

# 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

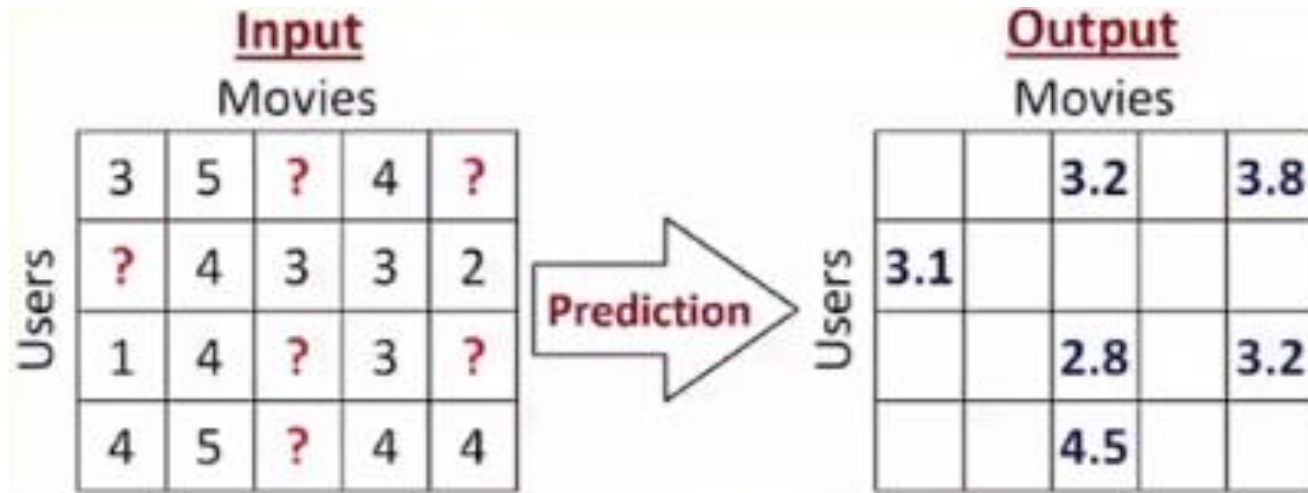
1. Giới thiệu
2. Kiến thức nền tảng
3. Phương pháp tìm hiểu
4. Các kết quả thí nghiệm
5. Tổng kết và hướng phát triển

# 1. Giới thiệu

- Phát biểu bài toán
- Ý nghĩa của bài toán
- Thách thức
- Hướng giải quyết

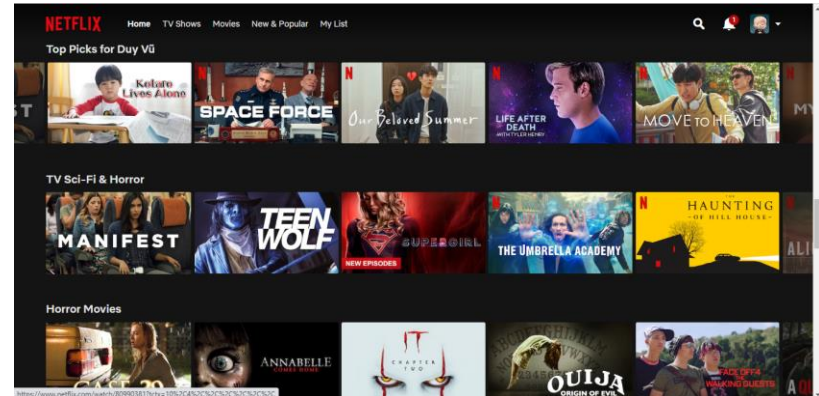
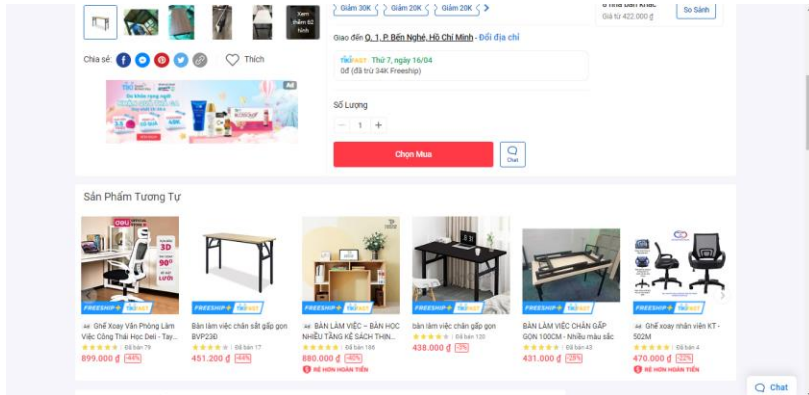
# Phát biểu bài toán

- Đầu vào là đánh giá của người dùng đối với các sản phẩm trước đó trong hệ thống
- Yêu cầu: đưa ra các sản phẩm trong hệ thống mà phù hợp với sở thích của người dùng (hoặc là: dự đoán đánh giá của người dùng đối với các sản phẩm mà người dùng chưa xem trong hệ thống, qua đó đưa ra các chiến lược đề xuất phù hợp)



# 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

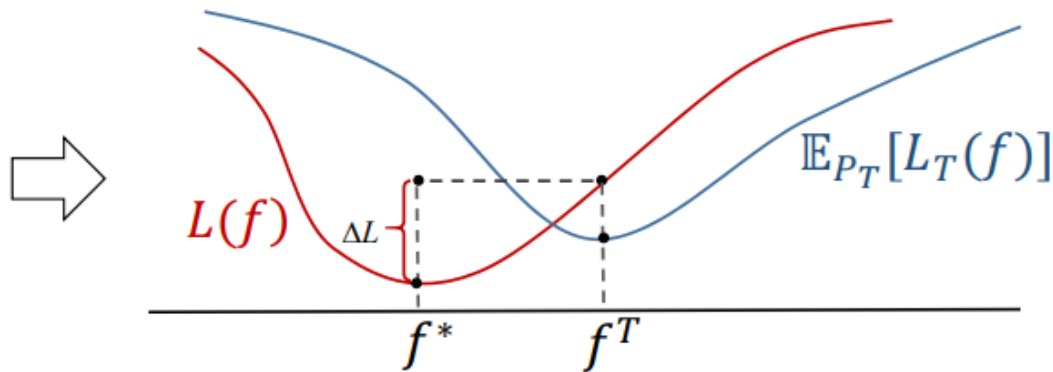
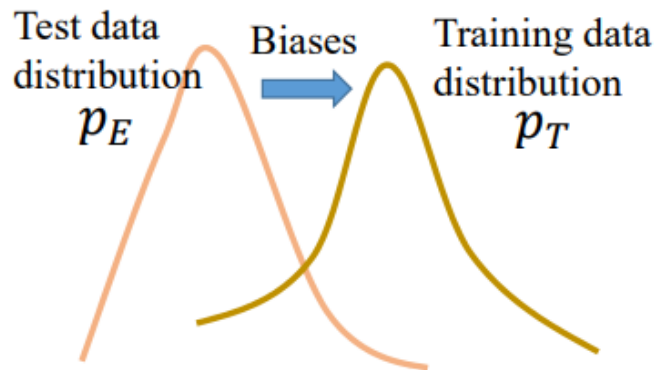
Khi đánh giá mô hình truyền thống ta cần chia tập dữ liệu thành 2 tập là: tập train và tập test, việc chia tập dữ liệu như vậy nhằm giúp cho mô hình huấn luyện được sẽ không bị lệch. Tuy nhiên đối với bài toán recommendation thì cách chia tập dữ liệu như vậy không giải quyết được vấn đề bias.

Do quá trình thu thập dữ liệu trong bài toán sẽ dựa trên đánh giá của người dùng trên các bộ phim đã xem, thay vì dựa trên đánh giá của người dùng trên một tập các bộ phim ngẫu nhiên (việc đánh giá trên tập bộ phim ngẫu nhiên để đảm bảo tính độc lập và phân phối giống nhau của dữ liệu). Điều đó làm cho dữ liệu bị bias.

Vì vậy việc chia tập dữ liệu bị bias để huấn luyện và đánh giá sẽ làm cho mô hình tổng quát hóa tệ, dẫn đến hiện tượng tuy có kết quả huấn luyện tốt trong thí nghiệm nhưng khi đưa vào thực tế lại cho kết quả rất tệ.

# Ảnh hưởng của dữ liệu bị bias

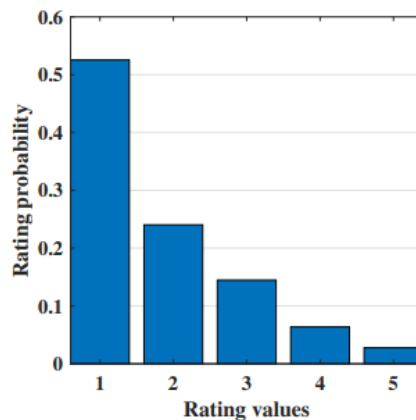
Dữ liệu bị bias: phân phối của dữ liệu huấn luyện được thu thập khác với phân phối của dữ liệu kiểm tra “lý tưởng” (dữ liệu kiểm tra tuân theo phân phối uniform).



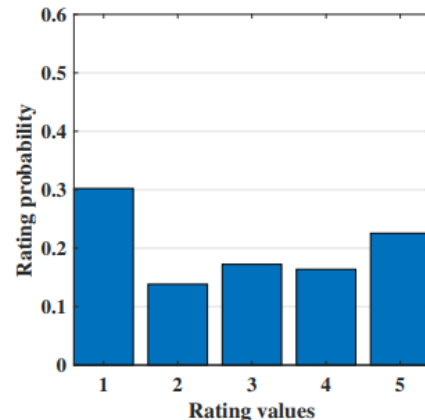
# Thiên lệch lựa chọn (selection bias)

Thiên lệch lựa chọn: xảy ra vì người dùng được tự do lựa chọn các bộ phim để xếp hạng, do đó, dữ liệu thu thập được không phải là các mẫu đại diện cho tất cả các xếp hạng. Nói cách khác, dữ liệu xếp hạng thường bị thiếu không phải ngẫu nhiên.

Nghiên cứu của tác giả Marlin và các cộng sự [?] đã tiến hành một cuộc khảo sát người dùng để thu thập xếp hạng của người dùng đối với một số mặt hàng được lựa chọn ngẫu nhiên, để so sánh với các mặt hàng do người dùng chọn thông thường.



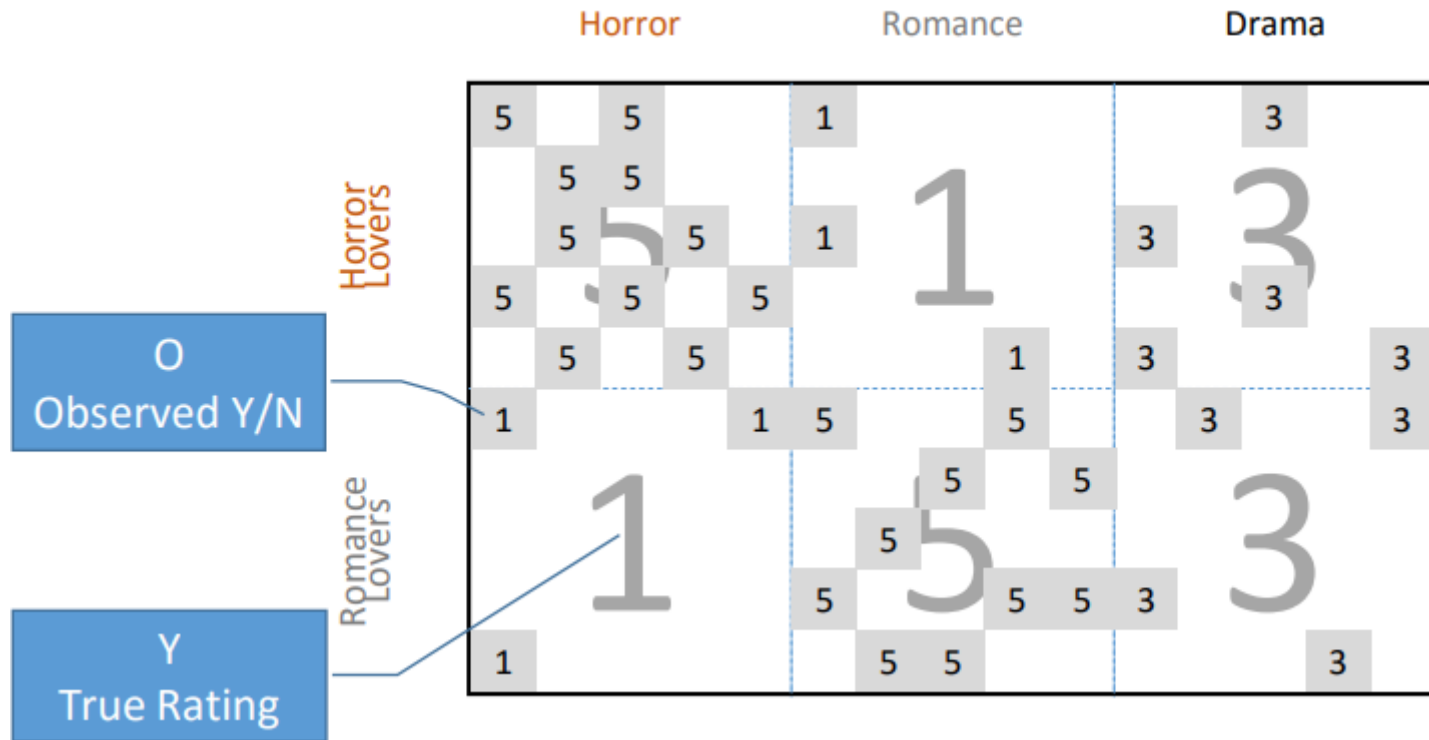
(a) Randomly-selected items



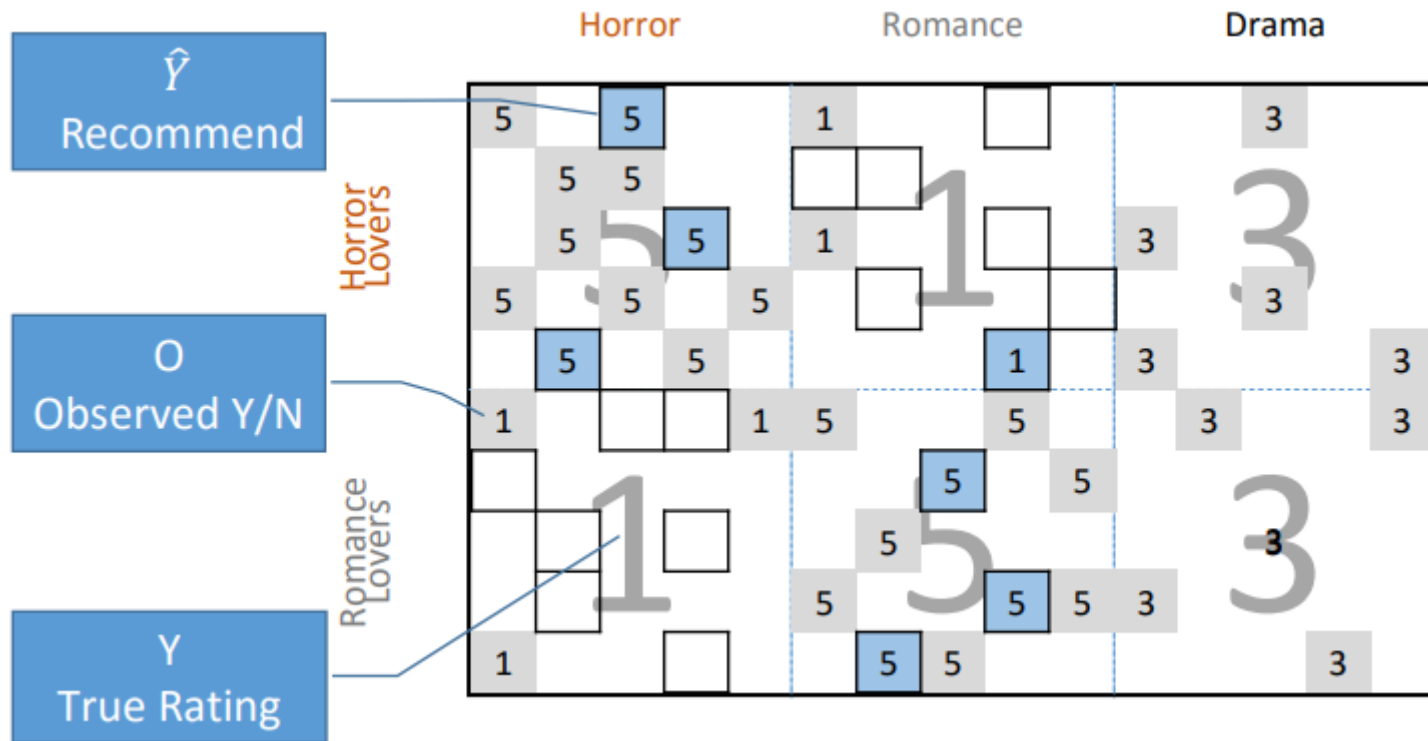
(b) User-selected items



# Ví dụ về thiên lệch lựa chọn



# Ví dụ về thiên lệch lựa chọn



# Ví dụ về thiên lệch lựa chọn

$\hat{Y}_1$   
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 worse 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 better for Drama compared to Horror and Romance.

# Ví dụ về thiên lệch lựa chọn

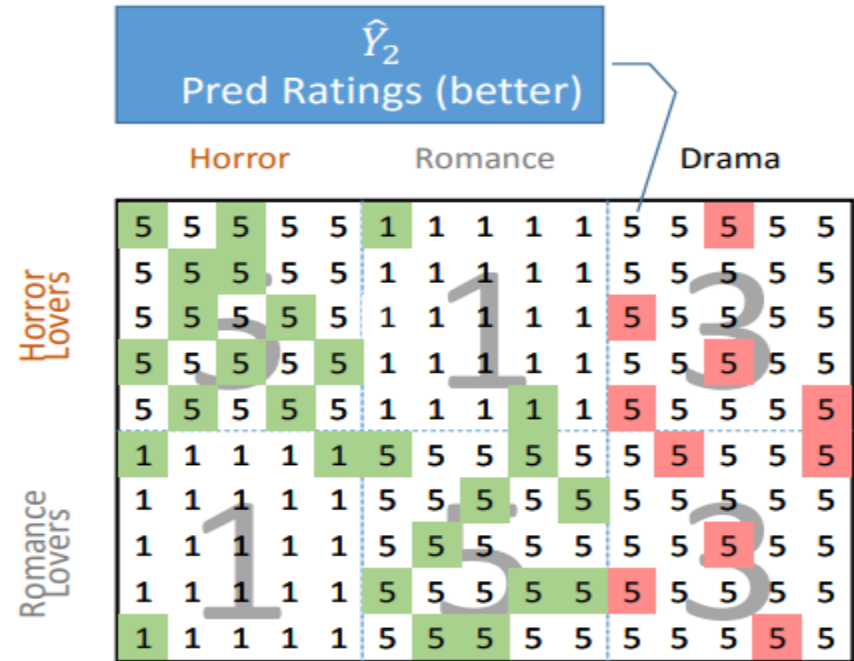
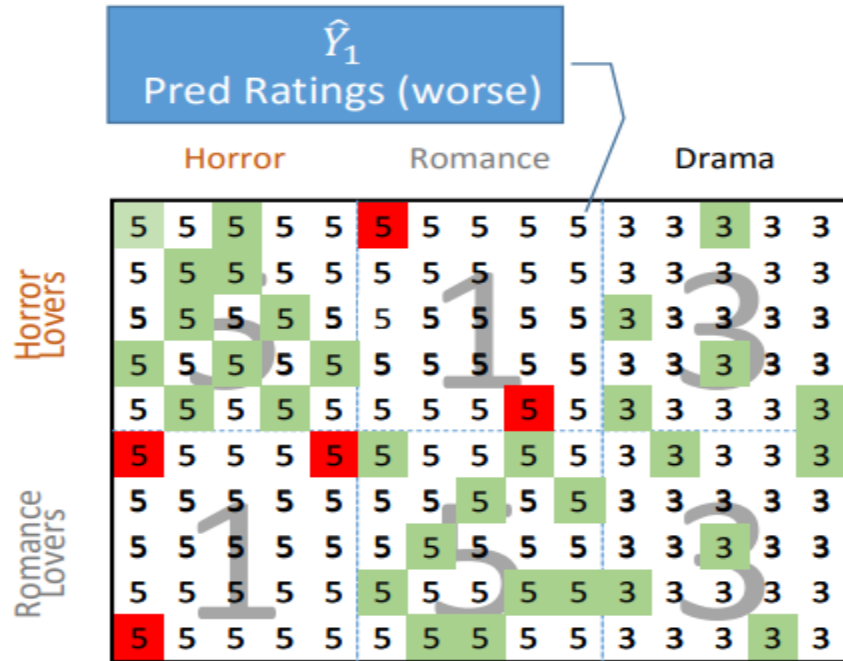
$\hat{Y}_1$   
Pred Ratings (worse)

	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 lựa chọn



# Phương pháp tìm hiểu

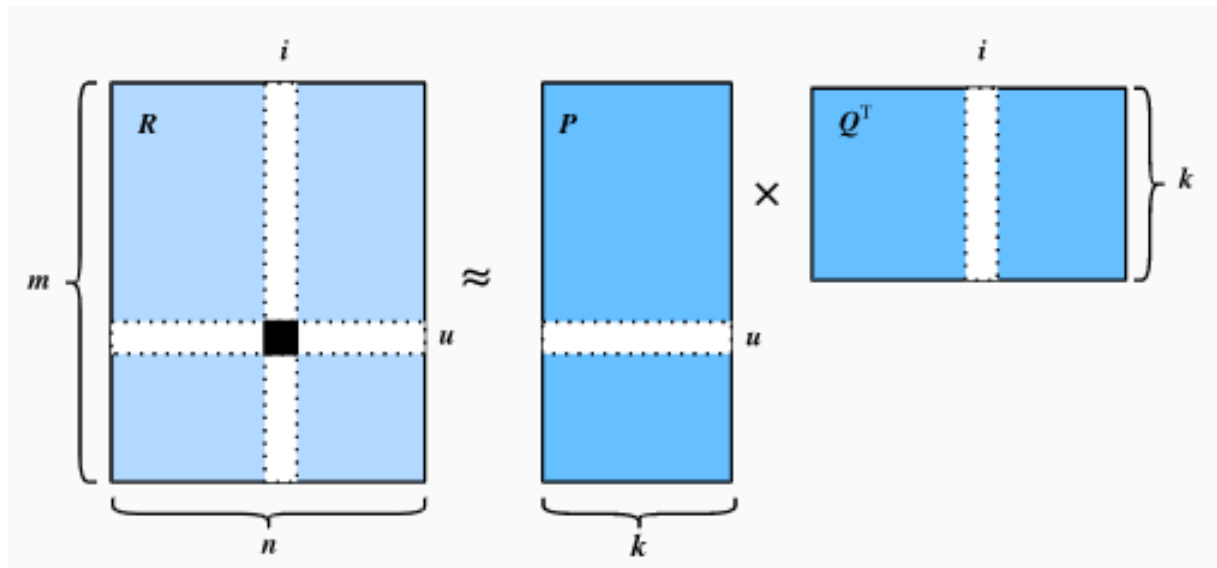
Để khắc phục vấn đề bias dữ liệu, cụ thể hơn là vấn đề thiên lệch lựa chọn (selection bias), tác giả Tobias Schnabel và các cộng sự [?] trong bài báo “Recommendations as Treatments: Debiasing Learning and Evaluation” tại hội nghị “ICML 2016”, đã đề xuất việc áp dụng phương pháp **Chấm điểm theo nghịch 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, nó thay thế cho các độ đo truyền thống để kiểm soát được bias.

## 2. Kiến thức nền tảng

- Matrix Factorization
- Naive Bayes
- Logistic Regression

# 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 có hạng thấp hơn, nhằm nắm bắt cấu trúc bậc thấp trong tương tác giữa user – item.





# 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. Hàm mục tiêu được định nghĩa như sau:

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

# 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 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

# 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:

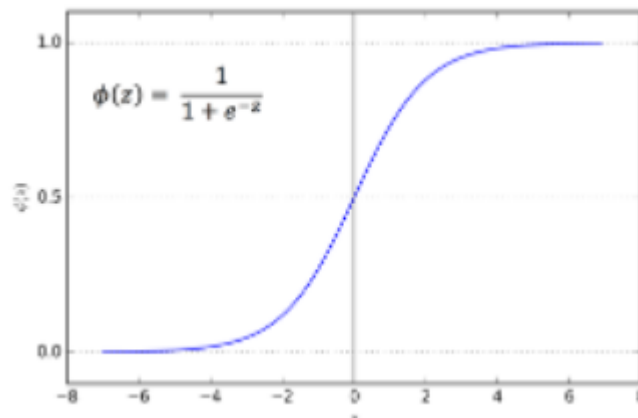
- $w$  được gọi là trọng số của mô hình
- $x$  là dữ liệu đầu vào
- $\sigma(.)$  là hàm sigmoid

# 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  $\infty$  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

- Xu hướng
- Ước lượng ma trận xu hướng
- Matrix Factorization từ xu hướng



# Xu hướng

- 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	0	1	0	0
0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	1	0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	1	0	0	1
1	0	0	0	1	1	0	0	1	0	1	0	0	1
0	0	0	0	0	0	0	1	0	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	1	0	0	0
1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1

Ma trận xu hướng  $P$

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

# Độ đo debias

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 ít có xu hướng  $P_{u,i}$  thấp để debias, do đó ta nhân độ lỗi của mỗi đánh giá mà ta quan sát được với nghịch đảo xu hướng của nó:

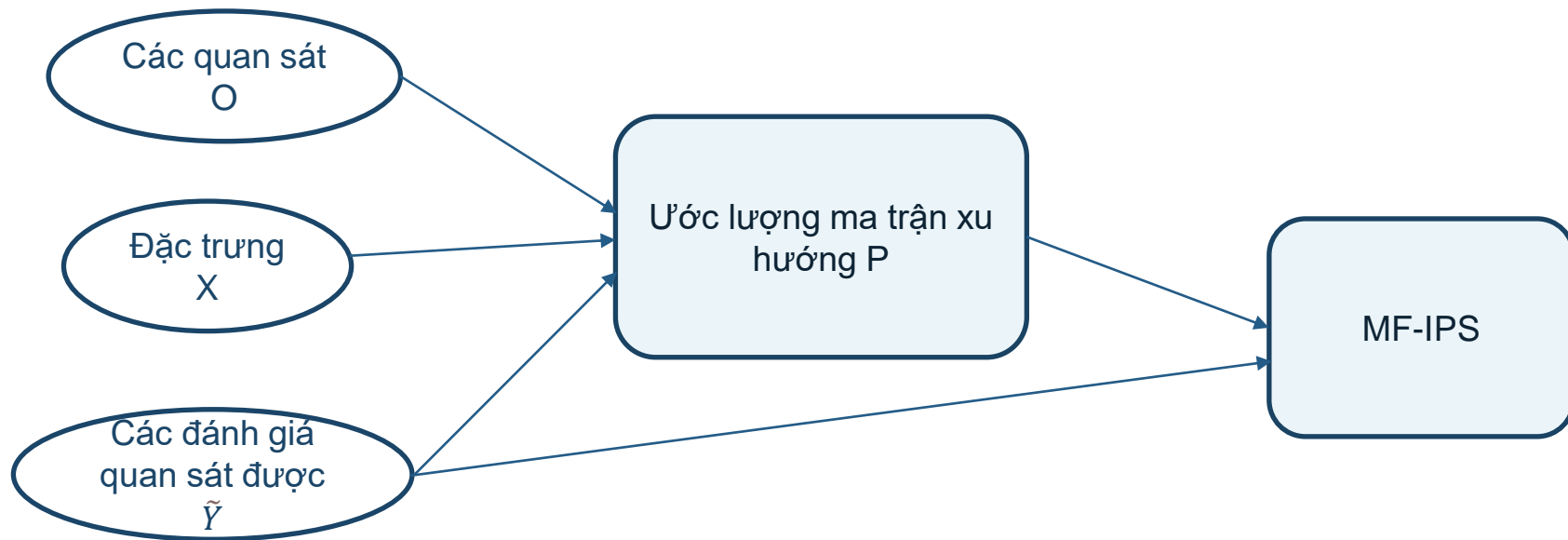
$$\hat{R}_{IPS}(\hat{Y}|P) = \frac{1}{U \cdot I} \sum_{(u,i): O_{u,i}=1} \frac{\delta_{u,i}(Y, \hat{Y})}{P_{u,i}}$$

High variance

→ Để giảm variance, sử dụng SNIPS:

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

# Quá trình huấn luyện



# Ước lượng xu hướng

Xu hướng sẽ phụ thuộc vào những đặc trưng có thể quan sát được  $X$  (ví dụ như điểm số dự đoán của sản phẩm được hiển thị cho người dùng),  $X^{hid}$  là các đặc trưng không quan sát được (ví dụ như được gợi ý bởi bạn bè của họ hay không), và ma trận đánh giá  $Y$

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

Mục tiêu của chúng ta là tìm tham số  $\phi$  của mô hình sao cho  $P$  độc lập với ma trận không quan sát được  $X^{hid}$  và  $Y$

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

Sử dụng các mô hình như Naive Bayes, hồi quy Logistic

# Phân rã ma trận

Ta xem việc phân rã ma trận như tìm ma trận  $V, W$  sao cho

$$\hat{Y}^{ERM} = V^T W + A$$

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

$$\operatorname{argmin}_{V, W, A} \left[ \sum_{O_{u,i}=1} \frac{\delta_{u,i}(Y, V^T W + A)}{P_{u,i}} + \lambda (\|V\|_F^2 + \|W\|_F^2) \right]$$

## **4. Các kết quả thí nghiệm**

# Thí nghiệm 1

- 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 Y từ dữ liệu ML100K
- 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  $\mathcal{N}(\hat{Y}_{u,i}^{raw} | \mu = Y_{u,i}, \sigma = \frac{6 - Y_{u,i}}{2})$
- 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	$0.102 \pm 0.007$	$0.102 \pm 0.007$	$0.011 \pm 0.001$
REC_FOURS	0.026	$0.026 \pm 0.000$	$0.026 \pm 0.000$	$0.173 \pm 0.001$
ROTATE	2.579	$2.581 \pm 0.031$	$2.579 \pm 0.012$	$1.168 \pm 0.003$
SKEWED	1.306	$1.304 \pm 0.012$	$1.304 \pm 0.009$	$0.912 \pm 0.002$
COARSENEED	1.320	$1.314 \pm 0.015$	$1.318 \pm 0.005$	$0.387 \pm 0.002$

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



# 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 10 bài hát được chọn ngẫu nhiên

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 trên thang điểm 5

## Kết quả thí nghiệm 2

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

## **5. Tổng kết và hướng phát triển**

# Tài liệu tham khảo