

# 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

01

Giới thiệu về đề tài

02

Lý thuyết nền tảng

03

Phương pháp tìm hiểu

04

Thí nghiệm

A cluster of four dots in the top right corner, with one light blue dot at the top and three dark blue dots below it.

01

A single dark blue dot on the left side.

# Giới thiệu

A cluster of three dots in the bottom left area, with one light blue dot at the top and two dark blue dots below it.

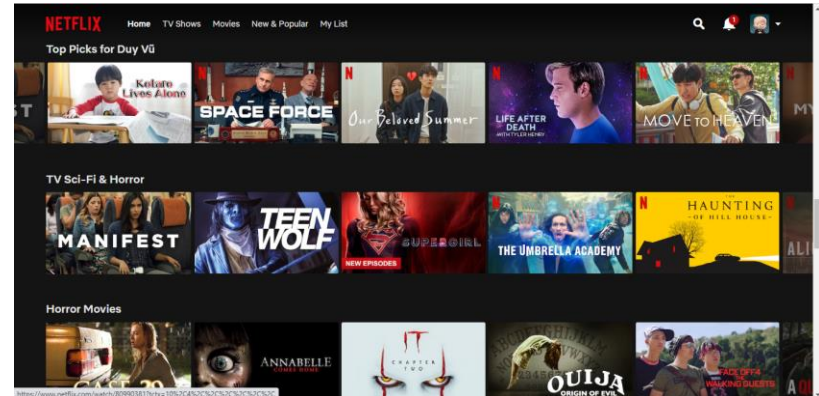
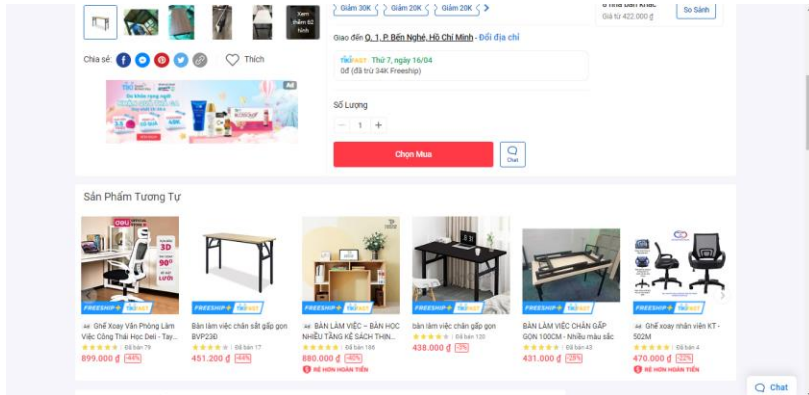
# Phát biểu bài toán

- 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



# 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.

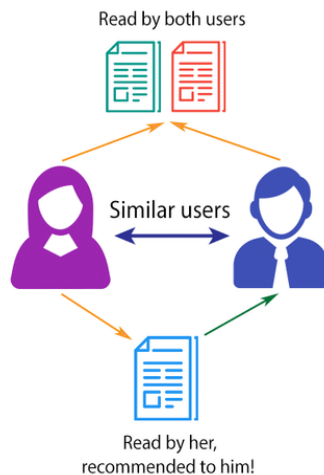


# Các mô hình truyền thống

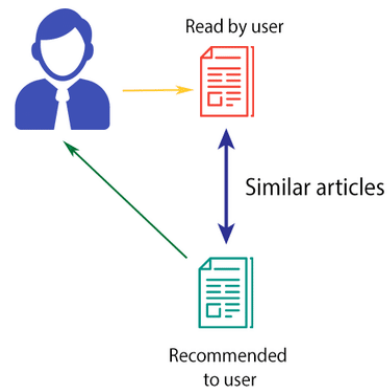
**Phương pháp lọc dựa trên nội dung (Content-base filtering - CB):** Gợi ý sản phẩm cho người dùng các sản phẩm có độ tương đồng cao với các sản phẩm trước đó người dùng đã xem.

**Phương pháp lọc cộng tác (Collaborative Filtering - CF):** Gợi ý sản phẩm cho người dùng dựa trên người dùng giống với họ (được xem xét dựa trên lịch sử xem của người dùng) và gợi ý sản phẩm dựa trên người dùng giống với họ.

COLLABORATIVE FILTERING



CONTENT-BASED FILTERING



# Điểm hạn chế của mô hình truyền thống

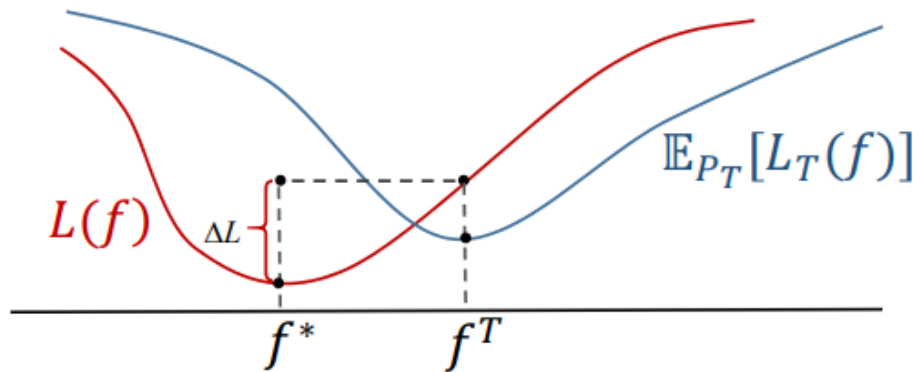
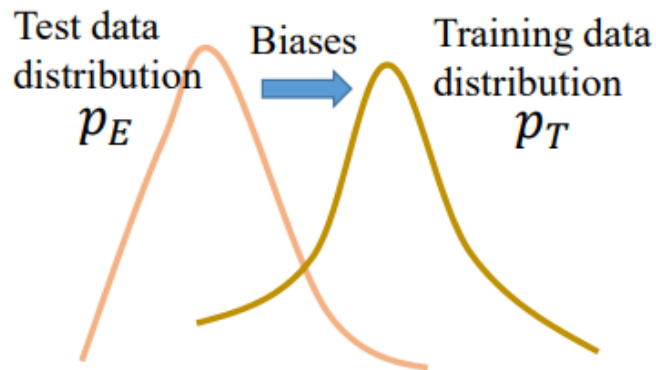
Các mô hình học máy đều tuân theo một giả định rằng các điểm dữ liệu đều độc lập và có phân phối giống nhau. Tuy nhiên giả định này có thể không đúng trong bài toán đề xuất sản phẩm.

Thông thường quá trình thu thập dữ liệu trong hệ thống đề xuất sản phẩm là dựa trên đánh giá của người dùng trên các bộ phim họ đã xem, thay vì là dựa trên đánh giá của người dùng trên một tập bộ phim ngẫu nhiên (việc người dùng đánh giá trên một tập bộ phim ngẫu nhiên để đảm bảo tính độc lập và phân phối giống nhau của dữ liệu). Điều này sẽ làm cho đánh giá của người dùng bị tác động bởi nhiều yếu tố không mong muốn, chẳng hạn như người dùng chỉ đánh giá những bộ phim họ thích (thiên lệch lựa chọn).

-> Điều này làm cho phân phối của dữ liệu huấn luyện bị lệch khỏi phân phối của dữ liệu thử nghiệm. Khiến cho các mô hình đề xuất trở nên bị bias (sẽ chỉ tập trung đề xuất một vài sản phẩm) hay đưa ra các đề xuất chưa được tối ưu.

# 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 huấn luyện “lý tưởng”.





# 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.

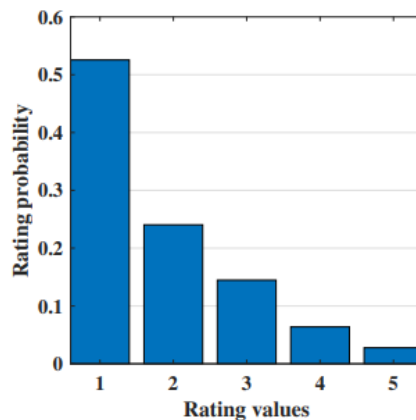
02

# Cơ sở lý thuyết

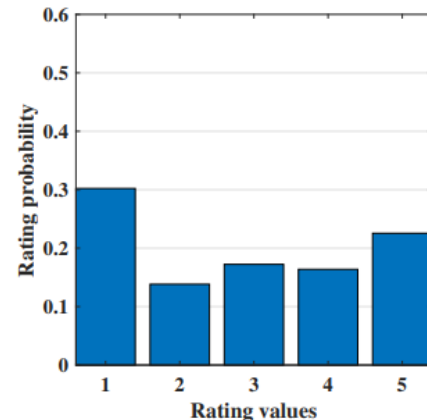
# Thiên lệch lựa chọn (selection bias)

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 (Missing not at random - MNAR).

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.

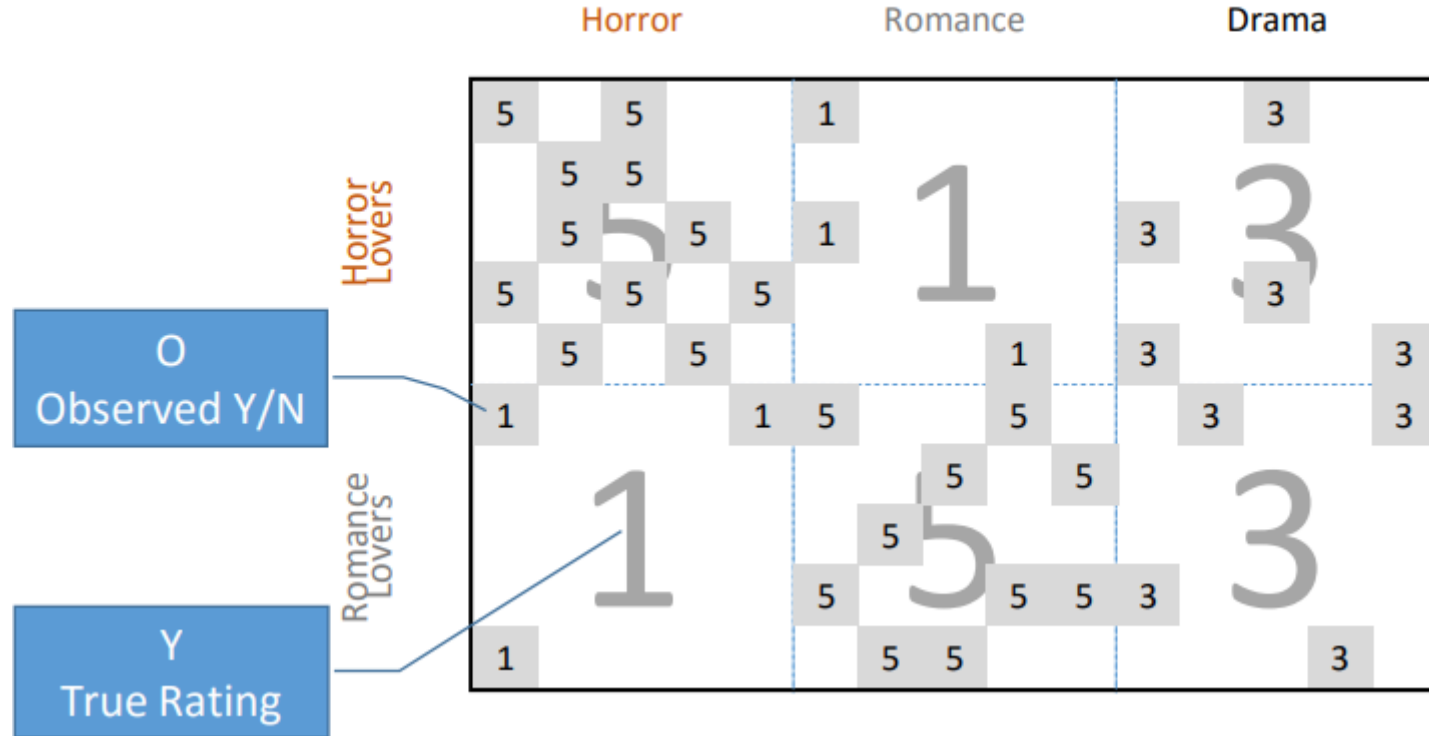


(a) Randomly-selected items

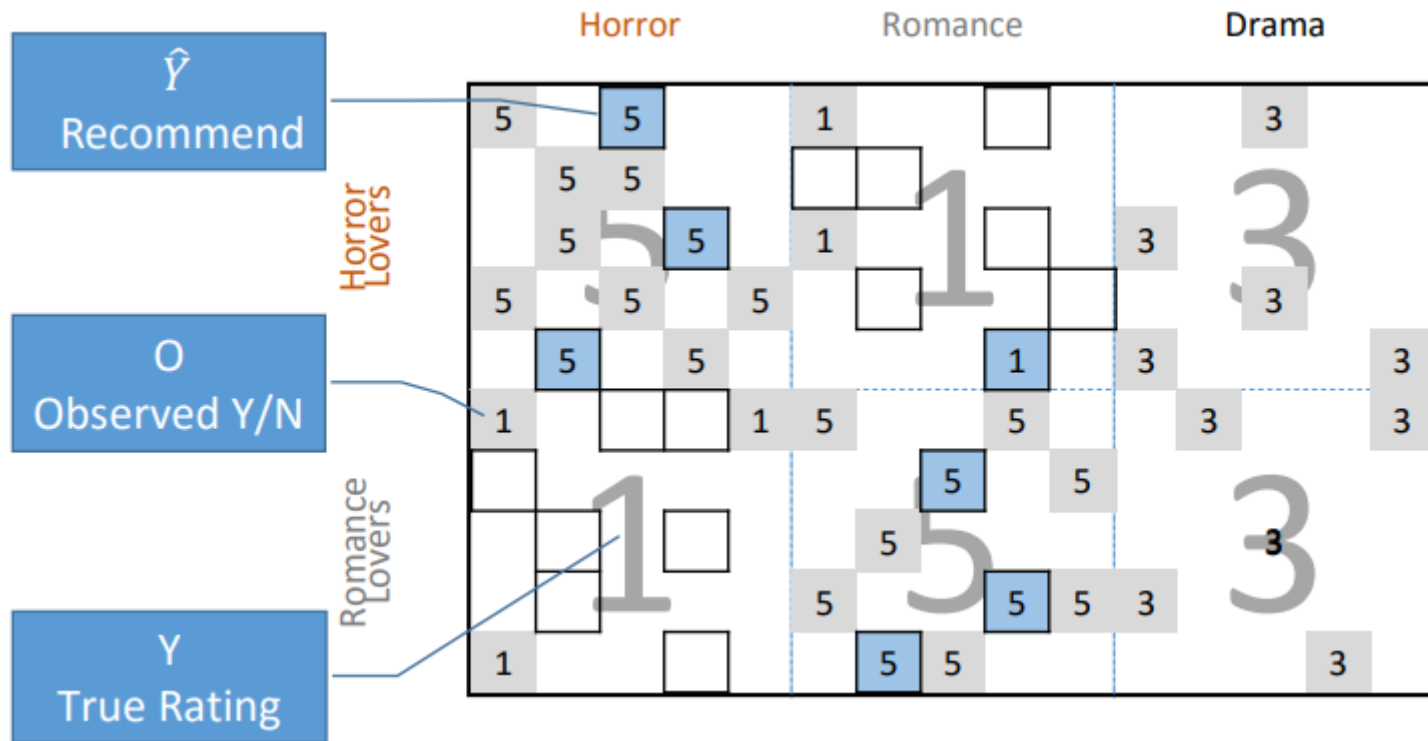


(b) User-selected items

# 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
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	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
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	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
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	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
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5

# Ví dụ về thiên lệch lựa chọn

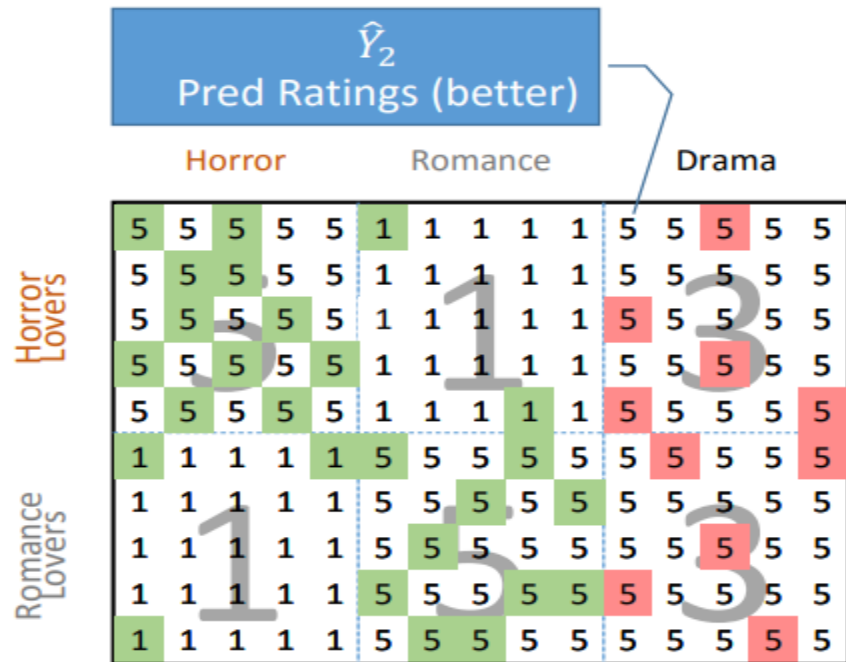
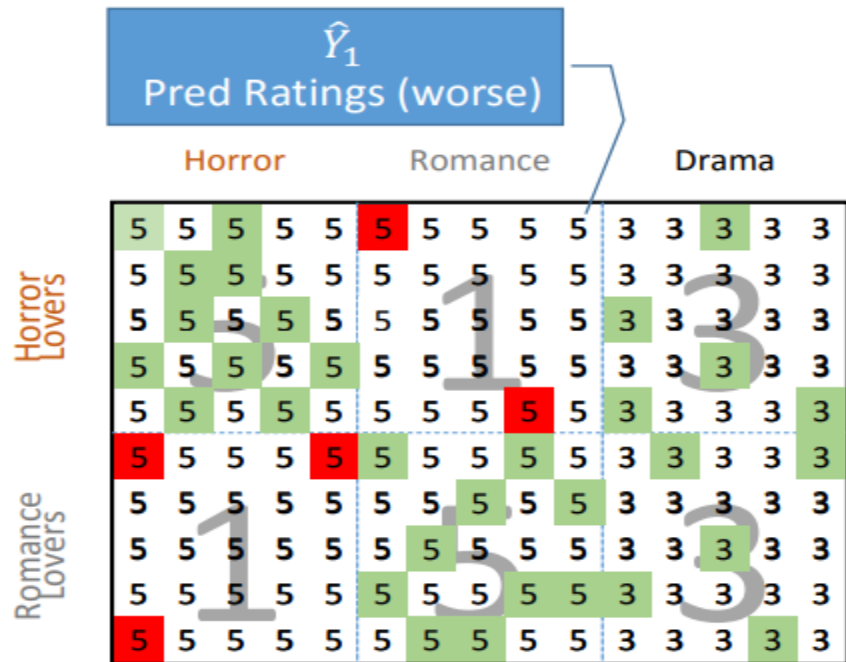
$\hat{Y}_1$   
Pred Ratings (worse)

	Horror	Romance	Drama
Horror Lovers	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	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
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5	3 3 3 3 3
	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
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	5 5 5 5 5	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
Romance Lovers	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5
	1 1 1 1 1	5 5 5 5 5	5 5 5 5 5

## Ví dụ về thiên lệch lựa chọn



$$R(\hat{Y}) = \frac{1}{U \cdot I} \sum_{u=1}^U \sum_{i=1}^I \delta_{u,i}(Y, \hat{Y})$$

$$\text{MAE:} \quad \delta_{u,i}(Y, \hat{Y}) = |Y_{u,i} - \hat{Y}_{u,i}| \quad ,$$

$$\text{MSE: } \delta_{u,i}(Y, \hat{Y}) = (Y_{u,i} - \hat{Y}_{u,i})^2 \quad ,$$

Accuracy:  $\delta_{u,i}(Y, \hat{Y}) = \mathbf{1}\{\hat{Y}_{u,i} = Y_{u,i}\}$  .



# Chấm điểm theo nghịch đảo điểm xu hướng (IPS)

Độ đo IPS:

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

Trong đó:

- $O_{\{u,i\}} = 1$  khi người dùng  $u$  rating bộ phim  $i$ , và  $O_{\{u,i\}} = 0$  khi ngược lại
- $P_{\{u,i\}} = P(O_{\{u,i\}} = 1)$  là marginal probability là xác suất mà
- $\delta_{\{u,i\}}(Y, \hat{Y})$  là độ đo đánh giá như Sai số trung bình bình phương (Mean square error – MSE), Sai số trung bình tuyệt đối (Mean absolute error – MAE),...

# Cực tiểu hóa lỗi theo kinh nghiệm (Empirical risk minimization - ERM)

Đối với các bài toán học có giám sát truyền thống. Chúng ta có hai đối tượng  $X$  và  $Y$  và chúng ta muốn học một hàm dự đoán  $h: X \rightarrow Y$  với đầu ra là  $y \in Y$  dựa trên một đầu vào  $x \in X$ . Giả định có một joint probability  $P(x, y)$  trên  $X$  và  $Y$

Với hàm lỗi  $L(\hat{y}, y)$  được tính toán dựa trên sự khác nhau giữa giá trị dự đoán của hàm  $h$  và giá trị thực. Thì độ lỗi liên quan đến hàm dự đoán  $h(x)$  sẽ được định nghĩa là kì vọng của hàm lỗi  $L$  :

$$R(h) = \mathbf{E}[L(h(x), y)] = \int L(h(x), y) dP(x, y).$$

Mục tiêu cuối cùng của việc học là tìm kiếm một hàm dự đoán  $h^*$  sao cho lỗi  $R(h)$  là nhỏ nhất.

$$h^* = \arg \min_{h \in \mathcal{H}} R(h).$$

# Cực tiểu hóa lỗi theo kinh nghiệm (Empirical risk minimization - ERM)

Tuy nhiên lỗi  $R(h)$  không thể tính toán vì phân phối  $P(x, y)$  là chưa biết. Tuy nhiên chúng ta có thể tính toán một giá trị gần đúng, gọi là lỗi theo kinh nghiệm (empirical risk), bằng cách tính trung bình của hàm lỗi trên tập huấn luyện:

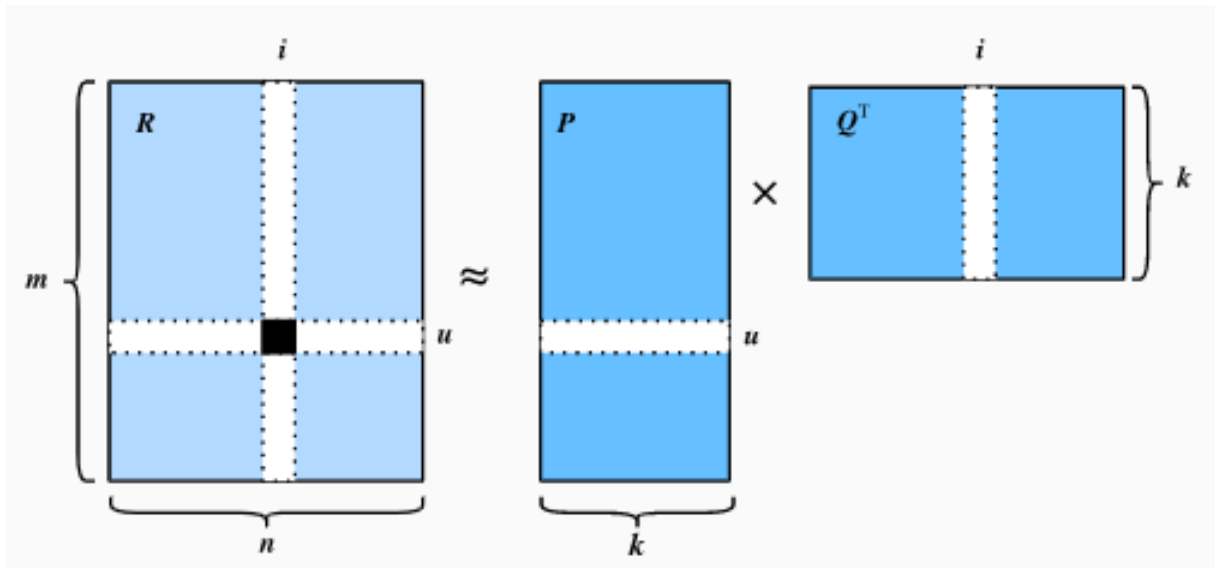
$$R_{\text{emp}}(h) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L(h(x_i), y_i).$$

Nguyên tắc giảm thiểu rủi ro theo kinh nghiệm hoạt động theo cách thuật toán học nên chọn một hàm dự đoán  $\hat{h}$  để cực tiểu hóa lỗi theo kinh nghiệm

$$\hat{h} = \arg \min_{h \in \mathcal{H}} R_{\text{emp}}(h).$$

# Phân rã ma trận (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.



# Phân rã ma trận (Matrix Factorization)

Đánh giá của người dùng  $u$  cho sản phẩm  $i$  được tính theo công thức:

$$\hat{R}_{ui} = p_u q_i^T + b_u + b_i$$

Trong đó:

- $p_u$  là hàng thứ  $u$  trong ma trận đặc trưng người dùng  $P$ .
- $q_i$  là hàng thứ  $i$  trong ma trận đặc trưng của sản phẩm  $Q$ .
- $b_u$  và  $b_i$  là độ lệch của người dùng và sản phẩm.

Sau đó 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:

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

03

# • Phương pháp tìm hiểu

# Độ đo debias

- Xác suất đánh giá của người dùng  $u$  dành cho bộ phim  $i$  được quan sát, còn được gọi là xu hướng của ma trận  $Y_{u,i}$

$$P_{u,i} = P(O_{u,i} = 1)$$

- Sử dụng IPS như một độ đo unbiased

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

Ma trận xu hướng P

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

# Ước lượng điểm xu hướng

Điểm 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  $\theta$  của mô hình sao cho  $P$  độc lập với ma trận không quan sát được  $X^{hid}$  và  $Y$

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



# Ước lượng điểm xu hướng

Giả sử mô hình tồn tại một  $\theta = (w, \beta, \gamma)$

Ta có thể sử dụng hồi quy logistic để ước lượng  $P_{u,i}$  như sau:

$$P_{u,i} = \sigma \left( w^T X_{u,i} + \beta_i + \gamma_u \right)$$

# Học dựa trên IPS

Hàm lỗi dựa trên điểm xu hướng:

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

Nhiệm vụ của ta là tìm  $\hat{y}$  sao thuộc không gian hypothesis  $\mathcal{H}$  sao cho hàm lỗi trên đạt cực tiểu:

$$\hat{Y}^{ERM} = \operatorname{argmin}_{\hat{Y} \in \mathcal{H}} \left\{ \hat{R}_{IPS}(\hat{Y}|P) \right\}$$

# Phân rã ma trận

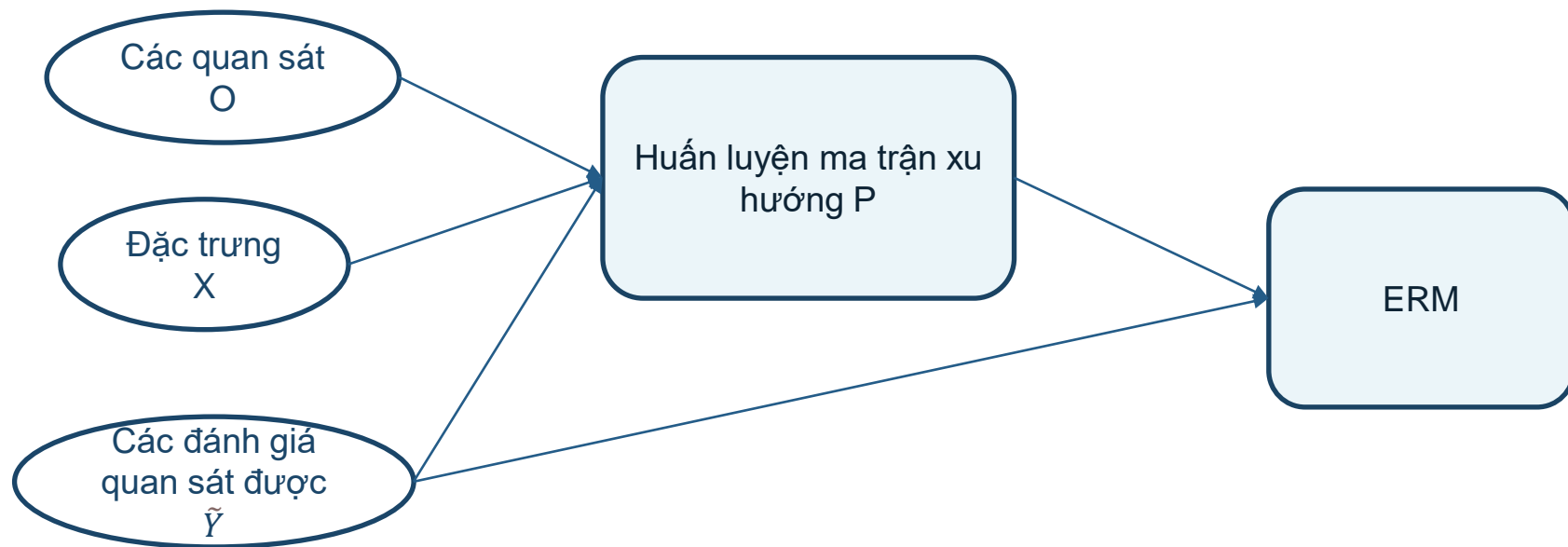
Ta xem việc phân rã ma trận như tìm ma trận  $V, W$  sao cho

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

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

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

# Quá trình huấn luyện



04

# Kết quả thí nghiệm

# 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 của 300 chiếc áo khoác

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

	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
HL MNAR	1.177	2.175	0.884	1.214
HL MAR	1.179	2.166	0.892	1.220