

ĐẠI HỌC QUỐC GIA TP. HỒ CHÍ MINH TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN



DS300 HỆ KHUYẾN NGHỊ

Lọc cộng tác

Giảng viên: ThS. Nguyễn Văn Kiệt CN. Huỳnh Văn Tín

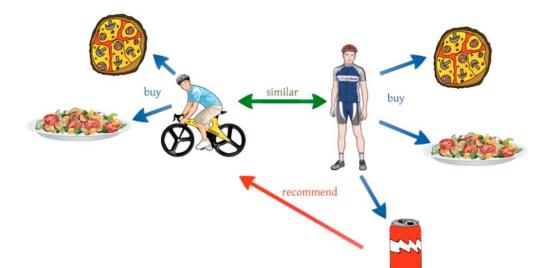
Bộ môn Khoa học Dữ liệu Khoa Khoa học và Kỹ thuật Thông tin

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 lọc cộng tác

- 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_{k,i} 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



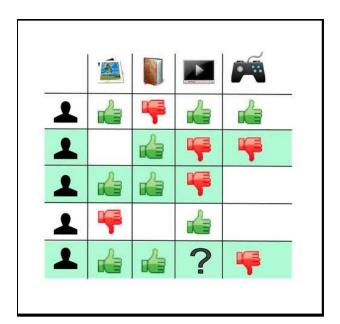
Value	Graphic representation	Textual representation
5	***	Excellent
4	***	Very good
3	* * *	Good
2	4 4	Fair
1	₽	Poor

Table 9.1: User-Item Matrix

	Lion King	Aladdin	Mulan	Anastasia
John	3	0	3	3
Joe	5	4	0	2
Jill	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 S₁₁ 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
$\mathbf{U_3}$	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_{u,i}: Giá tri đánh giá của người dùng u đối với sản phẩm I
- \bar{r}_{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: Một mô hình máy học được huấn luyện trên dữ liệu trước đó và được sử dụng để dự đoán xếp hạng của người dùng với các đối tượng khuyến nghị.

Thuật toán lọc cộng tác dựa trên người dùng

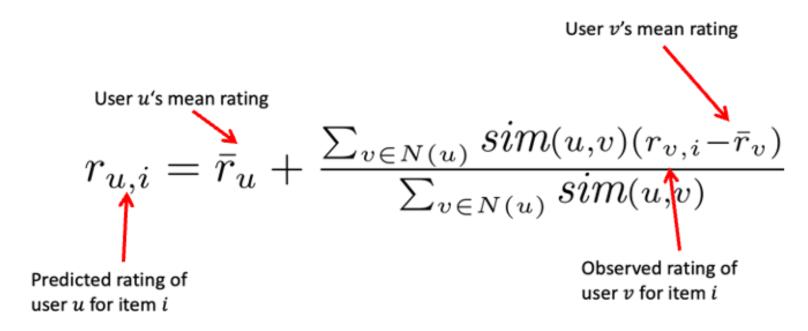
Input: Ma trận đánh giá R (rating matrix)

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

Tổng hợp đánh giá dựa trên khoảng cách đánh giá:



	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 Jill	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

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
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)
 - ☐ Khởi động lạnh (Cold-start)
 - ☐ Khả năng mở rộng (Scalability)
 - ☐ Thiếu sự đa dạng và vấn đề long tail

Bài tập

	$\mathbf{I_1}$	\mathbf{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 ?

Chú ý: Dùng Pearson, tổng họp đánh giá có trọng số, neighborhood size = 3