

# 数据挖掘初步之推荐系统

王昌栋

<https://cse.sysu.edu.cn/content/2465>

中山大学



机器智能与先进计算  
教育部重点实验室



# 数据挖掘初步之推荐系统

- 背景
- 推荐系统：从白盒到黑盒
- 基于无监督学习的可解释推荐系统
- 展望

# 信息过载



大数据采集与处理



高频的社会活动



快节奏的生活与工作



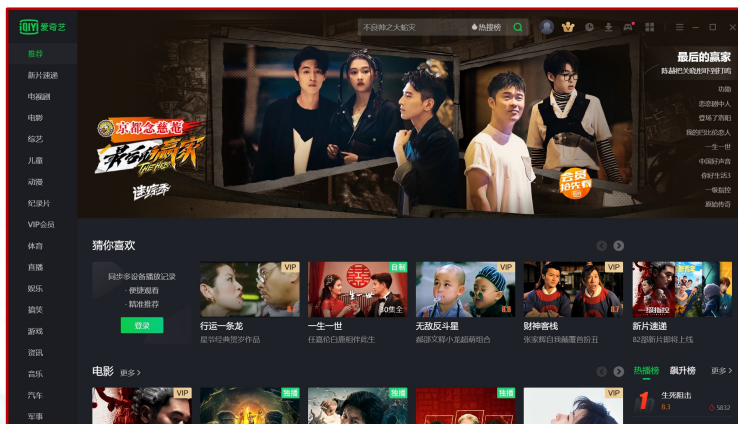
信息过载



# 琳琅满目，难以选择



## 在线购物



## 在线视频



## 音频播客



## 学术交流



## 学术资源

# 无监督可解释推荐系统





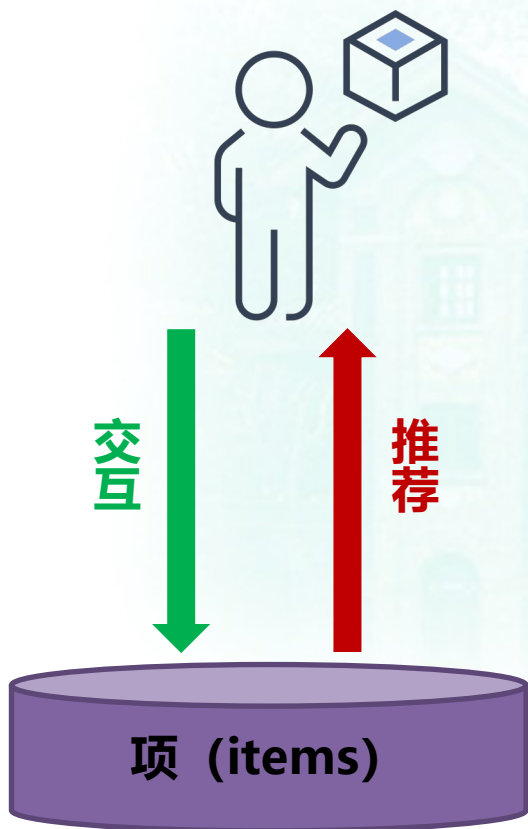
# 数据挖掘初步之推荐系统

- 背景
- 推荐系统：从白盒到黑盒
- 基于无监督学习的可解释推荐系统
- 展望

# 推荐系统

## 推荐系统

根据用户与项之间历史交互（搜索、购买、收听、播放、评论、评分等），为用户精准推荐其喜爱的项



商品、视频、音频、新闻、论文等





# 基于内容的推荐

**项画像建模**  
• 基于特征工程提取项的特征 (如标签、TF-IDF等可解释特征)

**用户画像建模**  
• 用户评论或交互项的画像加权融合

**个性化推荐**  
• 计算用户画像和项画像的相似性 (如Cosine相似性)

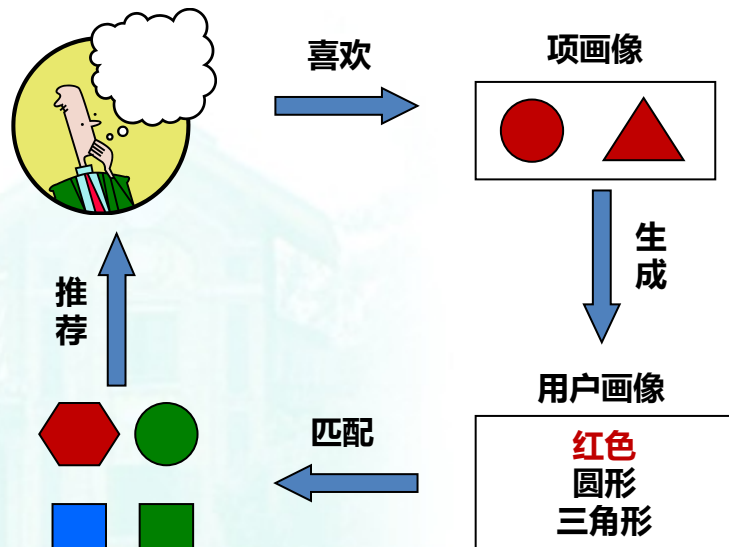
相似性最大即匹配度最高的若干个项推荐给用户

## 可解释性强:

- 👉 项画像具有很强的可解释性
- 👉 用户画像具有很强的可解释性
- 👉 将画像匹配度高的项推荐给用户, 直观易理解

**可解释性强, 但是忽略了其他用户对被推荐项的偏好信息**

$$\text{sim}(u, i) = \cos(u, i) = \frac{u \cdot i}{\|u\| \cdot \|i\|}$$





# 协同滤波推荐系统

1

## 计算用户偏好相似性

$s_{uv} = \text{sim}(r_u, r_v)$   
如Cosine相似性、Jaccard相似性、Pearson相关性系数

	HP1	HP2	HP3	TW	SW1	SW2	SW3
A	4			5	1		
B	5	5	4				
C				2	4	5	
D		3					3

2

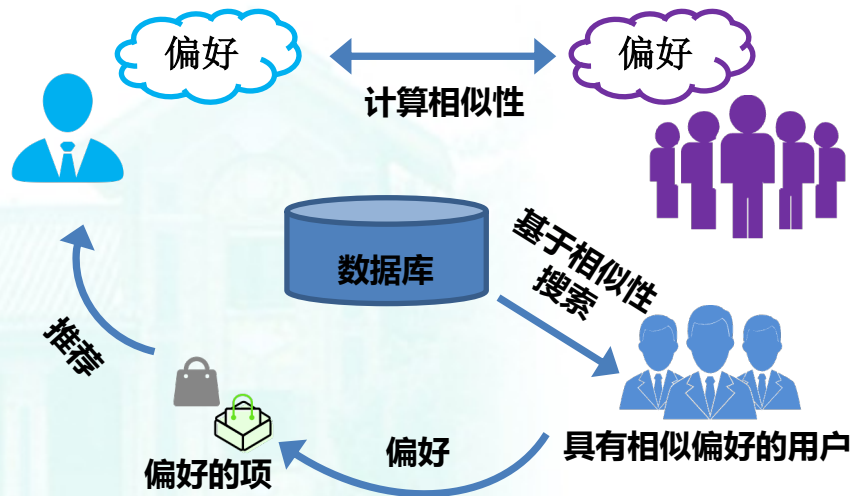
## 搜索最相似的用户集

对目标用户  $u$ , 搜索与他具有最大相似性的若干个用户, 形成相似用户集  $N$

3

## 评分预测

对目标用户  $u$ , 以及一个待推荐项  $i$ , 基于该用户的相似用户集  $N$  对该项  $i$  的评分预测用户  $u$  对  $i$  的评分



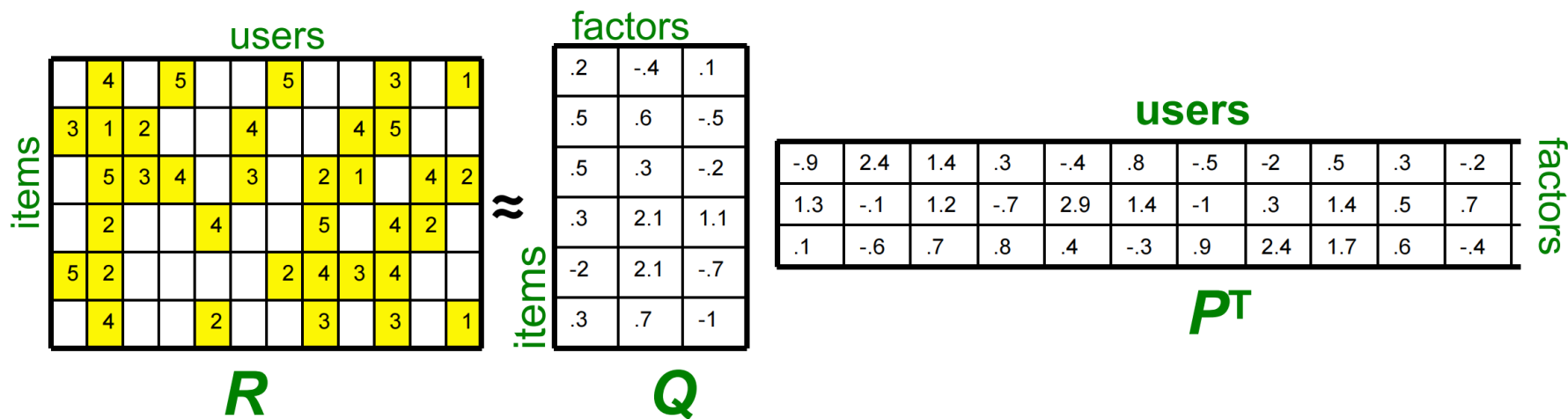
## 具备可解释性:

$$r_{ui} = \frac{\sum_{v \in N} s_{uv} r_{vi}}{\sum_{v \in N} s_{uv}}$$

用户偏差、项偏差、系统偏差等

- 🔗 基于评分计算用户相似性具备可解释性
- 🔗 查找最相似的用户集具备可解释性
- 🔗 预测评分定义为相似用户的评分加权求和, 直观易理解

# 隐因子模型推荐系统



$$R \approx Q \cdot P^T$$

$$\min_{P, Q} \sum_{\text{training}} (r_{xi} - q_i p_x)^2 + \left[ \lambda_1 \sum_x \|p_x\|^2 + \lambda_2 \sum_i \|q_i\|^2 \right]$$

"error"
"length"

$$\hat{r}_{xi} = q_i \cdot p_x = \sum_f q_{if} \cdot p_{xf}$$

**可解释性变弱:**

- 👉 隐因子所对应的向量缺乏相关的语义含义
- 👉 梯度下降法求解隐因子缺乏直观含义

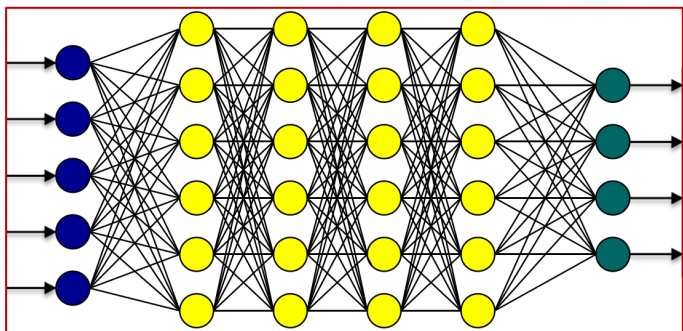
... → “隐晦难解释”

# 神经网络推荐系统

“隐晦难解释” → “黑盒”



神经网络



核心：  
非线性隐因子特征提取



浅层网络+注意力机制  
e.g. BPAM (TKDE 2020)



深层网络、表征与匹配函数学习  
e.g. DeepCF (AAAI 2019)



结合评论与评分  
e.g. DRRNN (TNNLS 2021)

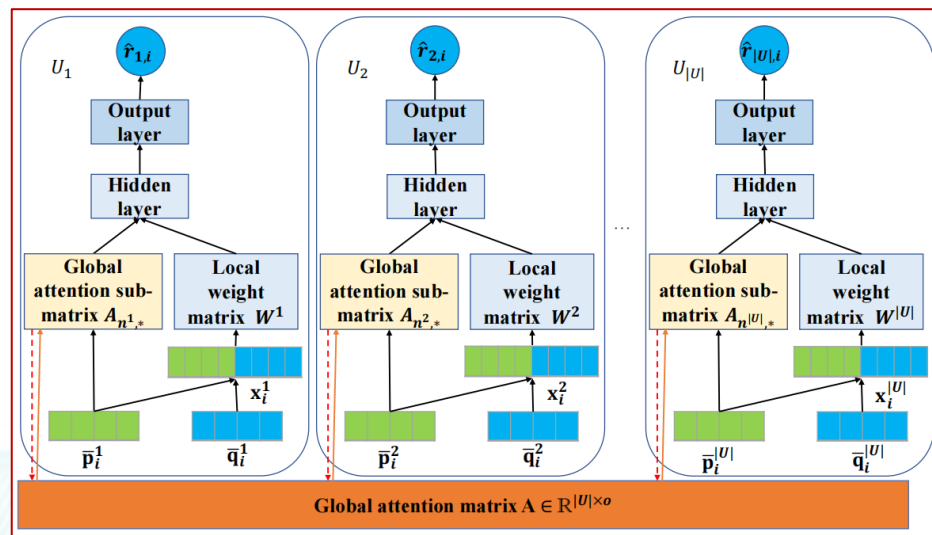
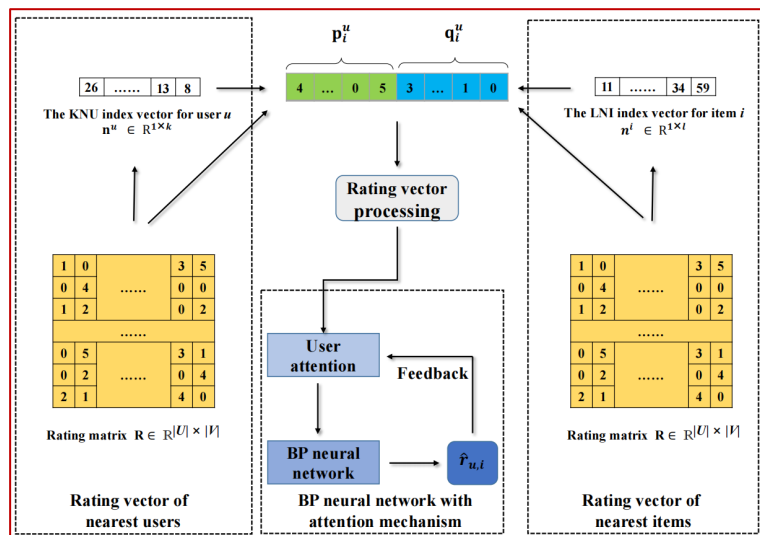


跨域推荐  
e.g. AAM (TCYB 2020)



序列推荐  
e.g. SR-HGNN (TII 2020)

# 基于注意力机制的BP网络 (BPAM)



## BPAM基本思路 (对用户u和项i) :

1. 构造用户u的最近邻用户的评分向量
2. 构造项i的最近邻项的评分向量
3. 输入到含有注意力机制 (全局注意力和局部注意力相结合) 的BP神经网络
4. 输出预测结果

$$\mathbf{x}_i^u = \begin{bmatrix} \bar{p}_i^u \\ \bar{q}_i^u \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{h}_i^u = \delta(\mathbf{W}^u \top \mathbf{x}_i^u + \alpha(\mathbf{A}_{n^{u,*}}) \top \bar{p}_i^u + \mathbf{b}_{input}^u)$$

$$\hat{r}_{u,i} = \delta(\mathbf{w}_{hidden}^u \top \mathbf{h}_i^u + \mathbf{b}_{hidden}^u)$$

可解释性:  
 隐藏层h的可解释性?

# 表征与匹配函数学习统一 (DeepCF)

## 表征函数学习:

### 重表征函数学习

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_0 &= \mathbf{W}_0^T \mathbf{y}_{u*} \\ \mathbf{a}_1 &= a(\mathbf{W}_1^T \mathbf{a}_0 + \mathbf{b}_1) \\ &\dots \end{aligned}$$

### e.g. MLP

### 轻匹配函数学习

$$\begin{aligned} \mathbf{p}_u &= \mathbf{a}_X = a(\mathbf{W}_X^T \mathbf{a}_{X-1} + \mathbf{b}_X) \\ \hat{y}_{ui} &= \sigma(\mathbf{W}_{out}^T (\mathbf{p}_u \odot \mathbf{q}_i)) \end{aligned}$$

### e.g. 内积

## 匹配函数学习:

### 重匹配函数学习

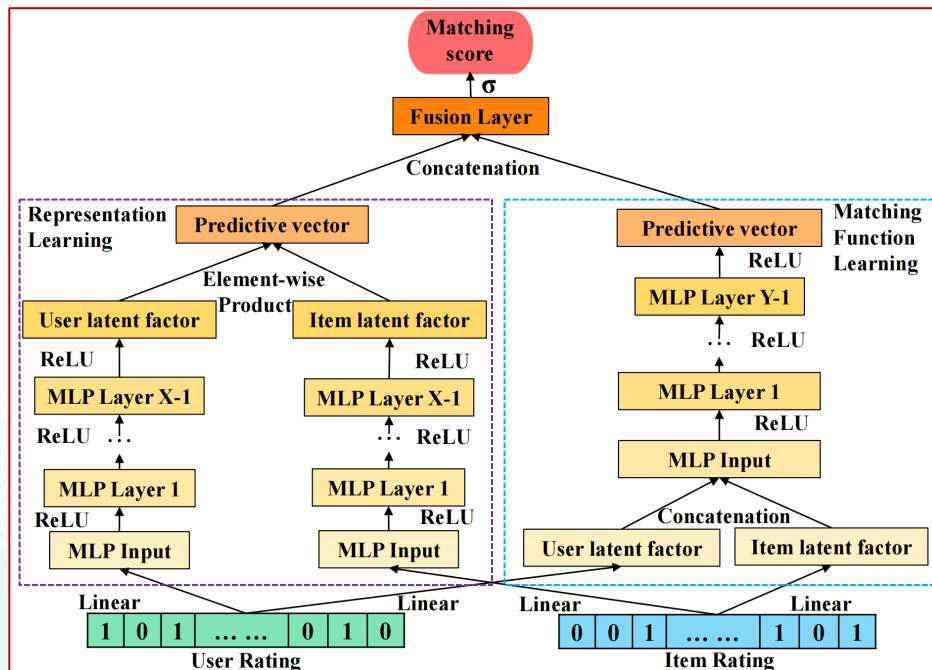
$$\begin{aligned} \mathbf{p}_u &= \mathbf{P}^T \mathbf{y}_{u*} \\ \mathbf{q}_i &= \mathbf{Q}^T \mathbf{y}_{*i} \\ \mathbf{a}_0 &= \begin{bmatrix} \mathbf{p}_u \\ \mathbf{q}_i \end{bmatrix} \\ \mathbf{a}_1 &= a(\mathbf{W}_1^T \mathbf{a}_0 + \mathbf{b}_1) \\ &\dots \end{aligned}$$

### e.g. MLP

### 轻表征函数学习

$$\begin{aligned} \mathbf{a}_Y &= a(\mathbf{W}_Y^T \mathbf{a}_{Y-1} + \mathbf{b}_Y) \\ \hat{y}_{ui} &= \sigma(\mathbf{W}_{out}^T \mathbf{a}_Y), \end{aligned}$$

### e.g. 线性映射



## 统一框架DeepCF: 取长补短

### 可解释性:

- 👉 预测向量的可解释性?
- 👉 MLP的可解释性?

# 深度评分评论神经网络 (DRRNN)

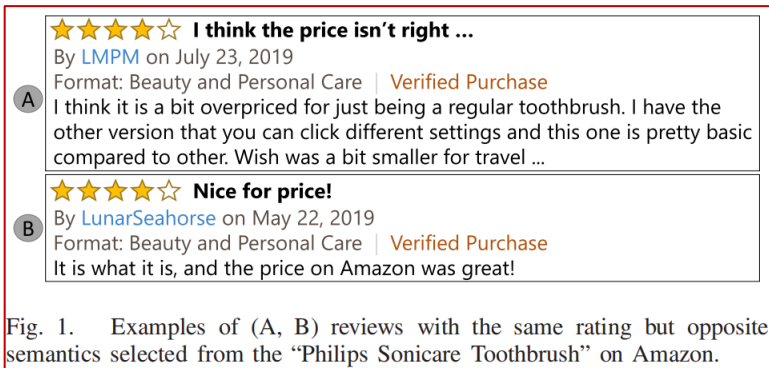
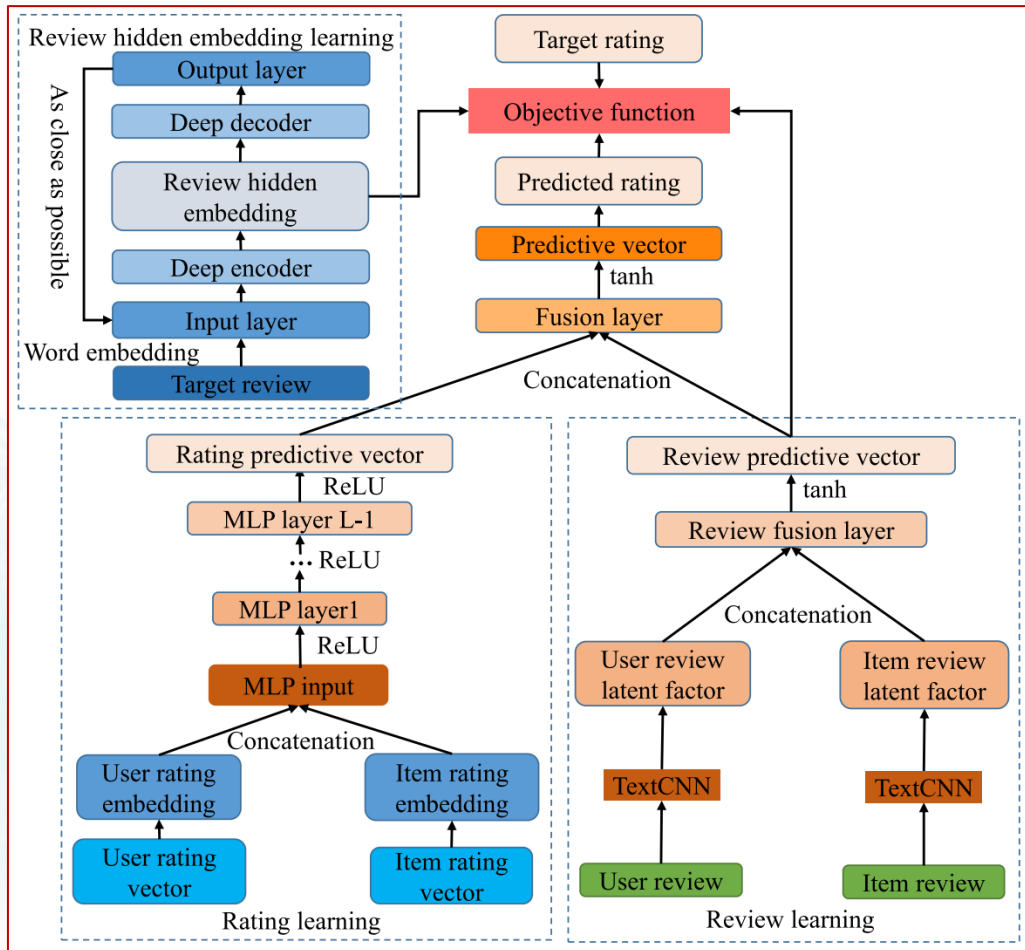


Fig. 1. Examples of (A, B) reviews with the same rating but opposite semantics selected from the “Philips Sonicare Toothbrush” on Amazon.

**评分与评论之间可能存在不一致：  
相同的评分，可能评论截然不同**

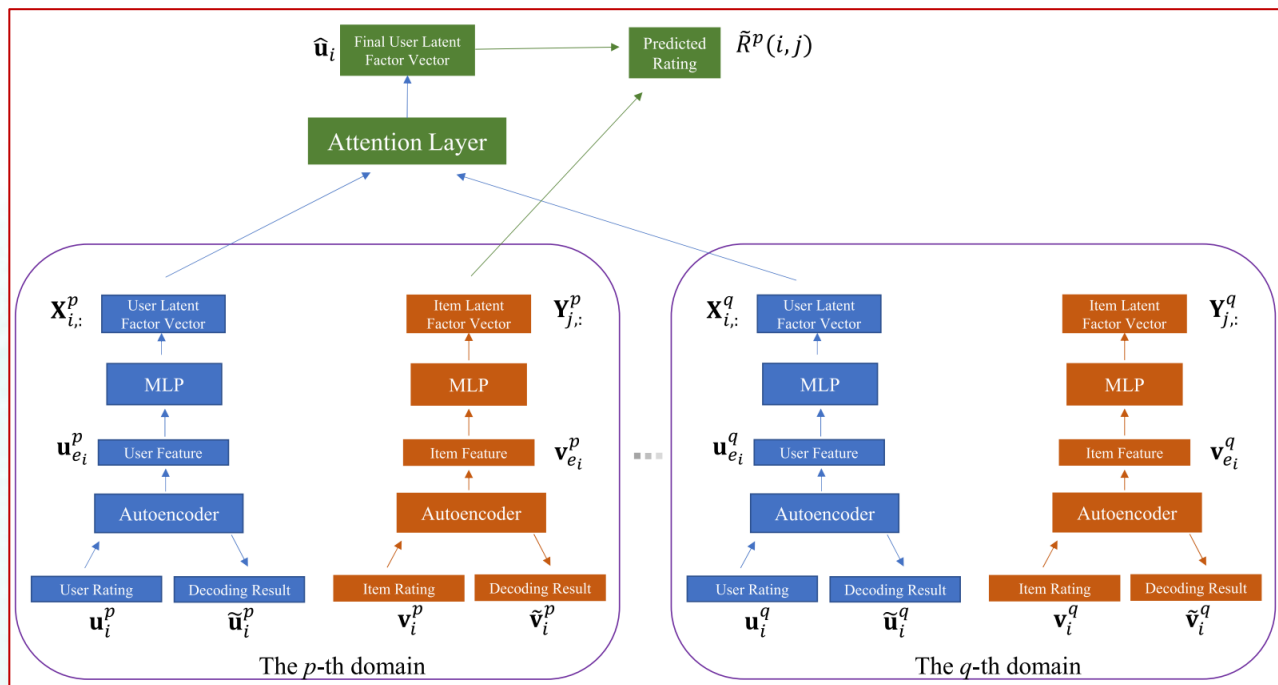
## 可解释性：

- 🔧 评分预测向量的可解释性？
- 🔧 评论预测向量的可解释性？
- 🔧 MLP的可解释性？
- 🔧 TextCNN的可解释性？
- 🔧 Autoencoder的可解释性？



## 深度评分评论神经网络

# 注意力自编码器跨域推荐 (AAM)

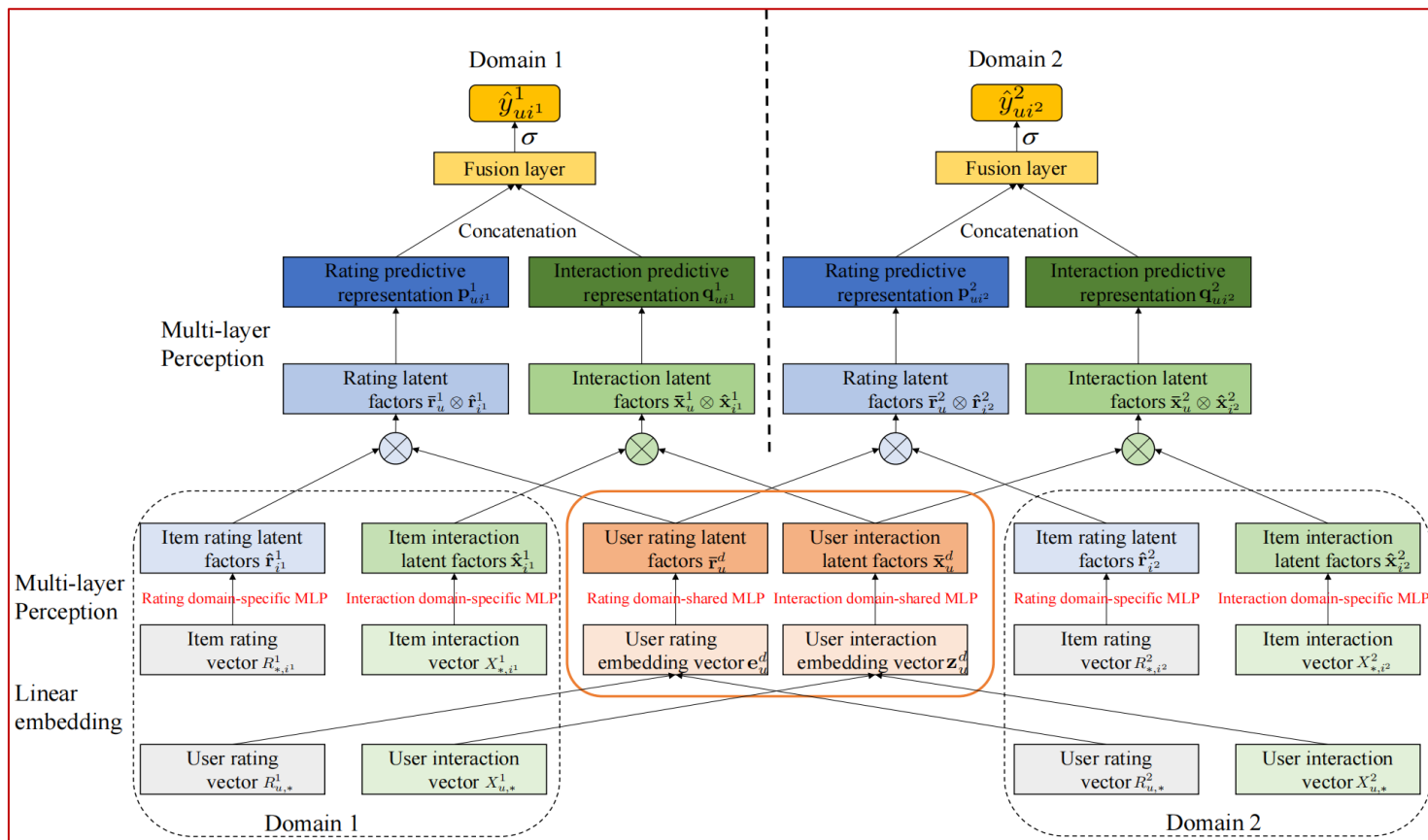


## 注意力自编码器跨域推荐

### 可解释性:

- 1 用户隐因子向量的可解释性?
- 1 不同域项隐因子向量的可解释性?
- 1 注意力层的可解释性?
- 1 MLP的可解释性?
- 1 Autoencoder的可解释性?

# 显-隐融合协同跨域推荐 (CEICFNet)



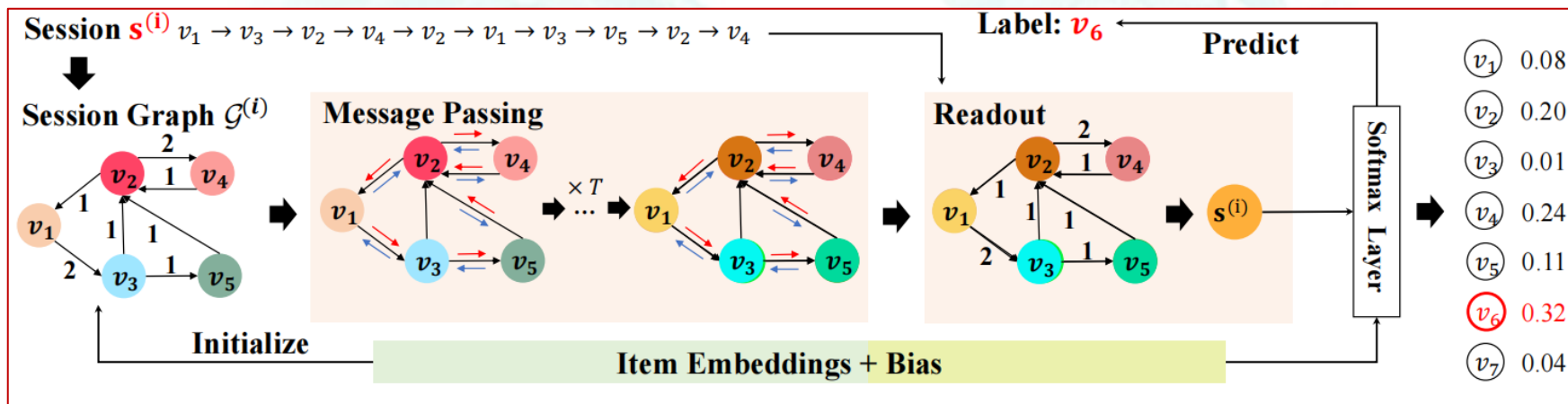
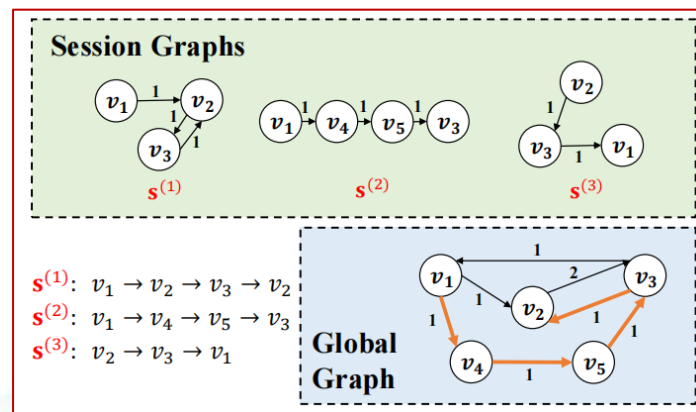
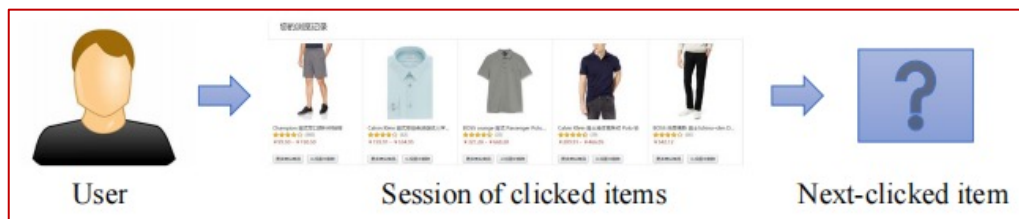
## 可解释性:

- 1 评分隐因子向量的可解释性?
- 2 交互隐因子向量的可解释性?
- 3 MLP的可解释性?

## 显-隐融合协同跨域推荐



# 全局图引导的会话推荐 (G3SR)



## 全局图引导的会话推荐(G<sup>3</sup>SR)

### 可解释性:

- 👉 全局图节点表征向量的可解释性?
- 👉 融合层的可解释性?
- 👉 读出机制的可解释性?

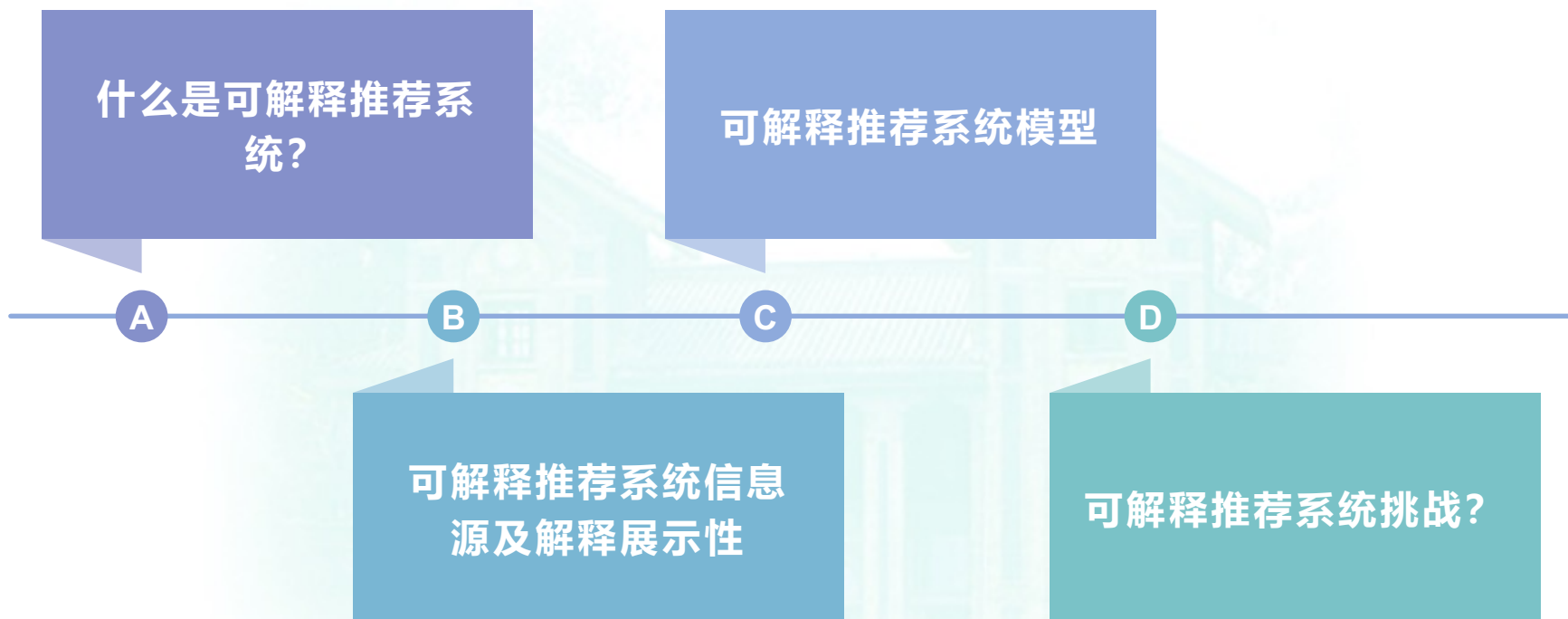


# 数据挖掘初步之推荐系统

- 背景
- 推荐系统：从白盒到黑盒
- 基于无监督学习的可解释推荐系统
- 展望



# 可解释推荐系统



# 什么是可解释推荐系统？

**时间 (when)**  
与时间相关的推荐

**为何 (why)**  
可解释推荐



**地点 (where)**  
基于地理位置的推荐

**人物 (who)**  
社交推荐

**应用 (what)**  
应用相关的推荐



## 可解释推荐

可解释推荐(Explainable Recommendation ER) 不仅仅为用户或者系统设计者提供推荐结果，同时也提供解释为何推荐这些项。

# 可解释推荐系统意义

## 可解释推荐系统的作用

**透明性**  
提升推荐结果及过程  
透明性

**满意度**  
提升用户满意度

**可靠性**  
提升推荐可靠性

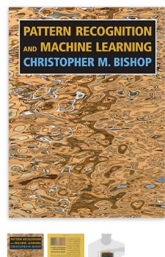


**说服力**  
推升推荐结果说服力

**有效性**  
提升推荐结果精度

还可以帮助系统设计者诊断、调试、提升推荐算法

# 早期的可解释推荐系统



Pattern Recognition and Machine Learning (英语) 精装 -

2010年2月15日

Christopher Bishop (作者)

★★★★☆ 12 条商品评论 | 分享

1 亚马逊最佳畅销品 在Machine Learning中 回家

显示所有 格式和版本

精装  
¥854.20

配送至: 北京东城区 | 现在在货

送达日期: 明天(7月11日), 请在2小时43分钟内下单并选择“快速送货上门”。

(精确送达时间请于结账页面查询)

销售配送: 由亚马逊直接销售和发货。

全新品之 售价从 ¥854.20起

退换货: 此商品支持30天免费退换 详情

## 协同滤波算法的推荐可解释性

购买此商品的顾客也同时购买

第 1 页, 共 16 页

Book Title	Author	Rating	Format	Price
Machine Learning: A Probabilistic Perspective	Kevin P. Murphy	★★★★☆ 3	精装	¥1,074.00
The Elements of Statistical Learning: Data Mining, Inference, and Prediction	Trevor Hastie, Robert Tibshirani, Jerome H. Friedman	★★★★★ 2	精装	¥809.20
An Introduction to Statistical Learning: with Applications in R	Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie, Robert Tibshirani	★★★★★ 1	精装	¥719.60
凸优化(英文)	Stephen Boyd, Lieven Vandenberghe	★★★★★ 4	平装	¥119.90
矩阵计算(英文版)(第4版)	戈卢布 (Gene Golub)	★★★★★ 17	平装	¥73.60
Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques	Daphne Koller, Andrew Y. Ng	★★★★☆ 1	精装	¥1,177.00

## 早期的其它可解释推荐算法:

- 🌸 基于用户调查的解释
- 🌸 基于内容标签等的解释

# 可解释推荐系统的两种类型

## 两种类型的可解释推荐系统

### 模型内在的

推荐过程透明



在生成推荐结果的过程中提供解释

1

通过仔细的推理得到推荐结果，从而自然可以提供解释

### 模型无关的

推荐过程仍然黑盒



以一种事后归因的方式，在推荐结果之后提供解释

2

先得到推荐结果，然后再基于推荐结果提供解释

# 可解释推荐系统的两个维度

## 人机交互维度



### 解释信息源或解释展示方式

**Traditional explanation**

**Textual explanation**

**Visual explanation**

**User based explanation**

The lens is recommended to you, because your similar user William and Fred have bought this item before.

**Item based explanation**

The lens is recommended to you, because you bought a camera before.

Feature	likeness
color	0.87
quality	0.54
Focal Length	0.66
Focus Type	0.71

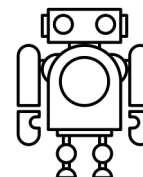
**Sentence-level explanation**

Structured: You might be interested in [feature] (can be quality, color, etc), on which this product performs well.  
 Unstructured: Great and deserve the price.

**Visual explanation**

- 👑 基于相关用户或项的解释
- 👑 基于特征的解释
- 👑 基于文本句子的解释
- 👑 可视化解释

## 机器学习维度



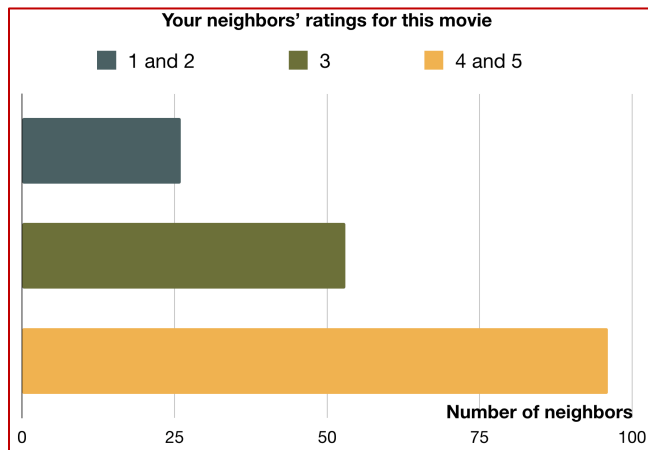
### 解释的生成模型

- 👑 因子分解可解释推荐
- 👑 话题建模可解释推荐
- 👑 基于图模型的可解释推荐
- 👑 深度学习可解释推荐
- 👑 基于知识图谱的可解释推荐
- 👑 模型无关即事后归因的可解释推荐

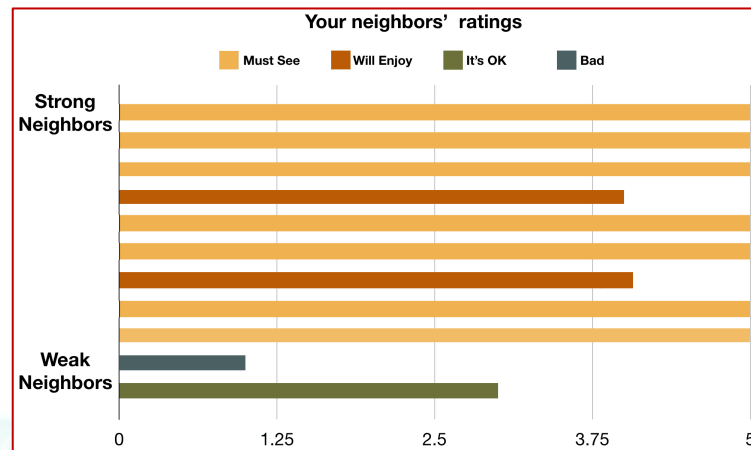


# 基于相关用户或项的解释

## 基于相关用户的解释，如评分



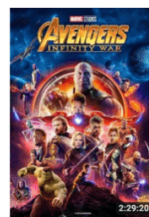
近邻用户的综合评分



近邻用户的细节评分

## 基于相关项的解释，如评分

### Your rating for similar movies

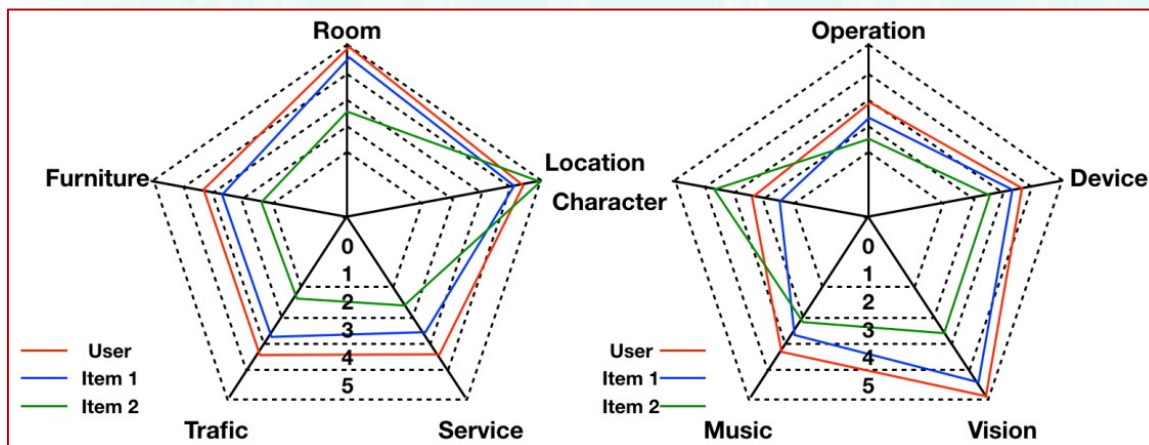


# 基于特征的解释

找到用户喜欢的标签并给用户推荐这些标签对应的项，通过给用户展示与用户画像匹配的特征进行解释



通过柱状图来展示



通过雷达图来展示

# 基于文本句子的解释

## 词云解释



被推荐项的词云

## 句子解释

You might be interested in [feature], on which this product performs well.

You might be interested in [feature], on which this product performs poorly.

## 基于模板的句子

Amazon Books



Recommended


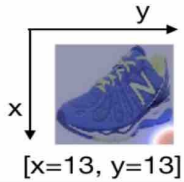
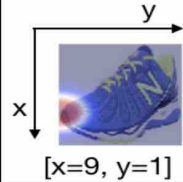

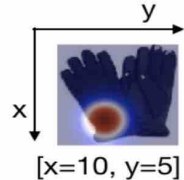
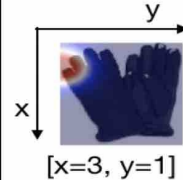


This is well written book with a very good detail of a person that love his dog but didn't restrain his freedom. I think that I relive the joy of my experiences with my dogs, a Labrador and a Siberian Husky. Both were rescued, one from the shelter and the other from the street. After 4 months with me, the owner of the husky appeared and I returned the dog. Two weeks later the dog escaped and returned to my house. He decided who will be his owner. The author described with details the relationship of them, concerns, disappointments and health issues. The final chapter was a surprise that I am still enjoying.

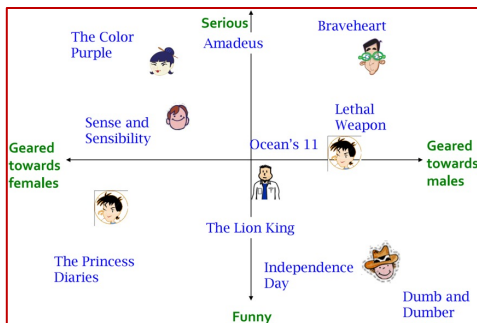
## 通过自然语言生成模型生成的句子(如LSTM)

# 可视化解释

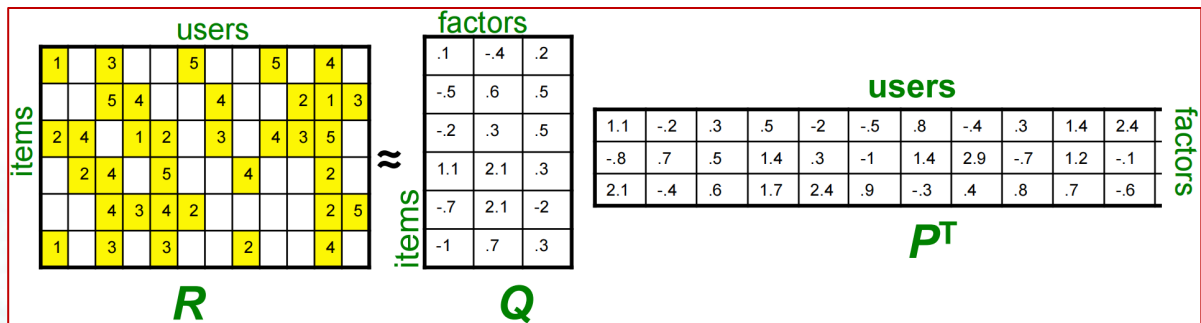
通过可视化展示产品的关键兴趣点(POI)进行解释

Target Item	Textual Review	Visual Explanation	
		VECF(-rev)	VECF
	<p>I loved about the previous generation and <b><i>expanded the toe box a little to improve the fit.</i></b> great buy, highly recommended.</p>	 <p>[x=13, y=13]</p>	 <p>[x=9, y=1]</p>
	<p><b><i>They fit my stubby fingered hand pretty well.</i></b> I bought the large and my hand measured 9.25&amp;34 at the knuckles.</p>	 <p>[x=10, y=5]</p>	 <p>[x=3, y=1]</p>

# 因子分解可解释推荐



V.S.

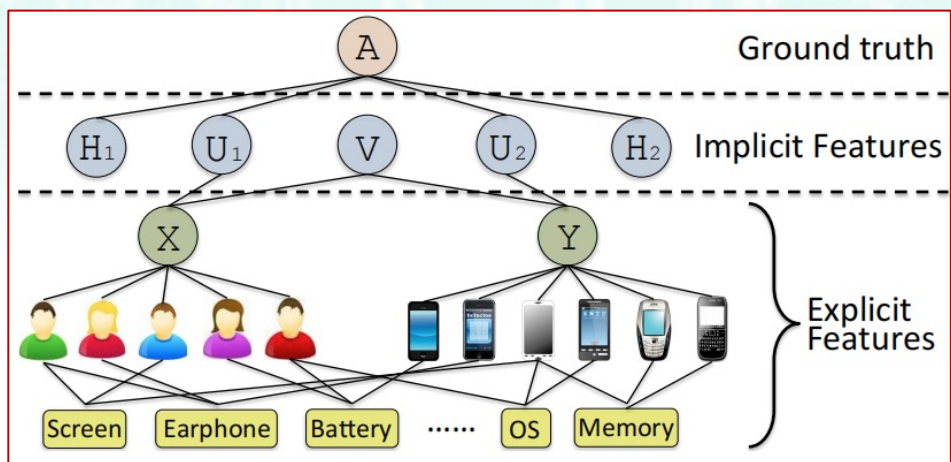


理想：隐因子有直观意义

现实：很难为隐因子赋予直观意义

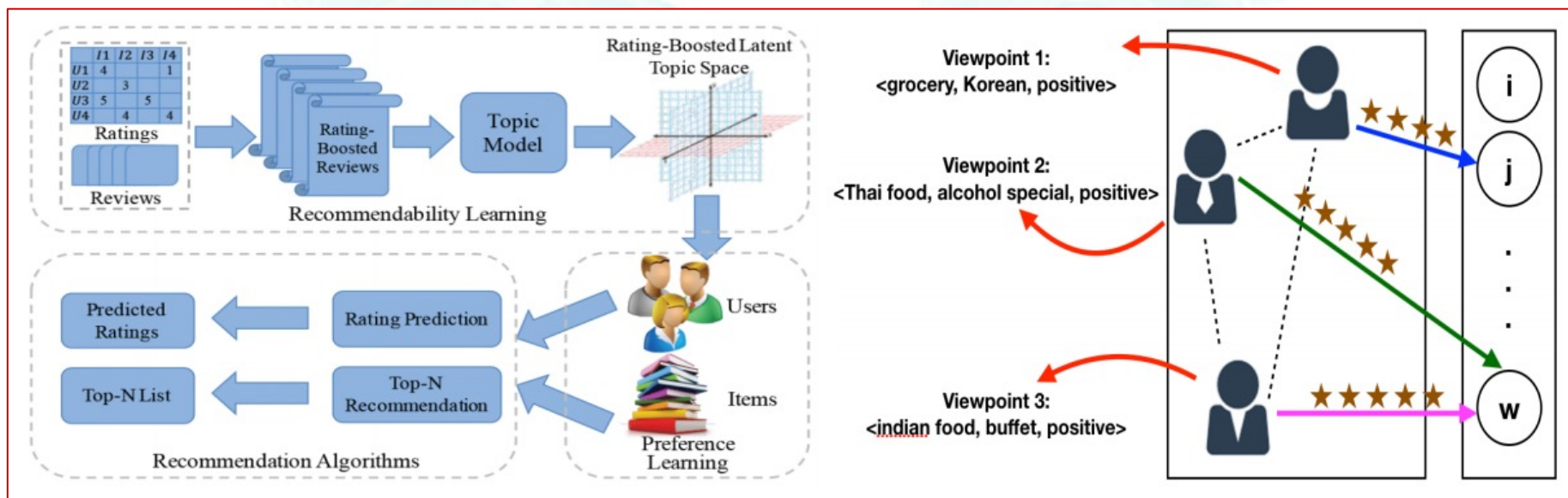
## 显式因子模型(Explicit Factor Model EFM):

将隐因子的每一个维度与显式的可解释特征相关联，即建立显式特征和隐式特征之间的关系。



# 话题建模可解释推荐

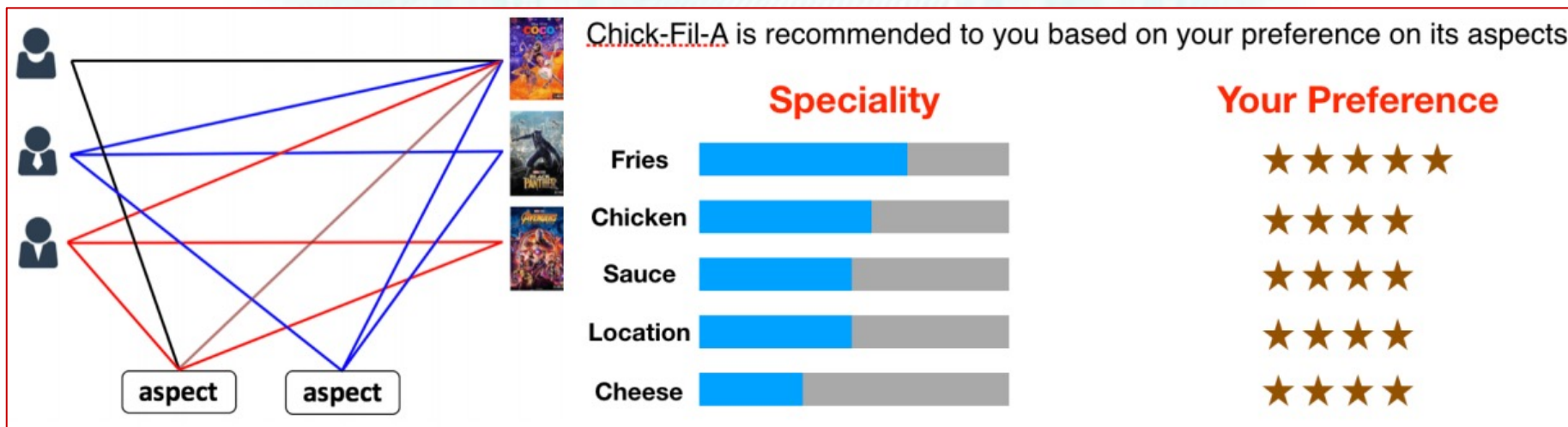
将用户和项分别投影到同一个话题推荐分布向量空间，从而在得到推荐结果的同时，展示最重要的具有最高推荐话题分值的主题词。



# 基于图模型的可解释推荐

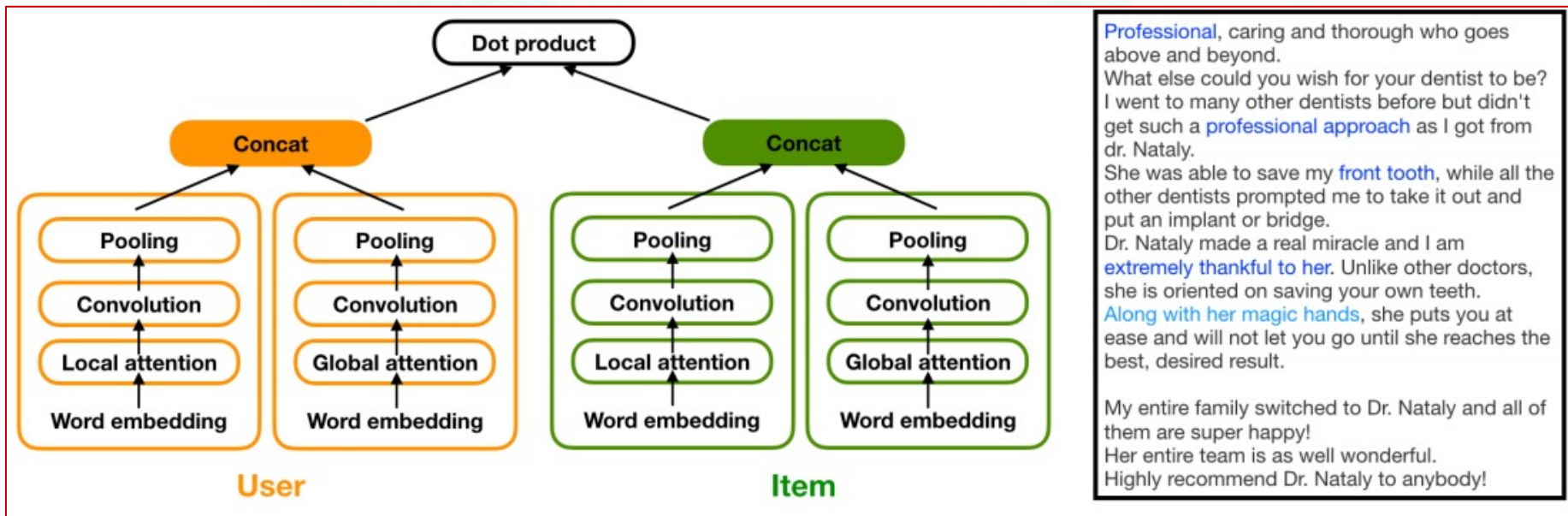
通过对用户、项和方面的关系进行三部图建模，其中方面定义为从用户评论提取得到的项特征。

在推荐的过程中，通过对三部图三类节点每一个节点进行排序，将同时与目标用户和推荐项相匹配的具有最高排序的若干个方面作为推荐解释。



# 深度学习可解释推荐

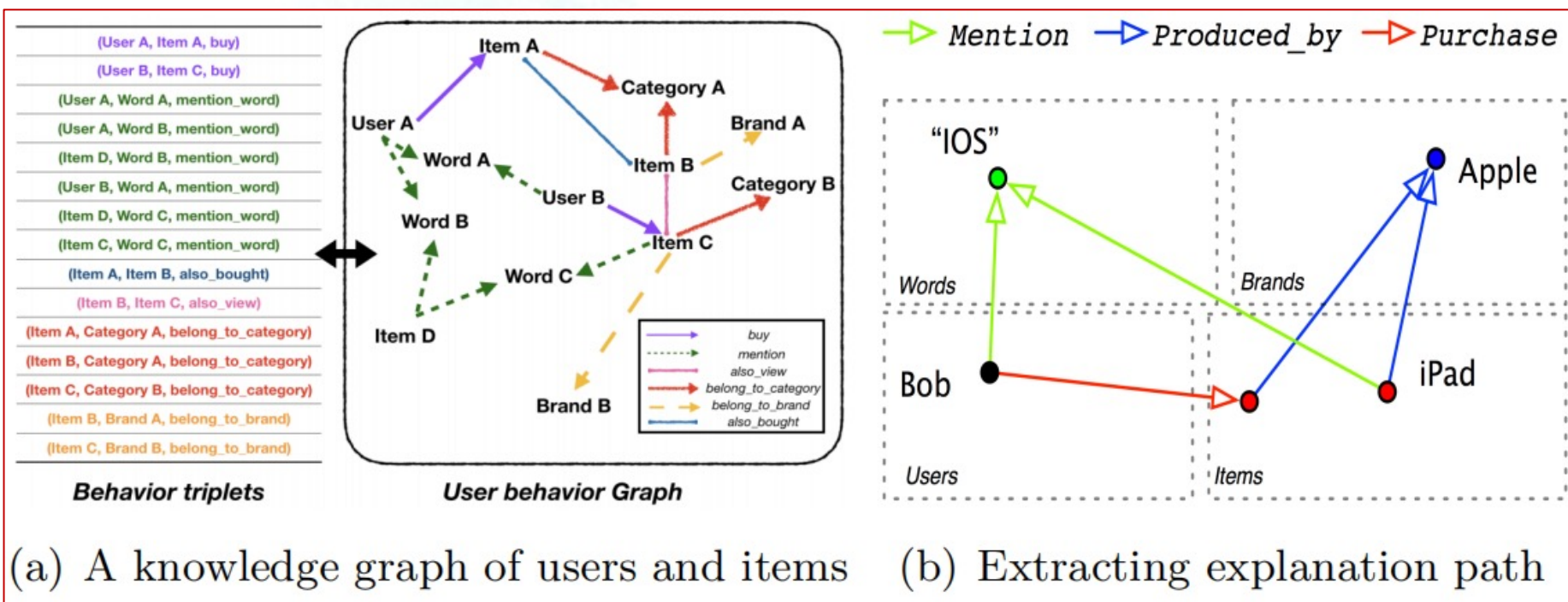
通过对偶注意力架构，从用户和项的评论提取用户和项的表征，在此过程中学习词汇的重要度，并在得到推荐结果的同时将高重要度的词汇展示出来作为解释。





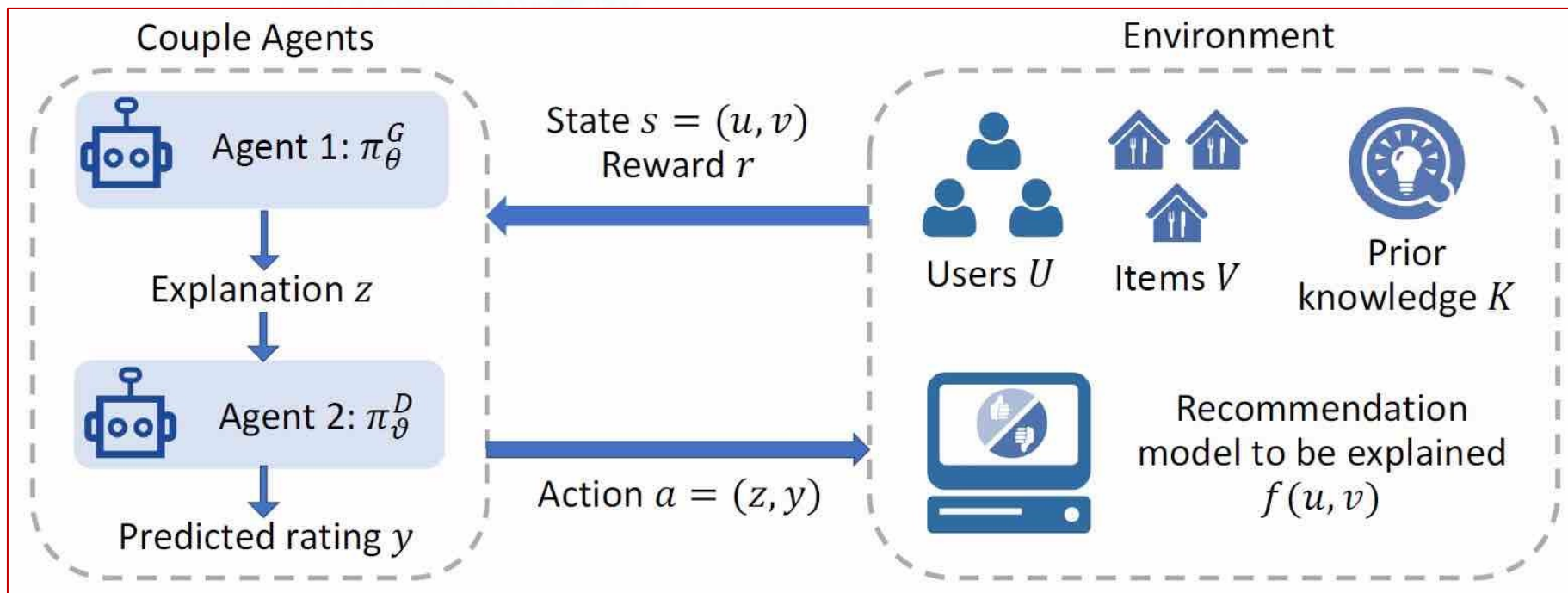
# 基于知识图谱的可解释推荐

基于知识图谱的可解释推荐通常通过元路径或者相关的节点进行解释。

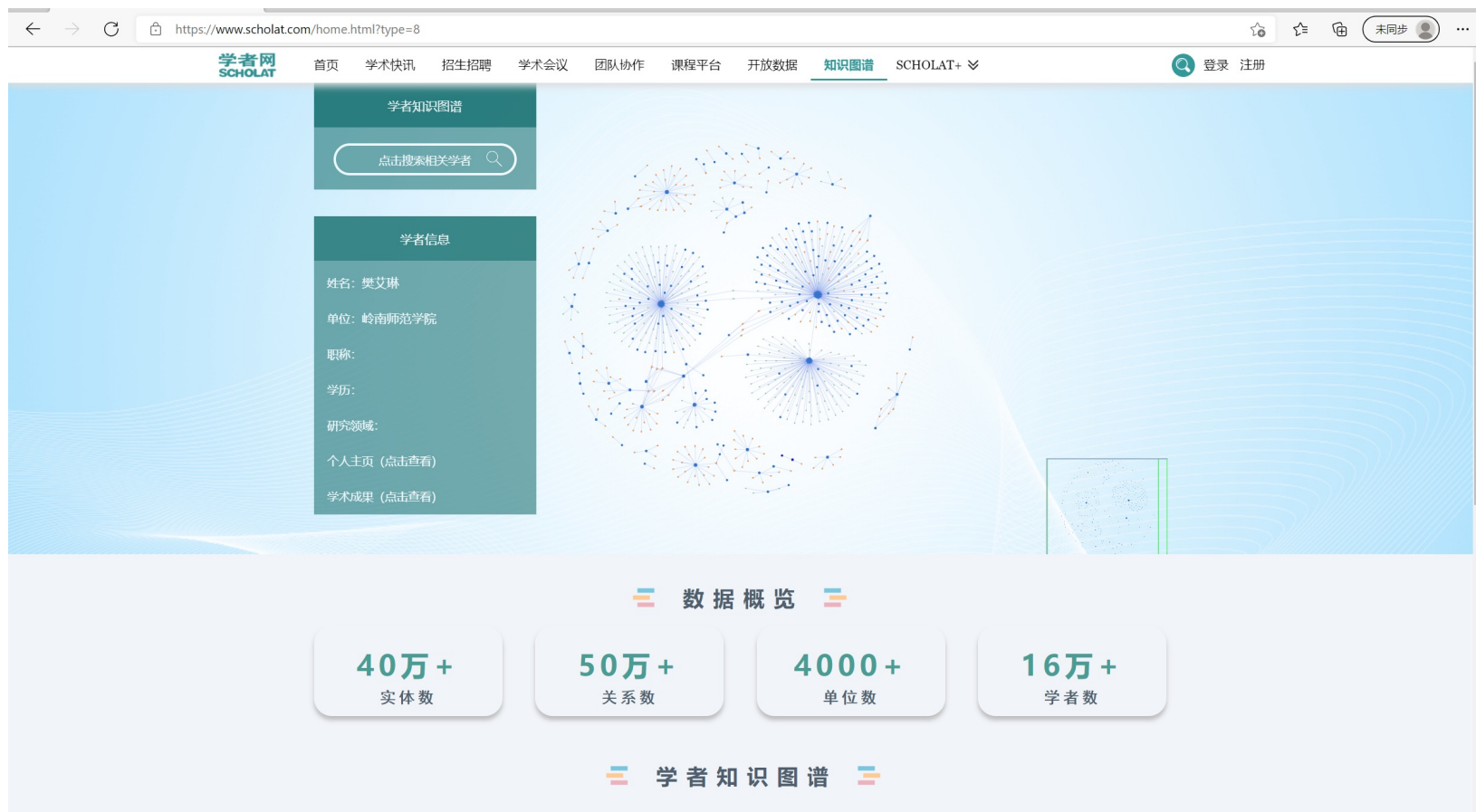


# 模型无关即事后归因的可解释推荐

通过强化学习框架来生成事后归因的推荐解释：虽然事后归因的机制和推荐生成的机制不完全相同，但是事后归因机制更简单并且易于生成推荐解释。

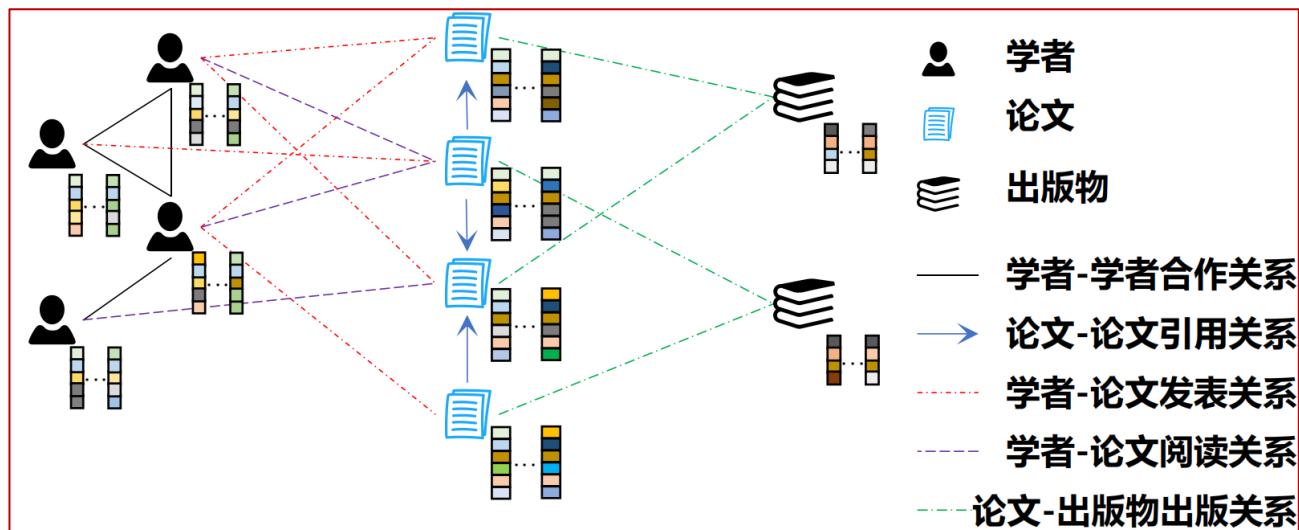


# 可解释推荐系统挑战？



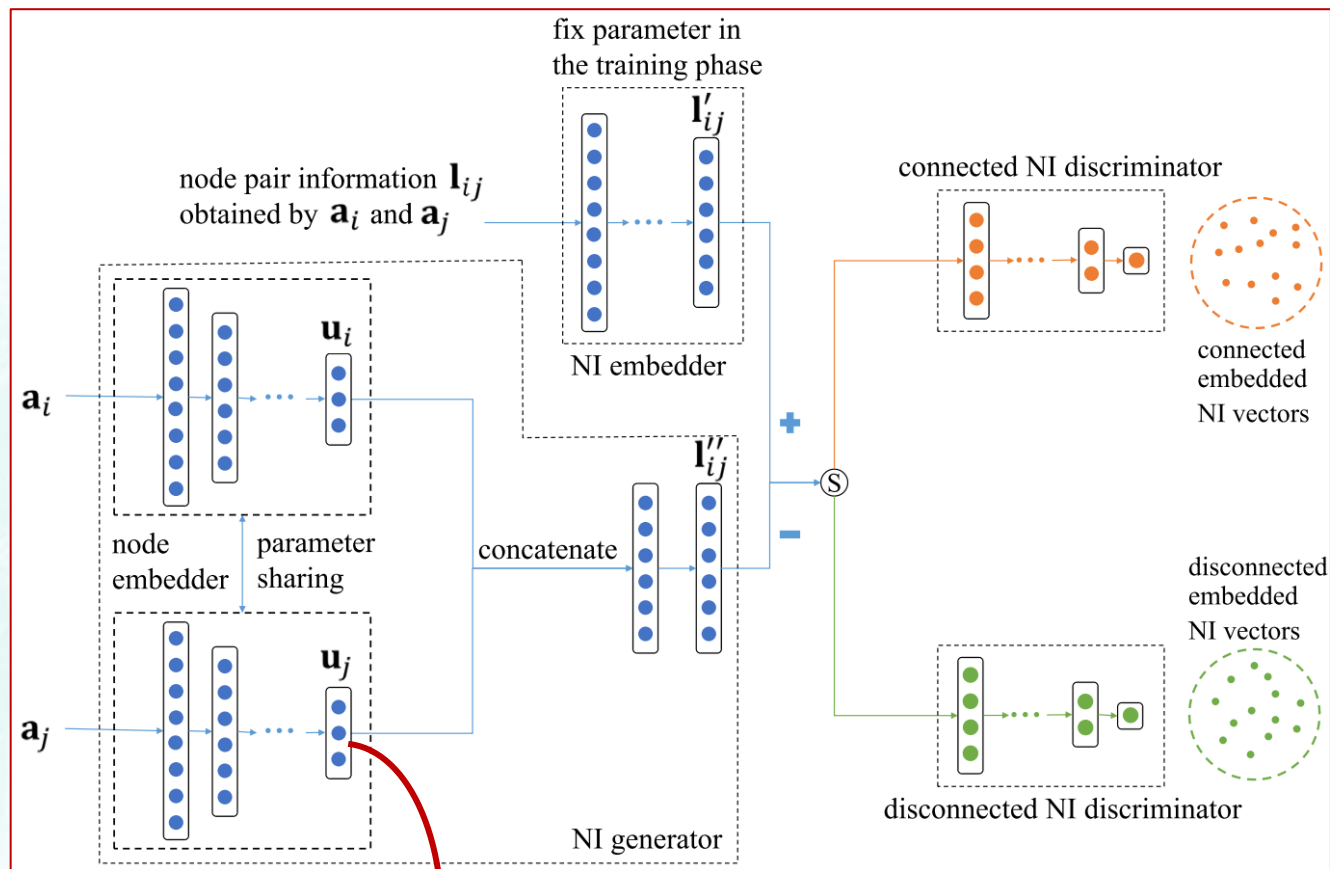
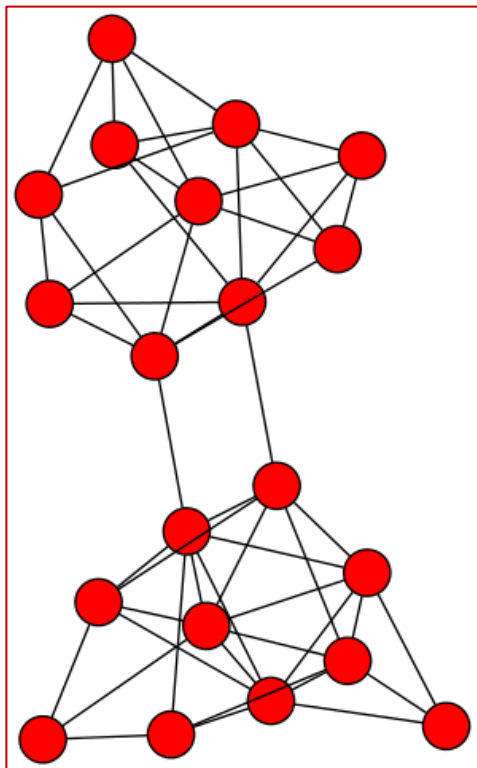
- 🌿 解释信息源很稀疏
- 🌿 解释信息缺失（如知识图谱不完整）
- 🌿 用户对所展示的解释不熟悉

# 无监督学习：聚类



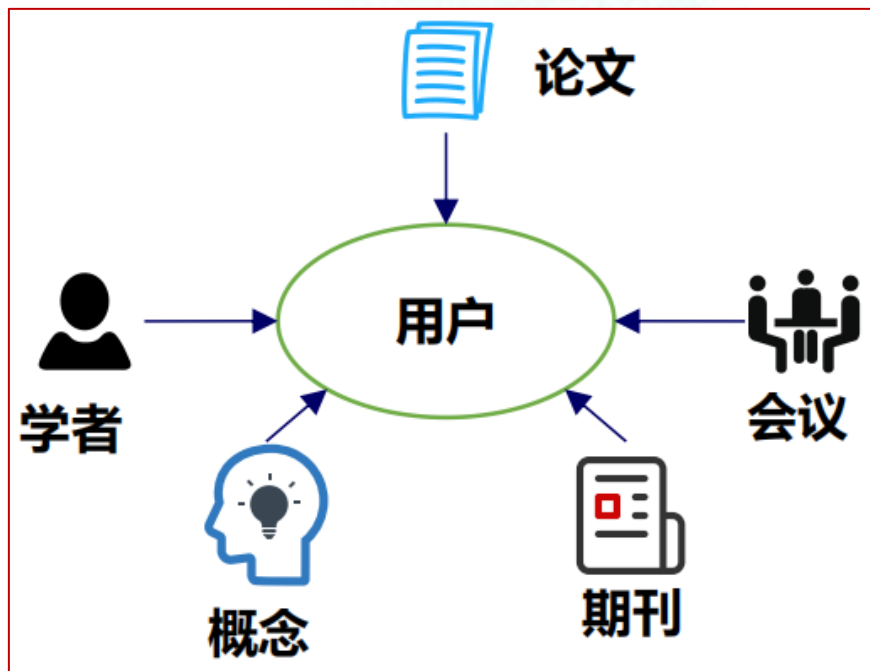
多任务节点  
聚类

# 无监督学习：节点表征

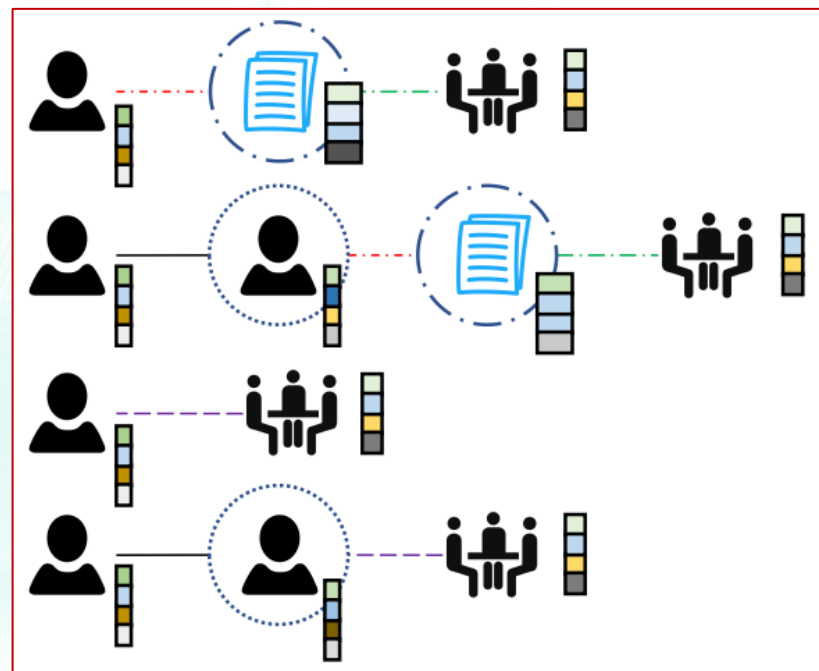


节点表征向量(低维)

# 基于无监督学习的可解释推荐系统



多任务学术推荐



基于节点类及表征元路径的解释



# 数据挖掘初步之推荐系统

- 背景
- 推荐系统：从白盒到黑盒
- 基于无监督学习的可解释推荐系统
- 展望



# 展望

---

👑 动态数据的可解释推荐, e.g. 新增项, 新增用户

Sol. 宽度学习?

👑 多视图特征项的可解释推荐

Sol. 多视图聚类?

👑 多视图关系知识图谱的可解释推荐

Sol. 多视图异构网络节点聚类?

Q&A