe nhạc, xem phim, ...)
- Sử dụng tri thức đám đông (wisdom of crowd) để khuyến nghị
- User đưa ra các đánh giá (rating) rõ ràng hoặc tiềm ẩn cho sản phẩm, dịch vụ họ quan tâm.
- Ý tưởng và giải thuyết
  - Những người có sở thích tương tự trong quá khứ, thì cũng sẽ có sở thích tương tự trong tương lai.



#### Ma trận đánh giá

Cho không gian người dùng  $U = \{u_1, u_2, ..., u_n\}$  và không gian các đối tượng  $I = \{i_1, i_2, ..., i_m\}$ . Ma trận R kích thước n x m, chưa các giá trị đánh giá  $r_{k,i}$ , với  $k \in 1...n$ ,  $j \in 1...m$ . Những giá trị đánh giá  $r_{k,i}$  thể hiện mức độ hữu ích của đối tượng  $I_i$  với một người dùng  $u_k$ . Giá trị  $r_{k,i}$  có thể là nguyên hay thực trong một khoảng cho trước tùy vào bài toán cụ thể. Thông thường, giá trị đánh giá r<sub>k,i</sub> trong một hệ thống ứng dụng phổ biến nhận các giá trị từ 1 (ít hữu ích) đến 5 (rất hữu ích). Nếu một người dùng  $u_k$  chưa thể hiện đánh giá với một đối tượng  $I_i$  thì  $r_{k,i}=0$ (rỗng) và cần được tính toán, xác định.

#### Ma trận đánh giá



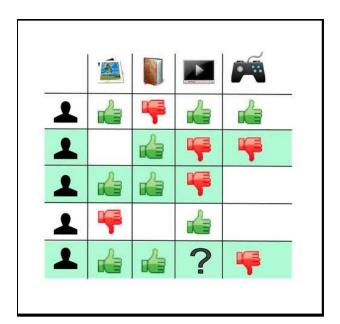
Value	Graphic representation	Textual representation
5	***	Excellent
4	***	Very good
3	* * *	Good
2	4 4	Fair
1	₽	Poor

Table 9.1: User-Item Matrix

	Lion King	Aladdin	Mulan	Anastasia
John	3	0	3	3
Joe Jill	5	4	0	2
	1	2	4	2
Jane	3	?	1	0
Jane Jorge	2	2	0	1

# Người đồng sở thích

Người đồng sở thích: Cho U là không gian người dùng, gọi S<sub>11</sub> là tập hợp những người đồng sở thích với  $u \in U, S_u \subseteq$ U. Những người đồng sở thích với u là những người có hành vi quá khứ hay các đánh giá tương tự với trên cùng những đối tượng khuyến nghị từ ma trận đáng giá R.



## Người đồng sở thích

	$I_1$	$I_2$	$I_3$	$I_4$	$I_5$
X	5	3	4	4	?
$\mathbf{U}_{1}$	3	1	2	3	3
$\mathbf{U_2}$	4	3	4	3	5
$\mathrm{U}_3$	3	3	1	5	4
$\mathbf{U_4}$	1	5	5	2	1

### Ai là người đồng sở thích với X?

# Độ đo tương đồng

#### **Cosine Similarity**

$$sim(U_u, U_v) = cos(U_u, U_v) = \frac{U_u \cdot U_v}{||U_u|| \ ||U_v||} = \frac{\sum_i r_{u,i} r_{v,i}}{\sqrt{\sum_i r_{u,i}^2} \sqrt{\sum_i r_{v,i}^2}}.$$

#### **Pearson Correlation Coefficient**

$$sim(U_u, U_v) = \frac{\sum_i (r_{u,i} - \bar{r}_u)(r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sqrt{\sum_i (r_{u,i} - \bar{r}_u)^2} \sqrt{\sum_i (r_{v,i} - \bar{r}_v)^2}}$$

#### Trong đó:

- r<sub>u,i</sub>: Giá tri đánh giá của người dùng u đối với sản phẩm I
- $\bar{r}_{\rm u}$ : Giá trị đánh giá trung bình của người dùng u

### Thuật toán lọc cộng tác

Các loại thuật toán lọc cộng tác:

- ■Memory-based: Đề xuất trực tiếp dựa trên xếp hạng trước đó trong ma trận được lưu trữ mô tả quan hệ người dùng đối tượng khuyến nghị
- Model-based: Giả định rằng một mô hình cơ bản (hypothesis) chi phối cách người dùng xếp hạng các đối tượng khuyến nghị.
  - This model can be approximated and learned.
  - The model is then used to recommend ratings.
  - **Example:** users rate low budget movies poorly

## Thuật toán lọc cộng tác dựa trên người dùng

**Input:** Ma trận đánh giá R (rating matrix)

#### **Output:**

- Top-N những đối tượng được khuyến nghị
- Dự đoán giá trị của f(u,i), mức độ quan tâm của người dùng u với đối tượng i.

#### Cập nhật giá trị ratings

• Trung bình đánh giá:

$$r_{u,i} = \frac{1}{|N(u)|} \sum_{v \in N(u)} r_{v,i}$$

N(u): tập các user lân cận với u

#### Cập nhật giá trị ratings

Tổng hợp đánh giá có trọng số:

$$r_{u,i} = \frac{\sum_{v \in N(u)} sim(u,v)(r_{v,i})}{\sum_{v \in N(u)} sim(u,v)}$$

N(u): tập các user lân cận với u

12

#### Cập nhật giá trị ratings

• Tổng hợp đánh giá dựa trên khoảng cách đánh giá:

$$r_{u,i} = \bar{r}_u + \frac{\sum_{v \in N(u)} sim(u, v) (r_{v,i} - \bar{r}_v)}{\sum_{v \in N(u)} sim(u, v)}$$

N(u): tập các user lân cận với u

 $ar{r}_u$  : rating trung bình của người dùng u $ar{r}_v$  : rating trung bình của người dùng v

	Lion King	Aladdin	Mulan	Anastasia
John	3	0	3	3
John Joe	5	4	0	2
Jill	1	2	4	2
Jane	3	?	1	0
Jane Jorge	2	2	0	1

Dự đoán rating của Jane đối với Aladdin

	Lion King	Aladdin	Mulan	Anastasia
John	3	0	3	3
Joe	5	4	0	2
John Joe Jill	1	2	4	2
Jane	3	?	1	0
Jane Jorge	2	2	0	1

Dự đoán rating của Jane đối với Aladdin

#### 1- tính ratings trung bình

$$\bar{r}_{John} = \frac{3+3+0+3}{4} = 2.25$$
 $\bar{r}_{Joe} = \frac{5+4+0+2}{4} = 2.75$ 
 $\bar{r}_{Jill} = \frac{1+2+4+2}{4} = 2.25$ 
 $\bar{r}_{Jane} = \frac{3+1+0}{3} = 1.33$ 
 $\bar{r}_{Jorge} = \frac{2+2+0+1}{4} = 1.25$ 

	Lion King	Aladdin	Mulan	Anastasia
John	3	0	3	3
Joe	5	4	0	2
Jill	1	2	4	2
Jane	3	?	1	0
John Joe Jill Jane Jorge	2	2	0	1

Dự đoán rating của Jane đối với Aladdin

2- Tính độ tương đồng giữa hai người dùng bằng cosine

$$sim(Jane, John) = \frac{3 \times 3 + 1 \times 3 + 0 \times 3}{\sqrt{10}\sqrt{27}} = 0.73$$
  
 $sim(Jane, Joe) = \frac{3 \times 5 + 1 \times 0 + 0 \times 2}{\sqrt{10}\sqrt{29}} = 0.88$   
 $sim(Jane, Jill) = \frac{3 \times 1 + 1 \times 4 + 0 \times 2}{\sqrt{10}\sqrt{21}} = 0.48$   
 $sim(Jane, Jorge) = \frac{3 \times 2 + 1 \times 0 + 0 \times 1}{\sqrt{10}\sqrt{5}} = 0.84$ 

3- Tính rating của Jane đối với Aladdin bằng Tổng hợp đánh giá dựa trên khoảng cách đánh giá, giả sử neighborhood size = 2

$$r_{Jane,Aladdin} = \bar{r}_{Jane} + \frac{sim(Jane, Joe)(r_{Joe,Aladdin} - \bar{r}_{Joe})}{sim(Jane, Joe) + sim(Jane, Jorge)} + \frac{sim(Jane, Jorge)(r_{Jorge,Aladdin} - \bar{r}_{Jorge})}{sim(Jane, Joe) + sim(Jane, Jorge)} = 1.33 + \frac{0.88(4 - 2.75) + 0.84(2 - 1.25)}{0.88 + 0.84} = 2.33$$

### Ưu, nhược điểm

- ☐ Ưu điểm
  - Không cần phải có thêm thông tin về người dùng hoặc nội dung của các mặt hàng
    - Xếp hạng hoặc lịch sử mua hàng của người dùng là thông tin duy nhất cần thiết để hoạt động
- Nhược điểm
  - ☐ Dữ liệu thưa (Data sparsity)
  - ☐ Khơi động lạnh (Cold-start)
  - ☐ Khả năng mở rộng (Scalability)
  - ☐ Thiếu sự đa dạng và vấn đề long tail

	$I_1$	$I_2$	$I_3$	$I_4$	$I_5$
$\mathbf{U_1}$	3	0	2	3	3
$\mathbf{U_2}$	4	3	4	3	5
$\mathbf{U_3}$	3	3	0	5	4
$\mathbf{U_4}$	1	5	5	0	1
$\mathbf{U_5}$	5	3	4	4	?

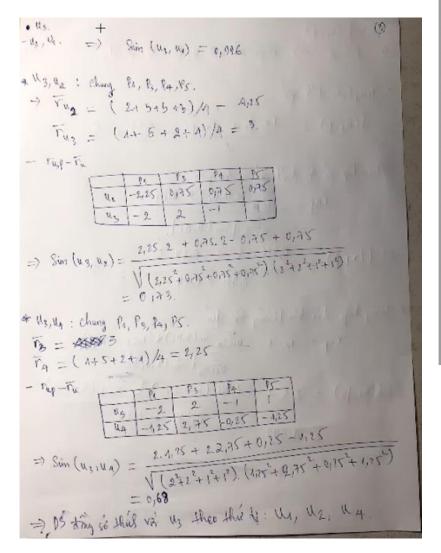
#### Tính giá trị rating của $U_5$ đối với $I_5$ ?

- Turong quan pearson
- Tổng hợp đánh giá có trọng số
- neighborhood size = 3

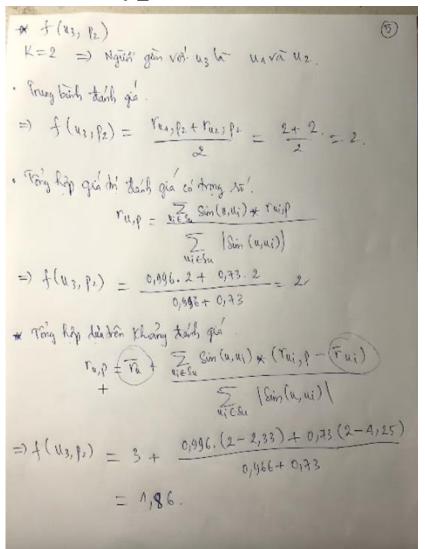
- a. Tìm những người có sở thích tương đồng với người dùng u3 dùng hệ số tương quan Pearson.
- b. Nếu chọn số lân cận là 2 (tức chọn 2 người có sở thích gần nhất) với u3. Tính giá trị đánh giá của u3 với p2, là f(u3,p2), dùng phương pháp tổng hợp giá trị đánh giá dựa trên khoảng đánh giá

	p1	p2	р3	р4	p5
u1	1	2	?	2	5
u2	2	2	5	5	5
u3	1	?	5	2	4
u4	1	5	5	2	1

Trong đó: Khi tính độ tương đồng giữa hai người dùng, chỉnh tính trên tập các sản phẩm đã được cả hai người dùng đánh giá.



	p1	p2	р3	p4	p5
u1	1	2	?	2	5
u2	2	2	5	5	5
u3	1	?	5	2	4
u4	1	5	5	2	1



	p1	p2	р3	p4	p5
u1	1	2	?	2	5
u2	2	2	5	5	5
u3	1	?	5	2	4
u4	1	5	5	2	1