

HỆ THỐNG GỢI Ý SẢN PHẨM DỰA TRÊN MÔ HÌNH HỌC NHÂN QUẢ

(Causal learning models for building recommendation system)

Giáo viên hướng dẫn

Ths. Trần Trung Kiên
TS. Nguyễn Ngọc Thảo

Sinh viên thực hiện

Nguyễn Duy Vũ
Nguyễn Chiêu Bản

Nội dung báo cáo

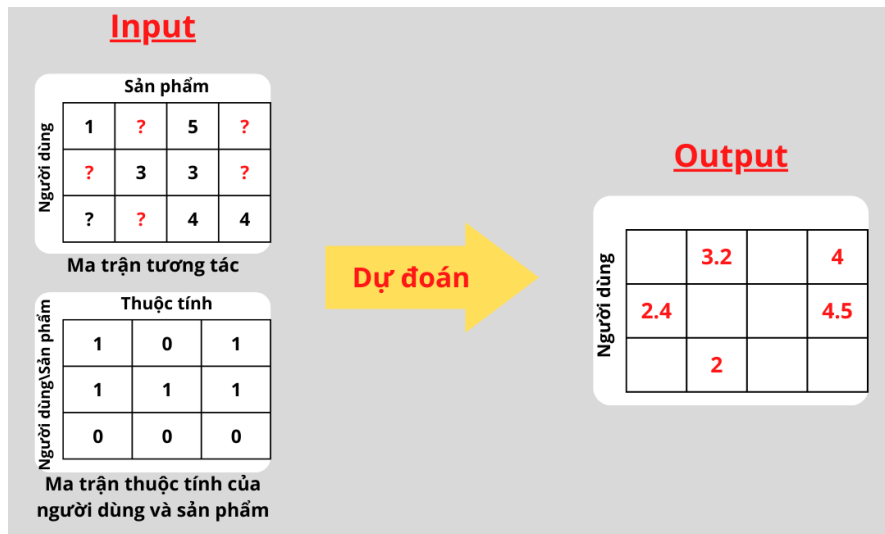
1. Giới thiệu
2. Kiến thức nền tảng
3. Phương pháp tìm hiểu
4. Các kết quả thí nghiệm
5. Tổng kết và hướng phát triển

1. Giới thiệu

- Phát biểu bài toán
- Ý nghĩa của bài toán
- Thách thức
- Phương pháp giải quyết tìm hiểu

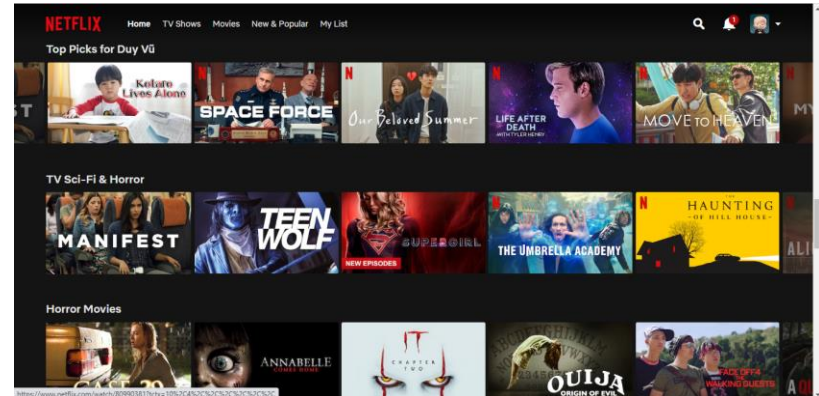
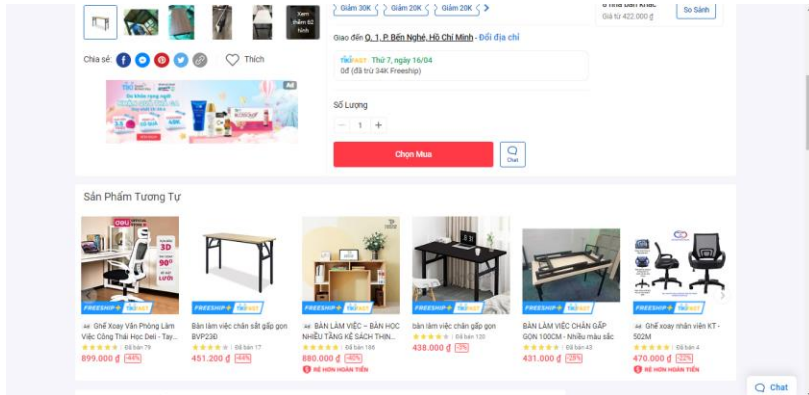
Phát biểu bài toán

- Đầu vào là dữ liệu về điểm đánh giá của các người dùng đối với các sản phẩm trong hệ thống (ngoài ra, còn có thể có thêm dữ liệu về thông tin của mỗi người dùng và mỗi sản phẩm).
- Yêu cầu: đề xuất các sản phẩm trong hệ thống mà phù hợp với sở thích của mỗi người dùng (để có thể đề xuất thì một cách làm phổ biến là dự đoán điểm đánh giá của người dùng đối với các sản phẩm mà người dùng chưa đánh giá).



Ý nghĩa của bài toán

- Giúp trải nghiệm của người dùng được cá nhân hóa, do các đề xuất được đưa ra thông qua các đánh giá trước đó của người dùng. Tiết kiệm thời gian cho người dùng trong việc lựa chọn sản phẩm, giúp cho người dùng tập trung hơn vào việc trải nghiệm dịch vụ.
- Đối với các công ty thì sẽ tăng lợi thế cạnh tranh bằng cách nâng cao sự hài lòng của khách hàng. Tăng doanh thu thông qua việc kích thích nhu cầu mua sắm của người dùng bằng các gợi ý sản phẩm.

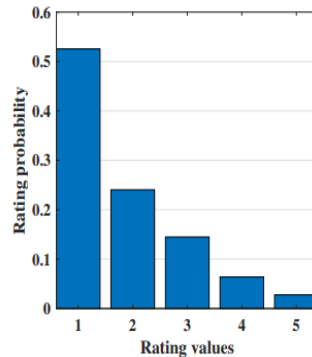


Thách thức

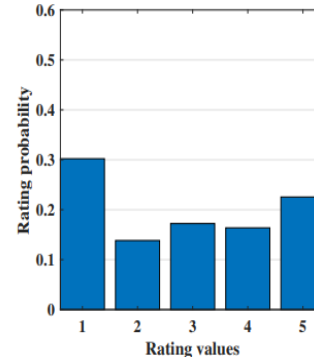
Dữ liệu quan sát được trong bài toán đề xuất sản phẩm thường bị gặp vấn đề lớn về thiên lệch dữ liệu.

Thiên lệch dữ liệu: Dữ liệu quan sát được không được phát sinh từ phân bố đều. Bắt nguồn từ 2 nguyên nhân chính trong việc thu thập dữ liệu sau:

- Do người dùng tự chọn các bộ phim đánh giá.



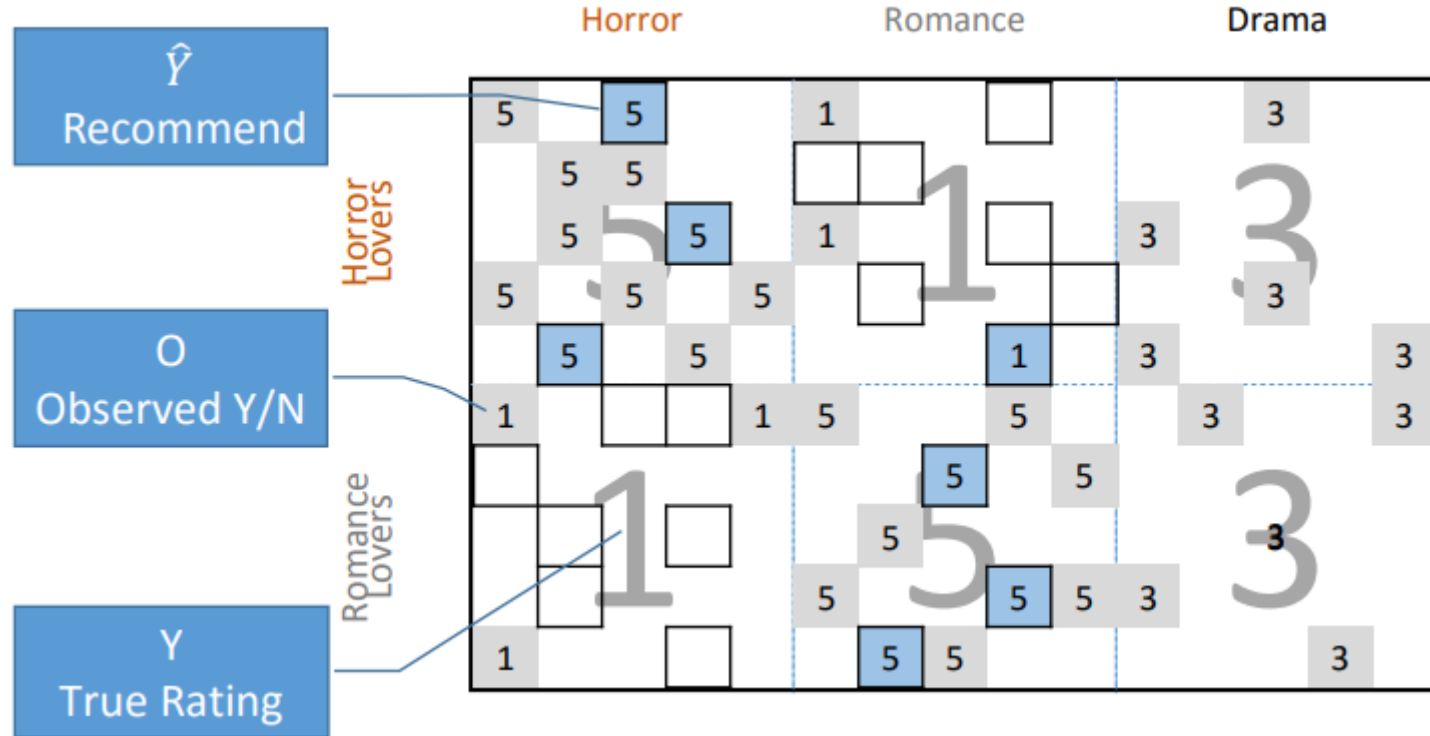
(a) Randomly-selected items



(b) User-selected items

- Do hệ thống đề xuất chỉ chọn các bộ phim nào đó để hiển thị cho người dùng.

Ví dụ về thiên lệch



Ví dụ về thiên lệch

\hat{Y}_1
Pred Ratings (worse)

	Horror	Romance	Drama
Horror Lovers	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
Romance Lovers	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3

Detailed description: This table shows predicted ratings for two groups of users. For Horror Lovers, the predicted rating is 5 for Horror and Romance, and 3 for Drama. For Romance Lovers, the predicted rating is 5 for Horror and Romance, and 3 for Drama. The ratings are consistently worse (lower) for Drama compared to Horror and Romance.

\hat{Y}_2
Pred Ratings (better)

	Horror	Romance	Drama
Horror Lovers	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
Romance Lovers	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5

Detailed description: This table shows predicted ratings for two groups of users. For Horror Lovers, the predicted rating is 5 for Horror and Drama, and 1 for Romance. For Romance Lovers, the predicted rating is 1 for Horror and Romance, and 5 for Drama. The ratings are consistently better (higher) for Drama compared to Horror and Romance.

Ví dụ về thiên lệch

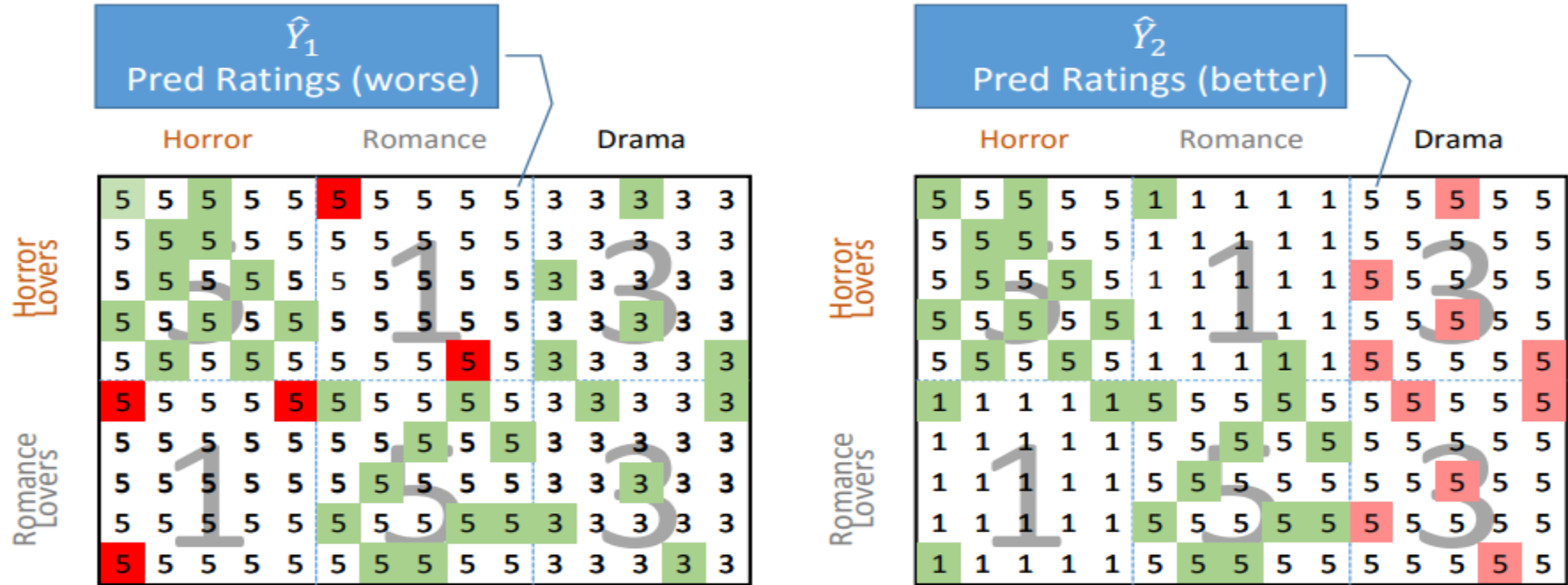
\hat{Y}_1
Pred Ratings (worse)

	Horror	Romance	Drama
Horror Lovers	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
Romance Lovers	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3

\hat{Y}_2
Pred Ratings (better)

	Horror	Romance	Drama
Horror Lovers	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
Romance Lovers	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5

Ví dụ về thiên lệch



Ta có thể thấy thì \hat{Y}_1 là mô hình dự đoán tệ hơn tuy nhiên khi đánh giá mô hình do số lượng mẫu dữ liệu dự đoán sai lệch nghiêm trọng này (dự đoán 5, giá trị thực là 1) ít dẫn đến độ lỗi của nó nhỏ và không tác động nhiều đến mô hình

Phương pháp giải quyết tìm hiểu

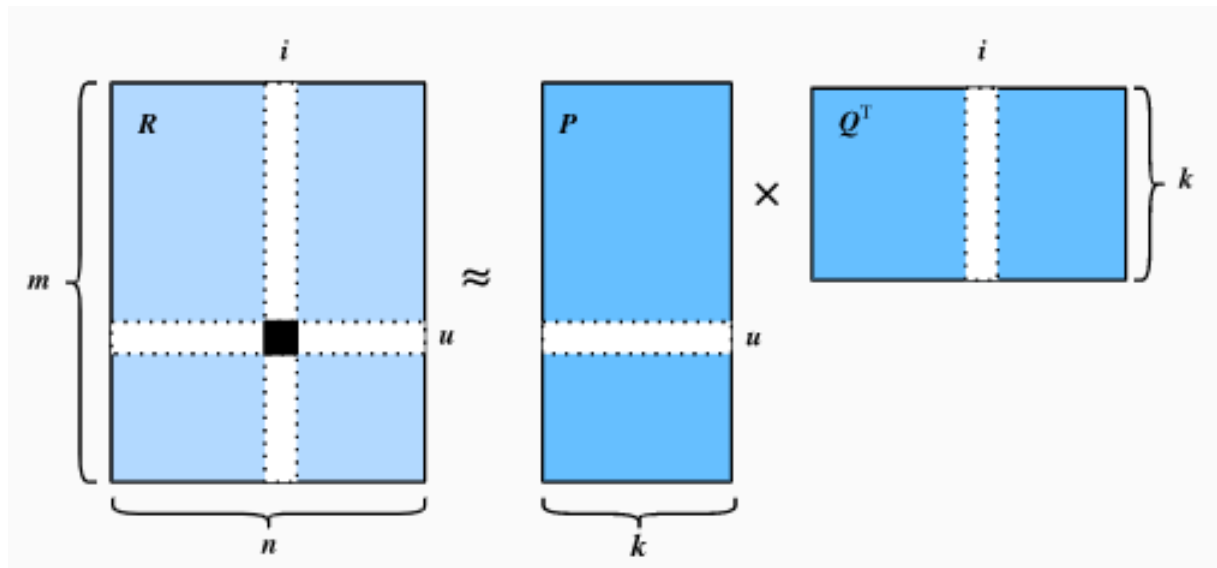
Để khắc phục vấn đề thiên lệch dữ liệu tác giả Tobias Schnabel và các cộng sự [1] trong bài báo “**Recommendations as Treatments: Debiasing Learning and Evaluation**” tại hội nghị “ICML 2016”, đã đề xuất việc áp dụng phương pháp **Chấm điểm theo nghịch đảo điểm xu hướng** (Inverse Propensity Scoring – IPS) vào quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình. IPS hoạt động bằng cách đánh lại trọng số của các mẫu dựa trên điểm số xu hướng, theo cách giảm trọng số của các mẫu thường quan sát được, trong khi tăng trọng số của các mẫu hiếm gặp. Điều này sẽ giúp kiểm soát được vấn đề thiên lệch của dữ liệu

2. Kiến thức nền tảng

- Matrix Factorization
- Naive Bayes
- Logistic Regression

Matrix Factorization

Matrix factorization (phân rã ma trận) là một phương pháp thuộc nhóm lọc cộng tác. Mô hình này sẽ phân tích ma trận tương tác của user – item thành tích hai ma trận



Matrix Factorization

Mô hình sẽ được huấn luyện bằng cách cực tiểu hóa trung bình bình phương sai số giữa đánh giá dự đoán và đánh giá thực trên toàn bộ tập dữ liệu quan sát được. Hàm mục tiêu được định nghĩa như sau:

$$\operatorname{argmin}_{P,Q,b} \sum_{(u,i) \in K} \|R_{\{u,i\}} - \hat{R}_{\{u,i\}}\|^2 + \lambda(\|P\|_F^2 + \|Q\|_F^2 + b_u^2 + b_i^2)$$

Naive Bayes

Mô hình Naive Bayes là một mô hình phân lớp và là một mô hình học có giám sát dựa vào định lý Bayes.

Mô hình sẽ hoạt động bằng cách kết hợp các xác suất của mỗi đầu vào X là $P(X|y)$, $P(X)$ để tính toán xác suất của từng lớp với đầu vào đó $P(y|X)$, sau đó chọn lớp có xác suất cao nhất. Hay nói cách khác với đầu vào X và các lớp y_1, y_2, \dots thì quá trình phân lớp sẽ được định nghĩa như sau:

$$\text{Giá trị dự đoán} = \max_i (P(y_i|X))$$

Với $P(y_i|X)$ được tính toán dựa trên công thức Bayes

Naive Bayes

Định lý Bayes được sử dụng để tính toán xác suất thu được đầu ra y khi biết đầu vào là đặc trưng X , được kí hiệu là $P(y|X)$. Xác suất này được tính toán theo công thức sau:

$$P(y|X) = \frac{P(X|y) * P(y)}{P(X)}$$

Trong đó:

- $P(X|y)$ là xác suất của đặc trưng X khi biết đầu ra là y
- $P(y)$ là xác suất đầu ra y
- $P(X)$ là xác suất đặc trưng X

Logistic Regression

Logistic Regression là một mô hình phân lớp nhị phân và là một mô hình học có giám sát. Thuật toán tính toán mối quan hệ giữa các đặc trưng trong input và output dựa trên hàm sigmoid. Đầu ra dự đoán của Logistic Regression thường được viết dưới dạng:

$$f(x) = \sigma(w^T x)$$

Trong đó:

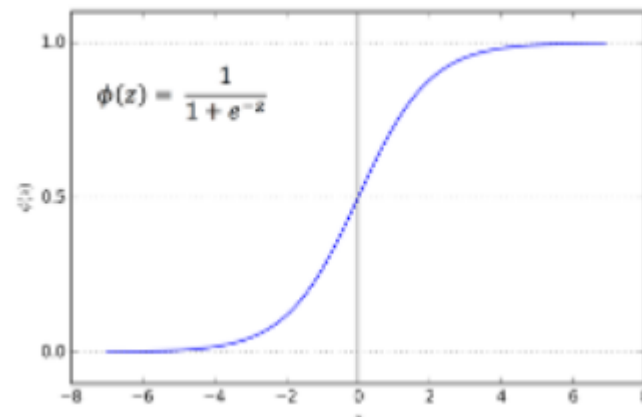
- w được gọi là trọng số của mô hình
- x là dữ liệu đầu vào
- $\sigma(.)$ là hàm sigmoid

Logistic Regression

Hàm sigmoid là hàm số toán học có công thức như sau:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Đây là một hàm số liên tục và nhận giá trị trong khoảng (0,1), đầu vào càng tiến đến ∞ thì giá trị khi đi qua hàm sigmoid càng tiến đến 1 và ngược lại khi đầu vào càng tiến đến $-\infty$ thì giá trị khi đi qua hàm sigmoid càng tiến gần về 0



Logistic Regression

Với toàn bộ tập huấn luyện X là tập hợp các đặc trưng, y là tập hợp các nhãn, mô hình Logistic Regression sẽ tìm bộ trọng số w để phương trình sau đạt cực đại:

$$w = \underset{w}{\operatorname{argmax}}(P(y|X; w))$$

3. Phương pháp tìm hiểu

- Nghịch đảo điểm xu hướng (IPS)
- Self-Normalized IPS
- Ước lượng ma trận xu hướng
- Phân rã ma trận kết hợp IPS

Điểm xu hướng (Propensity Score)

- Theo giả định rằng người dùng có thể không đánh giá một bộ phim mà họ đã xem, do đó một đánh giá của người dùng u dành cho sản phẩm i có thể không xuất hiện trong tập dữ liệu
- Ta đặt $P_{u,i}$ là xác suất mà đánh giá $Y_{u,i}$ có thể quan sát được (hay $O_{u,i} = 1$)
- $P_{u,i} = P(O_{u,i} = 1)$
- $P_{u,i}$ được gọi là xu hướng của đánh giá $Y_{u,i}$

Ma trận quan sát O

	Horror			Romance			Drama					
1	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0
0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1
1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0
0	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0
0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1

Ma trận xu hướng P

	Horror	Romance	Drama
p	$p/10$	$p/2$	
$p/10$	p	$p/2$	

Nghịch đảo điểm xu hướng

Inverse propensity scoring (IPS)

Để tính độ chính xác của ma trận đánh giá dự đoán \hat{Y} đối với ma trận đánh giá Y :

$$\hat{R}_{naive}(\hat{Y}) = \frac{1}{|\{(u, i) : O_{u,i} = 1\}|} \sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \delta_{u,i}(Y, \hat{Y})$$

Người ta muốn tăng trọng số của những đánh giá có khả năng xuất hiện thấp, do đó ta nhân độ lỗi của mỗi đánh giá mà ta quan sát được với nghịch đảo điểm xu hướng của nó:

$$\hat{R}_{IPS}(\hat{Y}|P) = \frac{1}{U \cdot I} \sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{\delta_{u,i}(Y, \hat{Y})}{P_{u,i}}$$

→ Phương sai lớn

Self-Normalized IPS (SNIPS)

- Nghiên cứu của Hesterberg gọi là tự chuẩn hóa (self-normalized) để giảm phương sai của hàm lỗi.
- Phương pháp này chia hàm lỗi IPS cho một biến ngẫu nhiên có tương quan với hàm lỗi này, rồi nhân với giá trị kỳ vọng đã biết của biến ngẫu nhiên đó. Độ đo này giảm phương sai nhưng đánh đổi một phần lệch nhỏ mà ta có thể chấp nhận được

Ta có
$$\mathbb{E}_O \left[\sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{1}{P_{u,i}} \right] = U \cdot I$$

$$\rightarrow \hat{R}_{SNIPS}(\hat{Y}|P) = \frac{\frac{1}{U \cdot I} \sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{\delta_{u,i}(Y, \hat{Y})}{P_{u,i}}}{\sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{1}{P_{u,i}}} U \cdot I = \frac{\sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{\delta_{u,i}(Y, \hat{Y})}{P_{u,i}}}{\sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{1}{P_{u,i}}}$$

Ước lượng ma trận xu hướng

- Xác suất một đánh giá ta có thể quan sát được có thể phụ thuộc vào các đặc trưng có thể quan sát được X (ví dụ như điểm số đánh giá dự đoán được hiển thị cho người dùng), các đặc trưng không thể quan sát được X^{hid} (ví dụ như sản phẩm đó có được giới thiệu bởi bạn bè của người dùng hay không), và đánh giá Y

$$P_{u,i} = P(O_{u,i} = 1 \mid X, X^{hid}, Y)$$

- Ta sử dụng hai phương pháp đã được đề cập ở trên: Naive Bayes và Hồi quy Logistic

Ước lượng thông qua Naive Bayes

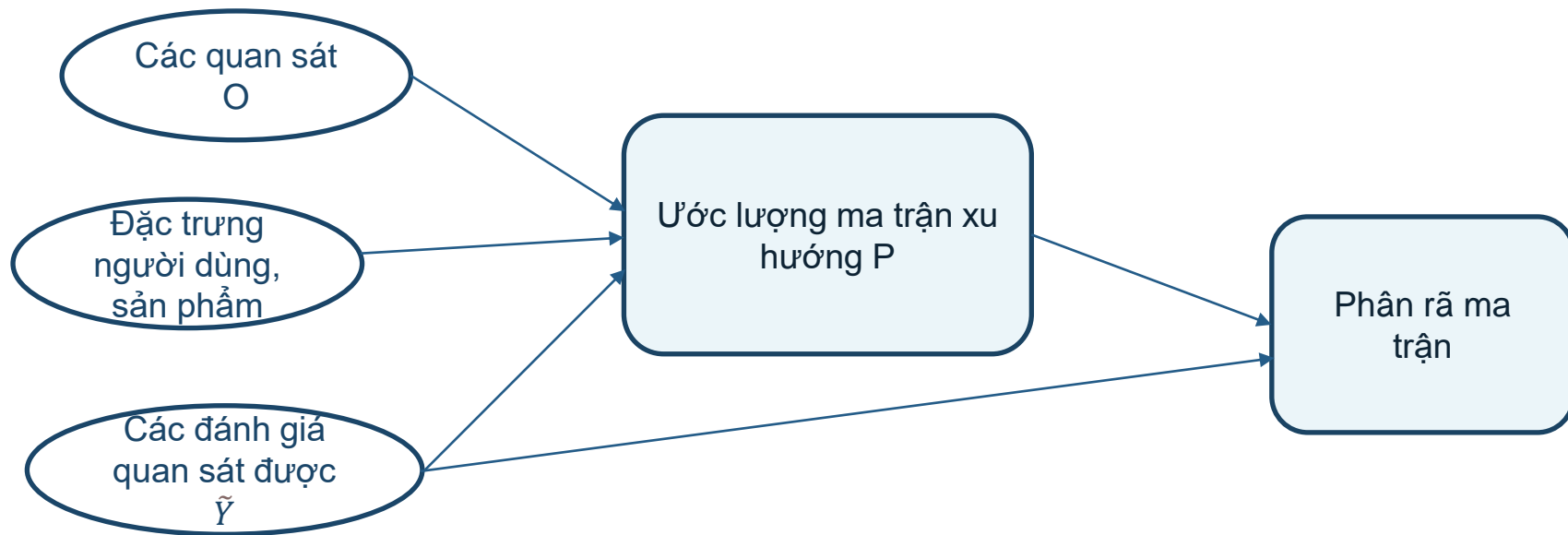
Giả sử rằng sự phụ thuộc của X và X^{hid} là không đáng kể, khi đó công thức được đơn giản thành $P(O_{u,i}=1 | Y_{u,i}=r)$, ta sử dụng Naive Bayes để ước lượng các xu hướng này như sau:

$$P(O_{u,i} = 1 | Y_{u,i} = r) = \frac{P(Y = r | O = 1)P(O = 1)}{P(Y = r)}$$

Trong đó việc ước lượng khá dễ cực đại cho $P(Y=r | O=1)$ và $P(O=1)$ có thể được tính toán thông qua đếm số đánh giá quan sát được trong dữ liệu MNAR. Tuy nhiên, khi muốn ước lượng $P(Y = r) = P(Y=r | O=1) + P(Y=r | O=0)$, ta cần phải có một mẫu nhỏ MCAR. Phương pháp cụ thể để tìm tập nhỏ MNAR sẽ được trình bày ở phần thực nghiệm

Ước lượng thông qua hồi quy logistic

Quá trình huấn luyện



Phân rã ma trận

Do đó mục tiêu của quá trình huấn luyện dựa trên tập dữ liệu quan sát được là:

$$\operatorname{argmin}_{P,Q,b} \sum_{(u,i) \in K} \frac{\|R_{\{u,i\}} - \hat{R}_{\{u,i\}}\|^2}{P_{\{u,i\}}} + \lambda(\|P\|_F^2 + \|Q\|_F^2 + b_u^2 + b_i^2)$$

4. Các kết quả thí nghiệm

- Đánh giá các phương pháp ước lượng điểm xu hướng
- Đánh giá các phương pháp phân rã ma trận
- Đánh giá hiệu suất trên dữ liệu thế giới thực

Thí nghiệm 1

- Dữ liệu: tập dữ liệu ML100k chứa đánh giá cho 1683 bộ phim bởi 944 người dùng
- Nội dung thí nghiệm: So sánh trung bình và độ lệch chuẩn của các độ đo Naive, IPS, SNIPS với các hàm tính độ lỗi là MAE và DCG@50 thông qua 5 cách dự đoán đánh giá từ dữ liệu được tổng hợp từ ML100K

Thí nghiệm 1

- REC_ONES: ma trận dự đoán \hat{Y} giống với ma trận Y , ngoại trừ n đánh giá 1 sao sẽ được chuyển thành 5 sao với n là tổng số đánh giá 5 sao
- REC_FOURS: giống phương pháp trên, sử dụng với các đánh giá bằng 4
- ROTATE: khi $Y_{u,i} \geq 2$, thì $\hat{Y}_{u,i} = Y_{u,i} - 1$, khi $Y_{u,i} = 1$ thì $\hat{Y} = 5$
- SKEWED: dự đoán $\hat{Y}_{u,i}$ tuân theo phân phối chuẩn với $\mu = Y_{u,i}$ và $\sigma = \frac{6 - Y_{u,i}}{2}$
- COARSENEED: dự đoán $\hat{Y}_{u,i} = 3$ nếu $Y_{u,i} \leq 3$, $\hat{Y}_{u,i} = 3$ với các trường hợp còn lại

Kết quả thí nghiệm 1

	MAE			
	True	IPS	SNIPS	Naive
REC_ONES	0.102	0.102 ± 0.007	0.102 ± 0.007	0.011 ± 0.001
REC_FOURS	0.026	0.026 ± 0.000	0.026 ± 0.000	0.173 ± 0.001
ROTATE	2.579	2.581 ± 0.031	2.579 ± 0.012	1.168 ± 0.003
SKEWED	1.306	1.304 ± 0.012	1.304 ± 0.009	0.912 ± 0.002
COARSENEED	1.320	1.314 ± 0.015	1.318 ± 0.005	0.387 ± 0.002

	DCG@50			
	True	IPS	SNIPS	Naive
REC_ONES	30.76	30.64 ± 0.75	30.66 ± 0.74	153.07 ± 2.13
REC_FOURS	52.00	51.98 ± 0.41	52.08 ± 0.58	313.48 ± 2.36
ROTATE	12.90	13.00 ± 0.85	12.99 ± 0.83	1.38 ± 0.09
SKEWED	24.59	24.55 ± 0.92	24.58 ± 0.93	54.87 ± 1.03
COARSENEED	46.45	46.45 ± 0.53	46.44 ± 0.70	293.27 ± 1.99

Thí nghiệm 2

Dữ liệu

Tập dữ liệu Yahoo: đánh giá của các bài hát

- Tập dữ liệu huấn luyện chứa hơn 300k đánh giá của 15400 người dùng
- Tập dữ liệu đánh giá chứa đánh giá của 5400 người dùng cho 1000 bài hát được chọn ngẫu nhiên theo phân bố đều

Tập dữ liệu Coat: đánh giá cho 300 chiếc áo khoác của 290 người dùng

- Tác giả tạo ra một giao diện web mua sắm đơn giản, sau đó chọn chiếc áo khoác họ muốn mua nhất rồi đánh giá 24 chiếc áo khoác do họ tự lựa chọn và 16 chiếc được chọn ngẫu nhiên theo phân bố đều trên thang điểm 5

Kết quả thí nghiệm 2

	YAHOO		COAT	
	MAE	MSE	MAE	MSE
<i>MF-IPS</i>	0.810	0.989	0.860	1.093
<i>MF-Naive</i>	1.154	1.891	0.920	1.202

5. Tổng kết và hướng phát triển

Tài liệu tham khảo

[1] Tobias Schnabel, Adith Swaminathan, Ashudeep Singh, Navin Chandak, and Thorsten Joachims. 2016. Recommendations as treatments: Debiasing learning and evaluation. In ICML (JMLR Workshop and Conference Proceedings), Vol. 48. 1670–1679