



多模态知识图谱的管理与分析

汇报人：袁野



北京理工大学



提纲

一

研究背景与意义

二

多模态图谱查询

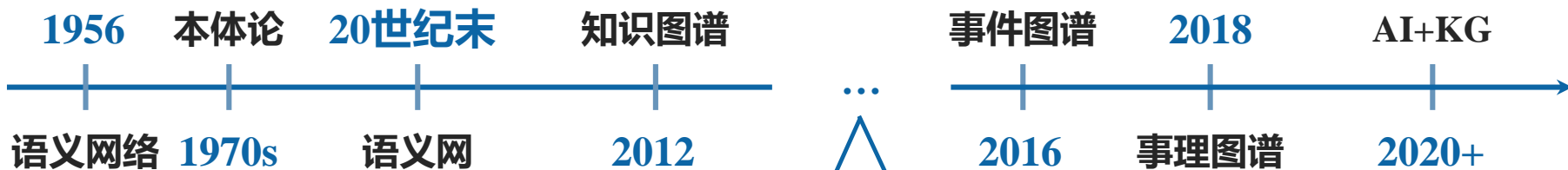
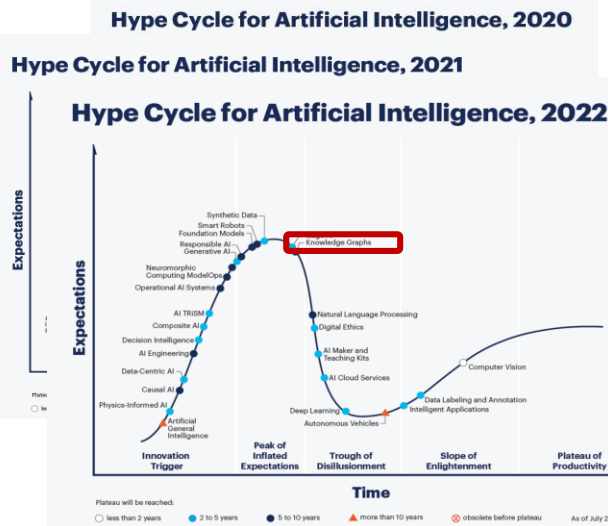
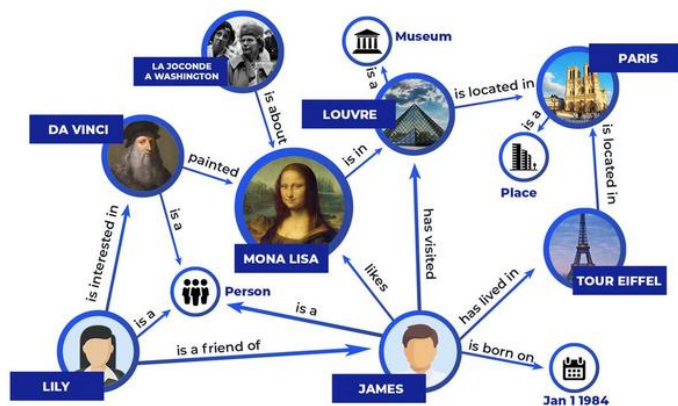
三

多模态图谱推荐



研究背景与意义

知识图谱发展脉络



WIKIPEDIA
The Free Encyclopedia



NELL: Never-Ending Language Learning

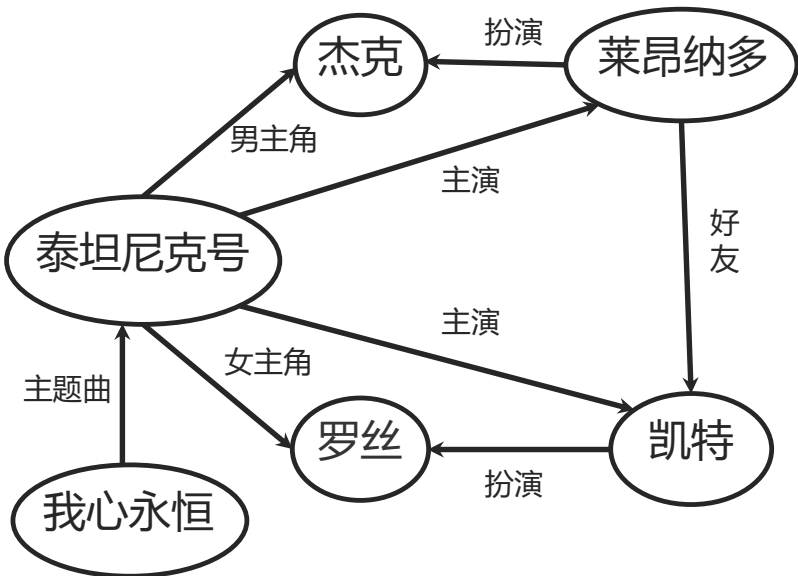


OpenIE
(Reverb, OLLIE)



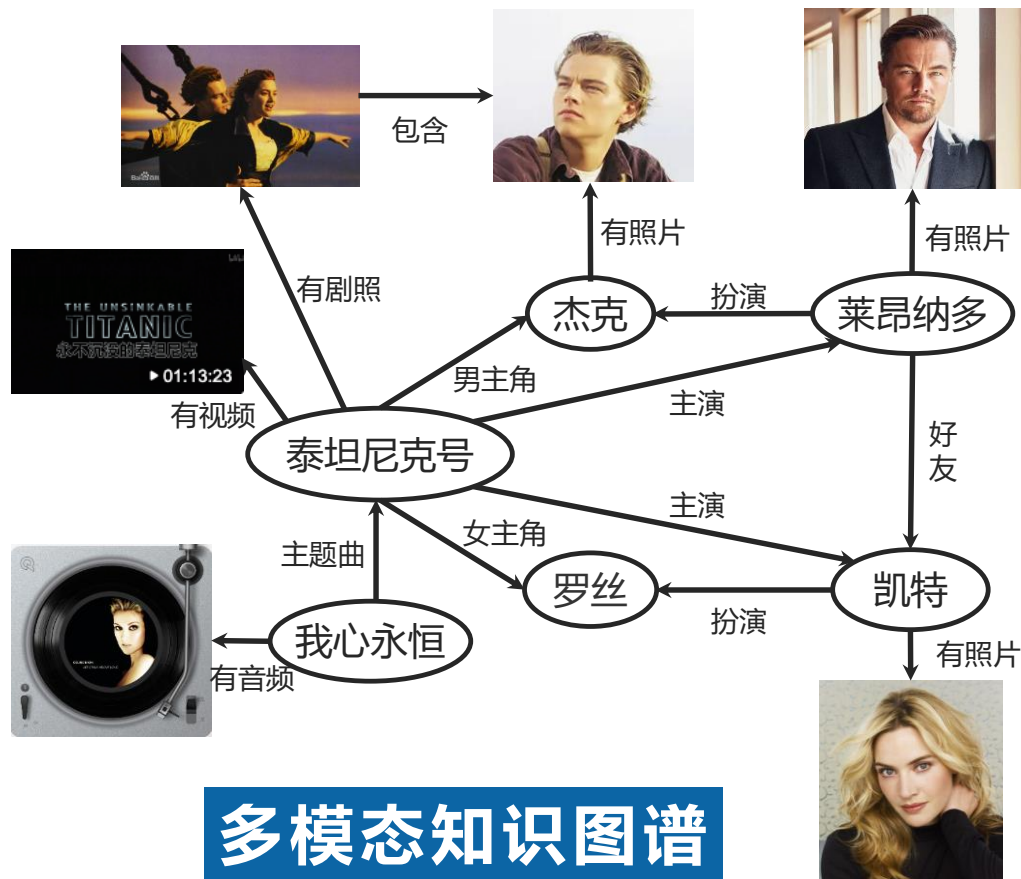
研究背景与意义

多模态知识图谱



传统知识图谱

- RDF/属性图
- 简单文本



多模态知识图谱

- RDF/属性图
- **复杂文本**
- **视频、音频、图片**



研究背景与意义

多模态知识图谱

传统知识图谱

一个有向图 $G = (E, R, A, V, T_R, T_A)$, 其中 E 表示实体, R 表示关系, A 表示属性, V 表示属性值, $T_R = E \times R \times E$ 表示关系三元组, $T_A = E \times A \times V$ 表示属性三元组

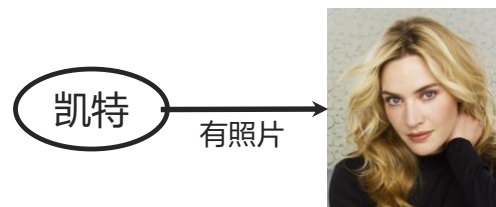
- $(e, r, o) \in T_R$ 表示实体 e 和实体 o 之间的关系为 r
- $(e, a, o) \in T_A$ 表示实体 e 具有属性 a , 且属性值为 o

多模态知识图谱

一个有向图 $G = (E, R, A, V, T_R, T_A)$, 其中 E 表示实体, R 表示关系, A 表示属性, V 表示属性值, $T_R = (E_{KG} \cup E_{MM}) \times R \times (E_{KG} \cup E_{MM})$ 表示关系三元组, $T_A = E \times A \times (V_{KG} \cup V_{MM})$ 表示属性三元组。 \cdot_{KG} 表示图谱的数据, \cdot_{MM} 表示多模态的数据



$$(e_{MM}, r, o_{MM}) \in T_R$$

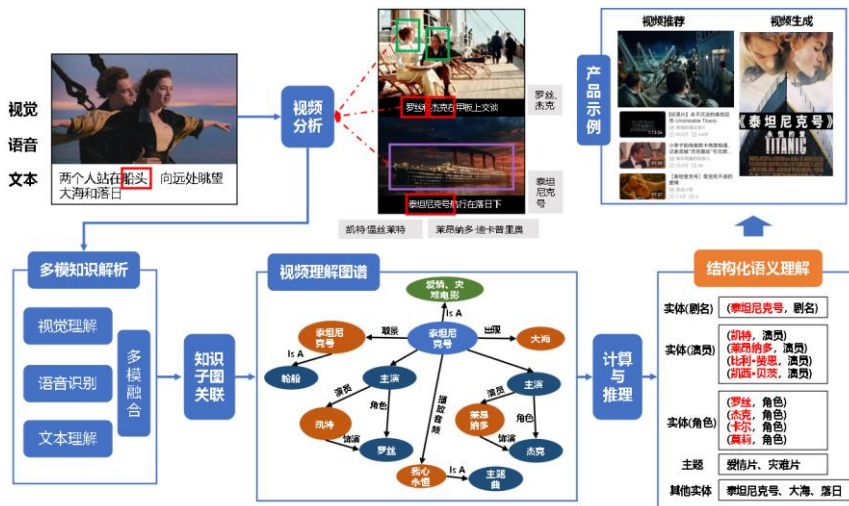


$$(e, a, o_{MM}) \in T_A$$

研究价值

多模态知识图谱

- 不同模态间的知识互补
- 基于多模态的实体消歧
- 跨模态间的语义搜索

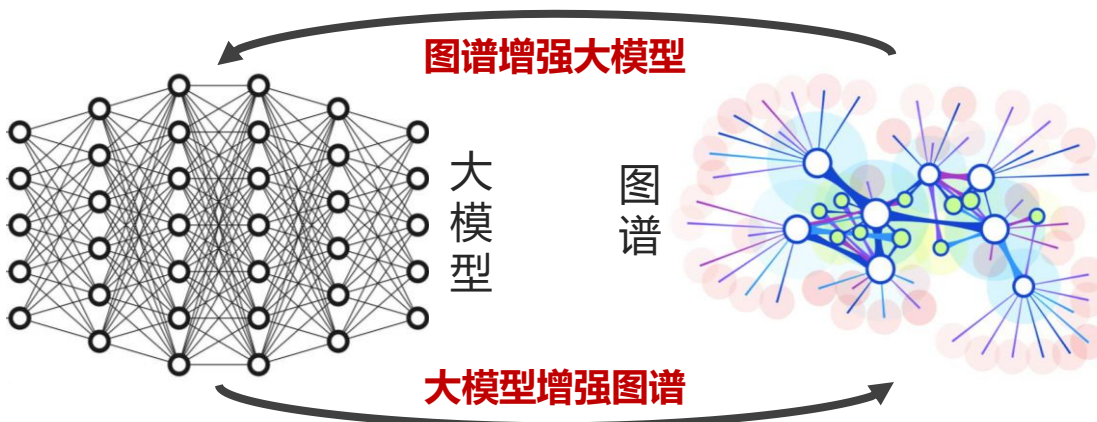


- 图像、语音、文本多模态特征融合
- 基于知识关联、推理计算的深度语义理解

图谱与大模型

- 利用知识增强大模型解释性
- 利用知识增强大模型预训练
- 利用大模型进行知识萃取

- 补充显式事实、领域知识，缓解可解释差、幻觉等问题



- 提供语言理解、常识联想能力，提升谱图构建和推理效率



提纲

一

研究背景与意义

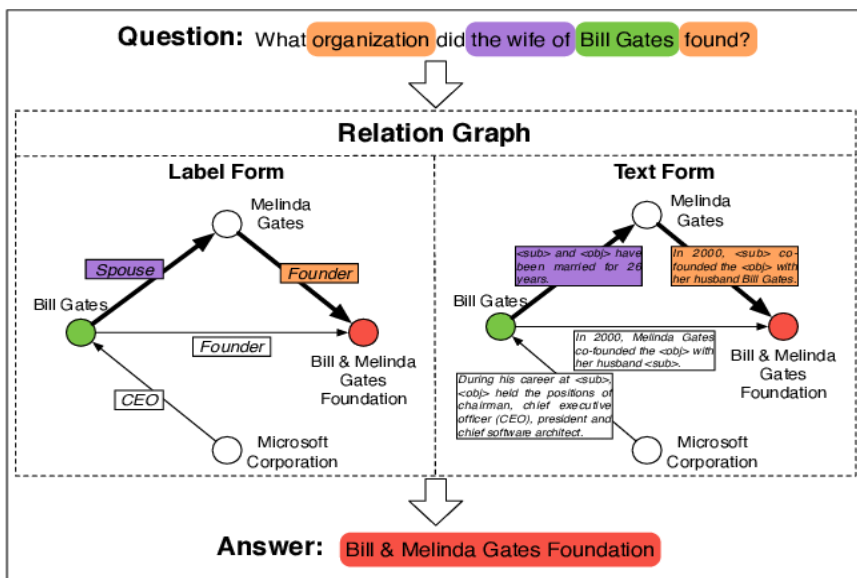
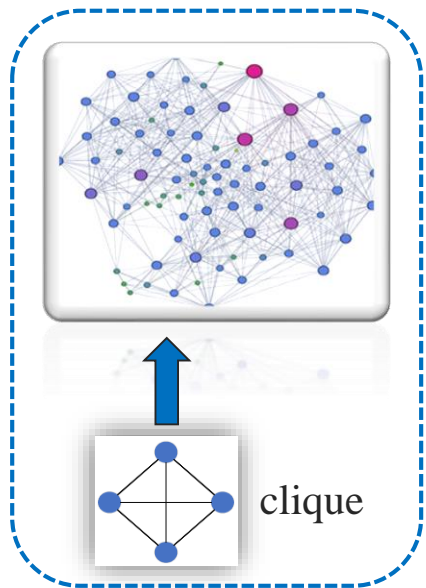
二

多模态图谱查询

三

多模态图谱推荐

图查询——符号计算



➤ **组合搜索:**
子图匹配、
模式挖掘

➤ **逻辑推理:**
知识问答、
信息校验

符号计算的不足

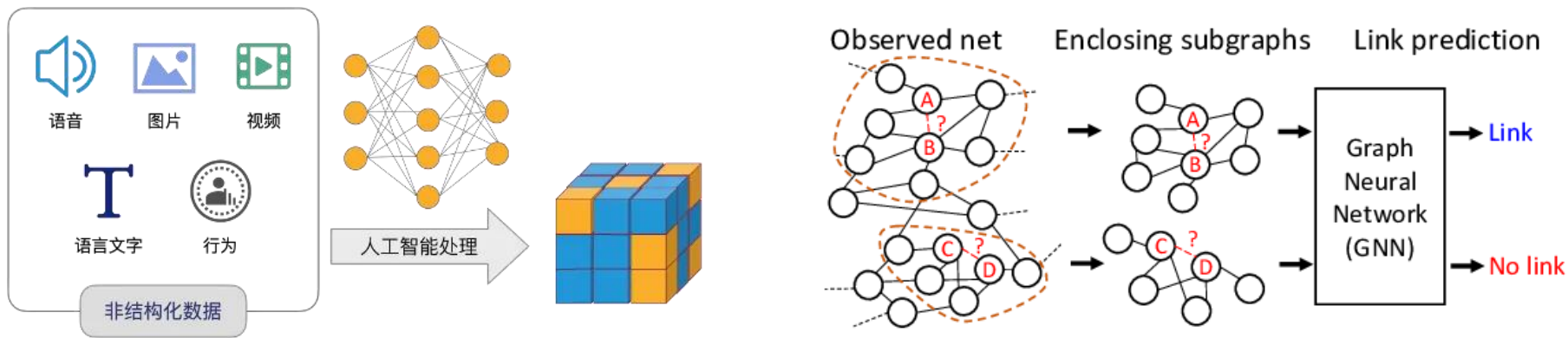
- 查询符号过于简单，弱化了描述和理解真实世界能力
- 节点携带的均为结构化数据，无法计算非结构化数据



多模态图谱查询

□ 向量查询——神经计算

- 文本、图片、视频嵌入向量
- 结构向量进行关系预测



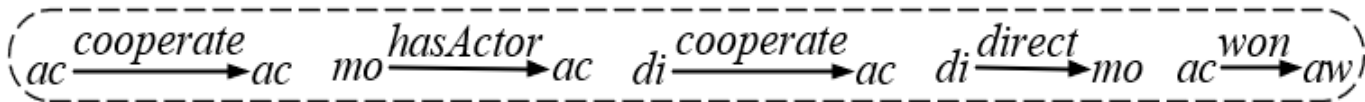
■ 神经计算的不足：

- 数据（文本、图片等）向量化表示，弱化结构信息
- 多维度向量计算，训练代价高昂，推理效率较低

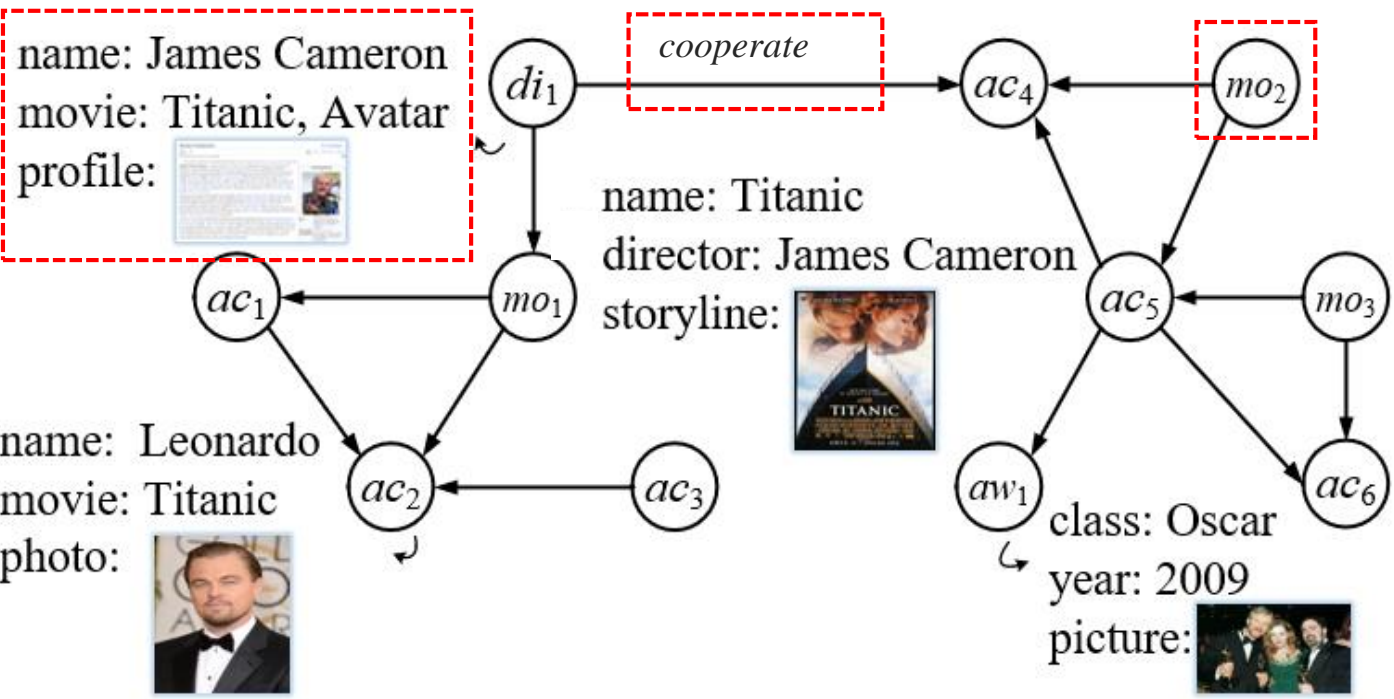


多模态图谱查询

神经符号图数据库



$G = (V, E, L, F, T)$



- 每个节点和边都有标签 $L(v)$
- 每个节点携带一组属性信息 $F(v) = \{A_i = a_i\}$
- 每个节点有两种向量: **内容向量** 和 **结构向量** $T(v) = \{Cv, Sv\}$

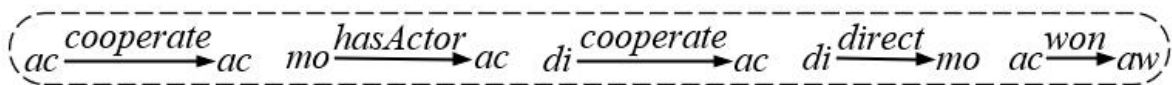


多模态图谱查询

神经符号图数据库

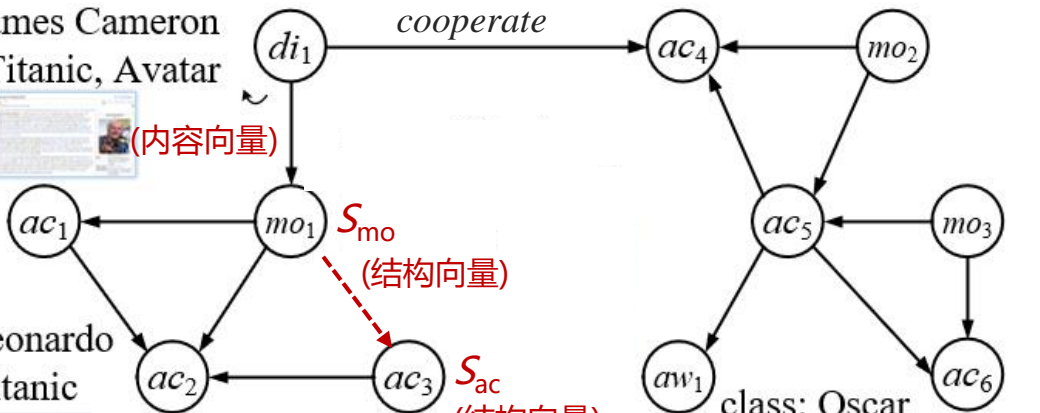
$G = (V, E, L, F, T)$

- 每个节点都有标签 $L(v)$
- 每个节点携带一组属性信息 $F(v) = \{A_i = a_i\}$
- 每个节点有两种向量：内容向量和结构向量 $T(v) = \{Cv, Sv\}$



name: James Cameron
 movie: Titanic, Avatar
 profile:

(内容向量)



name: Leonardo
 movie: Titanic
 photo:

(内容向量)

class: Oscar
 year: 2009 (内容向量)

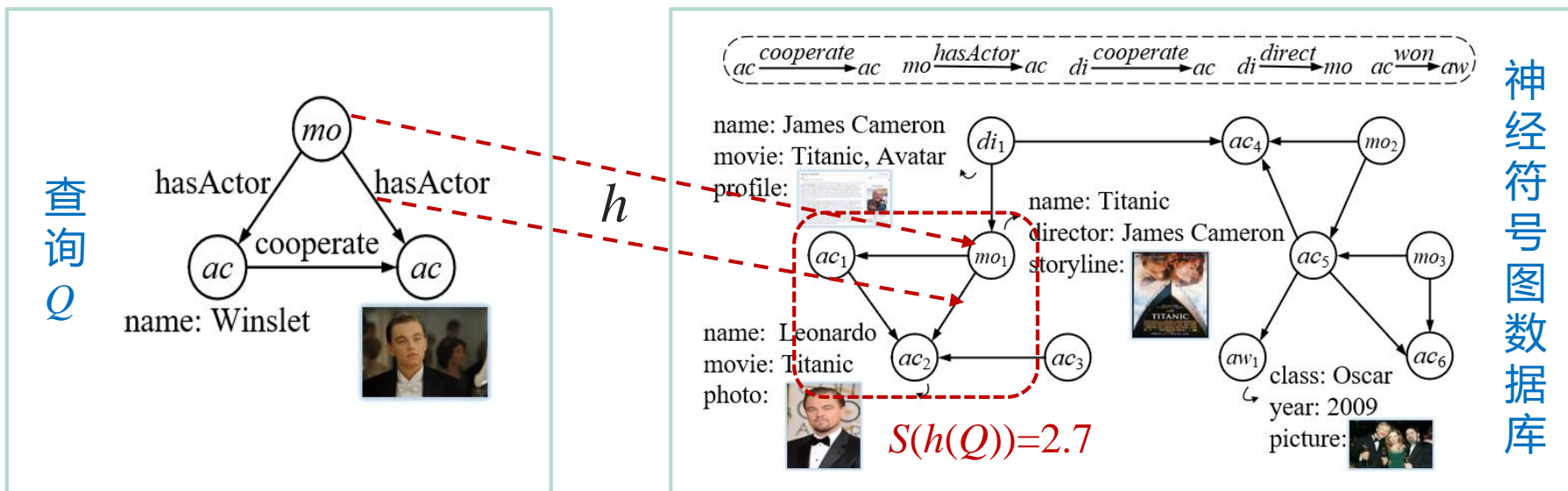


- 内容向量是非结构化数据的嵌入，例如与顶点相关联的文本、图片、视频等多模态信息
- 结构向量是结构信息的嵌入，用于衡量节点间的拓扑关系，例如知识图谱

神经符号图数据库上的子图匹配

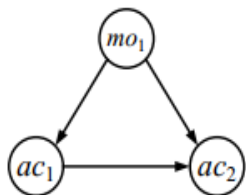
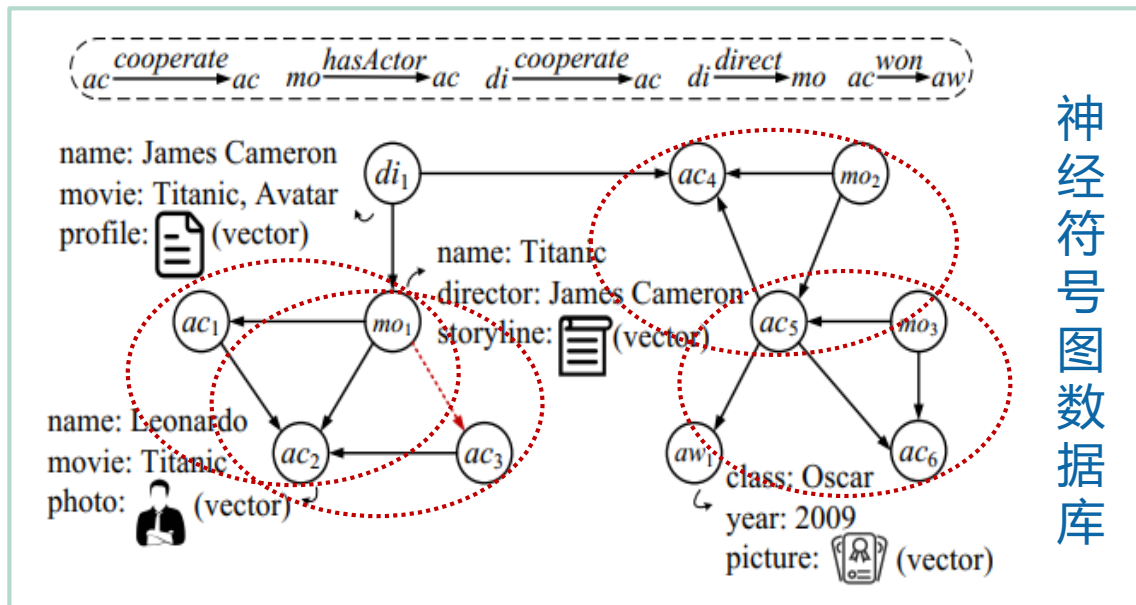
给定查询 $Q = (V_q, E_q, L_q, C_q)$ 和神经符号图数据库 $G = (V, E, L, F, T)$, 其中 Q 在 G 中的子图匹配 $h(Q)$ 满足:

- $u \in V_q, L_q(u) = L(h(u))$
- $e = (u, v) \in E_q, L_q(e) = L(h(u), h(v))$
- 匹配结果需计算顶点携带的向量的匹配分数:
 - $S(h(Q)) = \sum_{v \in V_q} \delta(Cv, Ch(v))$

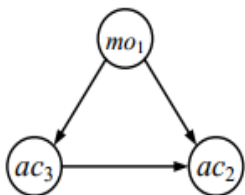


神经符号图数据库上的Top-K子图匹配

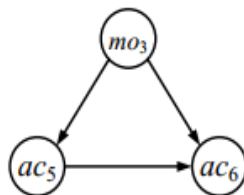
- 问题定义：** 给定查询 Q ，神经符号图数据库 G 和近似函数 $S(\cdot)$ ，神经符号图数据库上的Top-K子图匹配是在 G 中找出 Q 的匹配分数为前 k 个的匹配结果



$$S(h(Q))=2.7$$



$$S(h(Q))=2.6$$

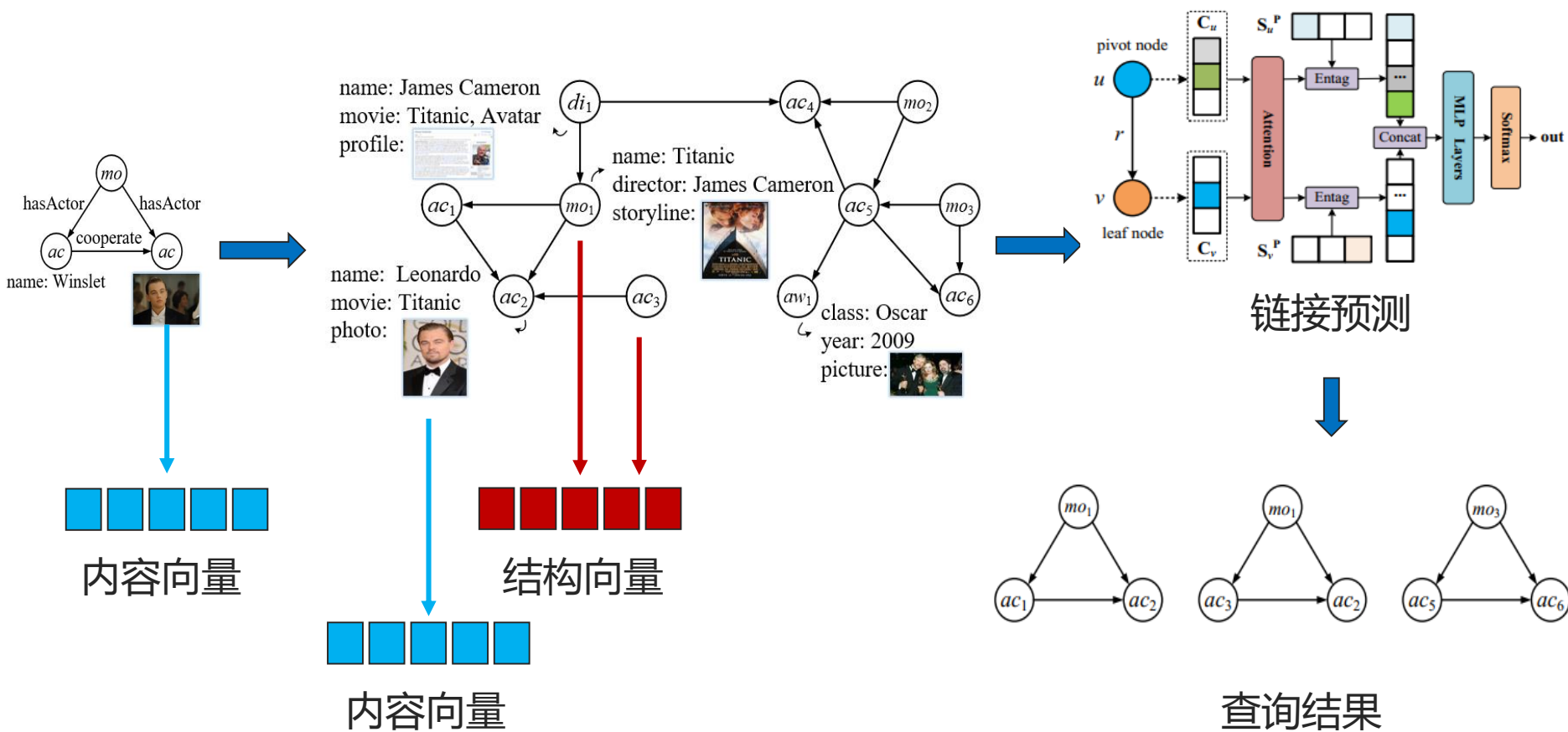


$$S(h(Q))=2.5$$

Top-3匹配结果

神经符号图数据库上的Top-K子图匹配

挑战：如何平衡符号推理与向量计算得到最佳匹配结果





神经符号图数据库上的Top-K子图匹配

查询符号的分解

- 查询符号分解的数量越少越好
- 最小化匹配结果深度 $D = \sum_{i=1}^m |L_i|$

准确高效的匹配

- 利用深度学习将非结构化数据转化成内容向量
- 通过近似函数计算得到匹配结果
- 构建knn索引 I_G 提高匹配的效率

实体关系的修复

- 节点结构向量的符号增强
- 内容向量和结构向量的融合
- 准确修复实体之间的关系

匹配结果的连接

- 计算upper bound和lower bound降低搜索深度
- 构建join tree提高连接效率



提纲

一

研究背景与意义

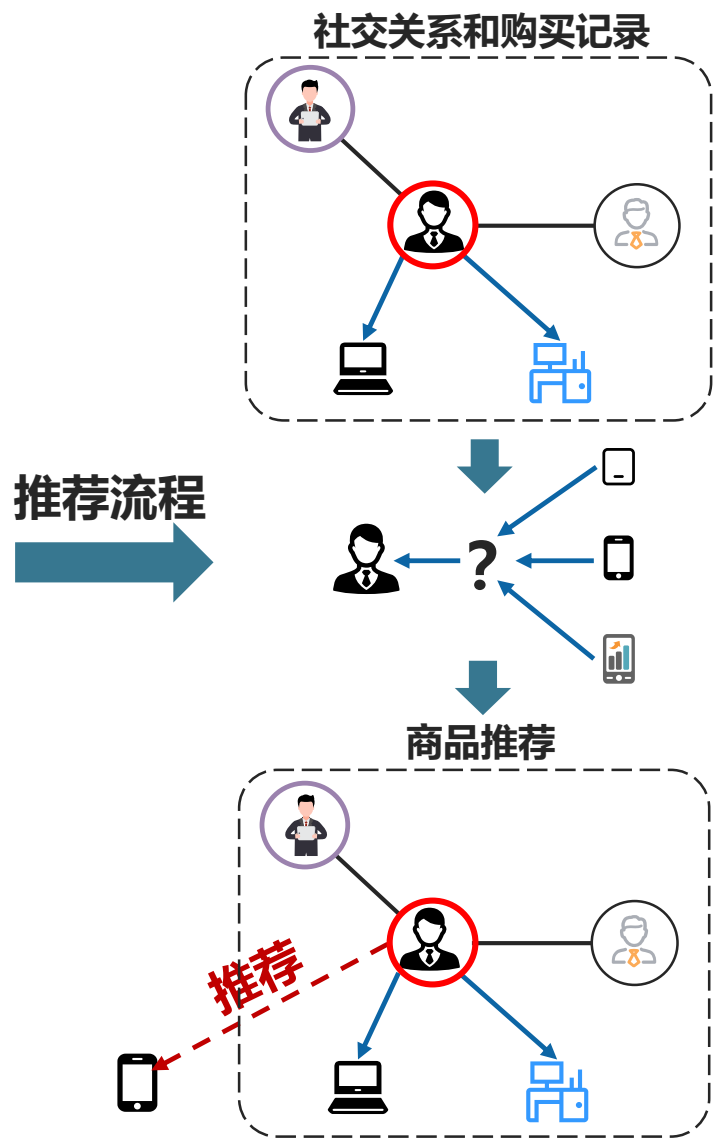
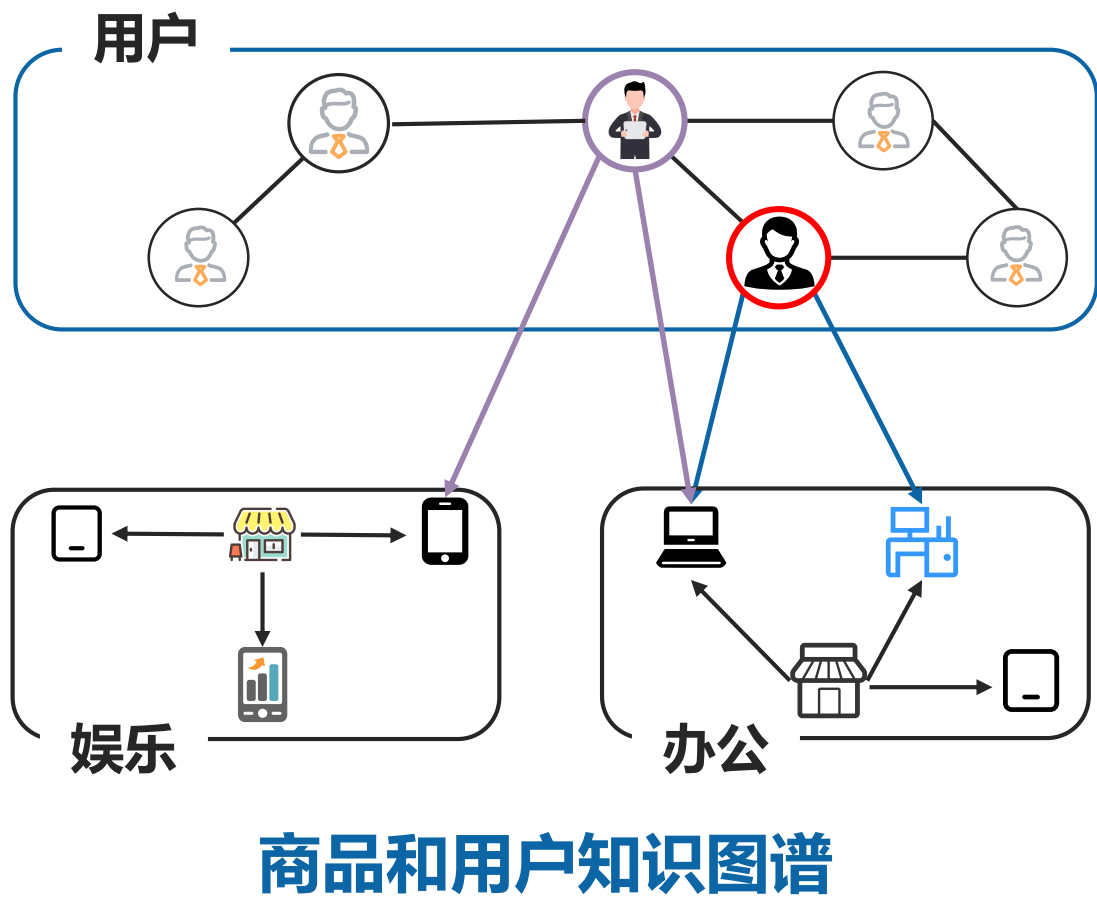
二

多模态图谱查询

三

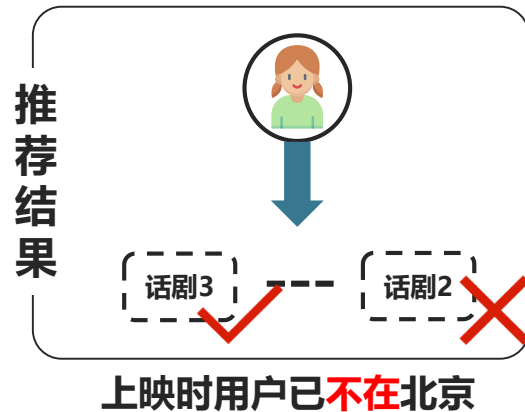
多模态图谱推荐

传统图普推荐算法

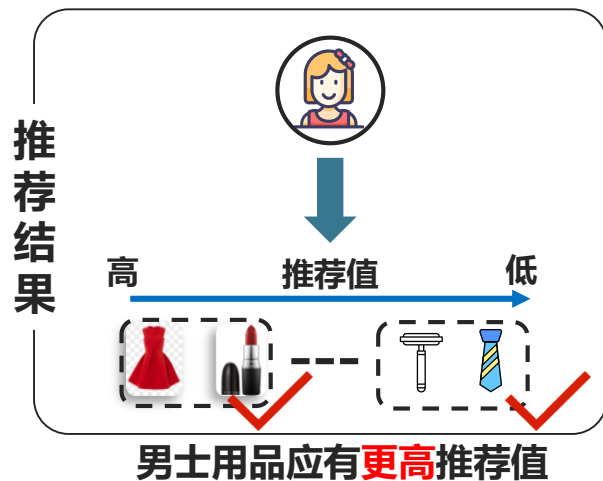
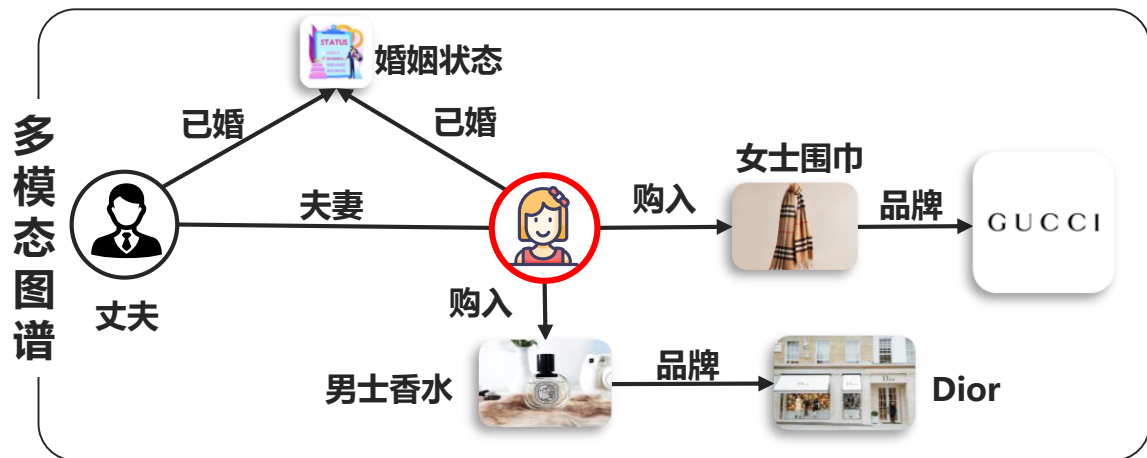


现实案例

案例1：假阳 用户位置变更，推荐不合时宜

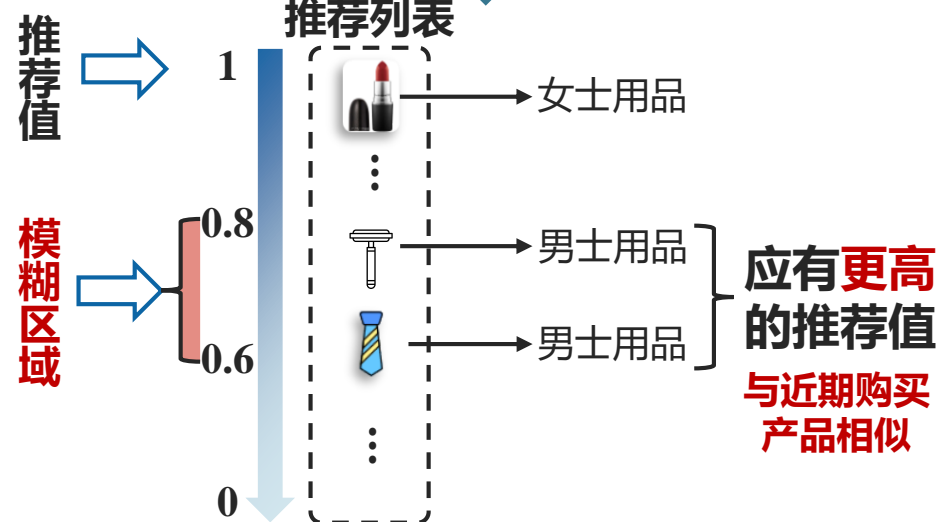
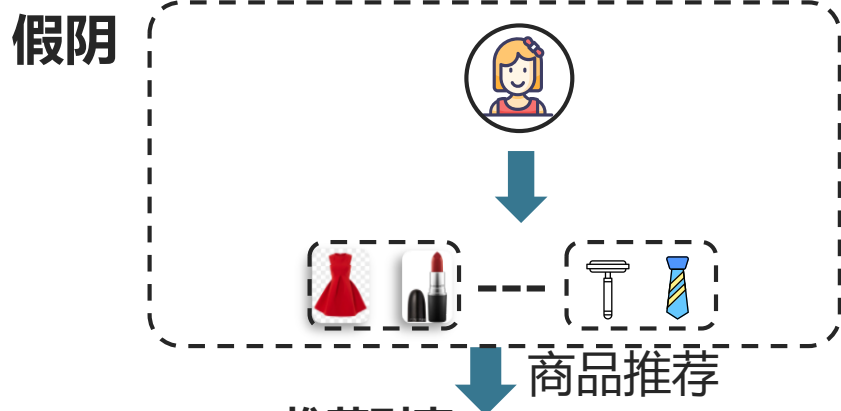
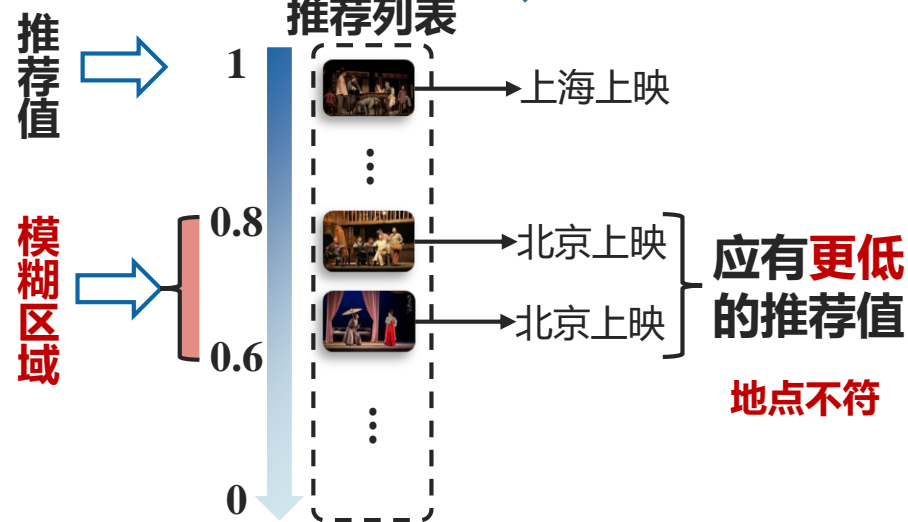
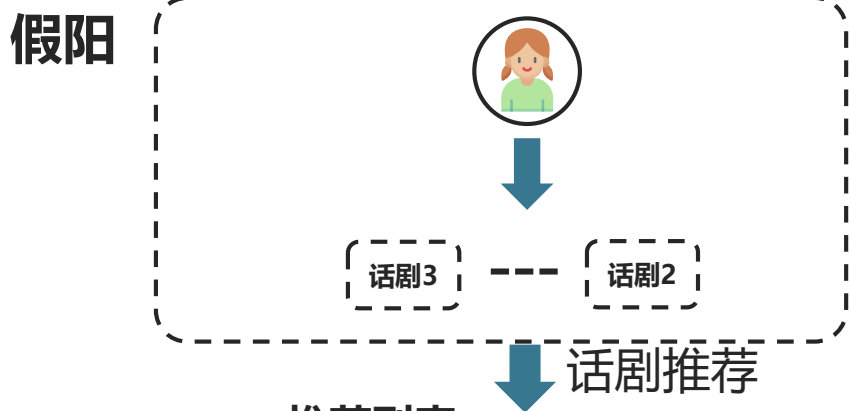


案例2：假阴 忽略用户身份特征，推荐误判



多模态图谱推荐

模糊区域 推荐值处于某区间范围内的推荐商品。





多模态图谱推荐

双星模式增强

双星模式Q

由pivot和leaf节点组成星型结构

$$Q[x, y, \bar{x}] = (V_Q, E_Q, L_Q, \mu)$$

x, y : pivot节点 (用户和商品)

V_Q, E_Q : 节点和边集合

$L_Q(u)$: 节点 u 标签 | \bar{x} : 变量 | μ : \bar{x} 和 V_Q 间双射

谓词规则

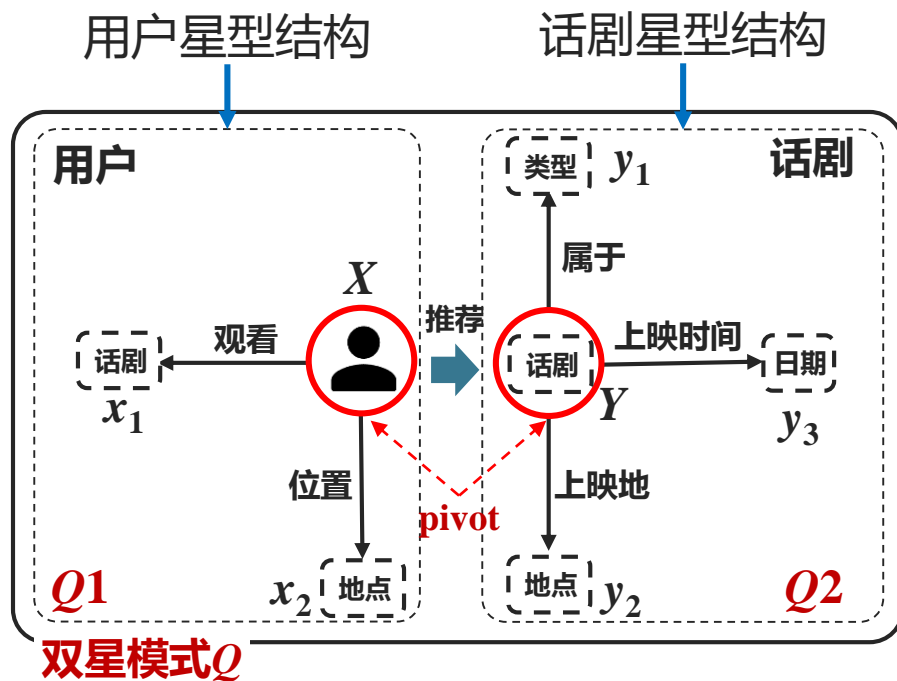
$Q[x, y, \bar{x}]$ 的逻辑谓词形式:

$$z_1.A \oplus z_2.B \mid z.A \oplus c$$

\oplus : 表示=, \neq , $<$, $>$, \leq , \geq

$z_1, z_2, z \in \bar{x}$: 表示变量

A, B : 表示属性 c : 表示常数



Q的谓词规则:

- $x_1.类型 = y_1.名称$
- $\wedge x_2.名称 = y_2.名称$
- $\wedge y_3.日期 \geq 7月3日$



多模态图谱推荐

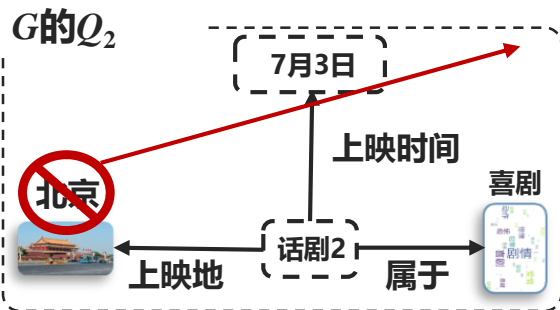
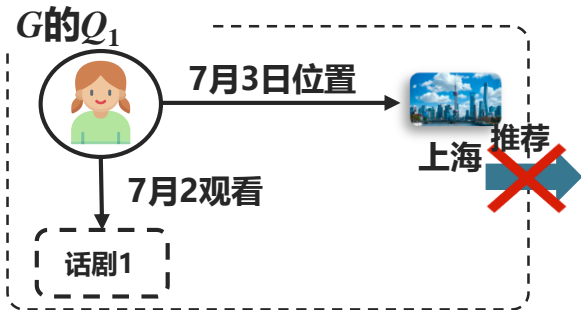
双星模式增强

传统推荐结果

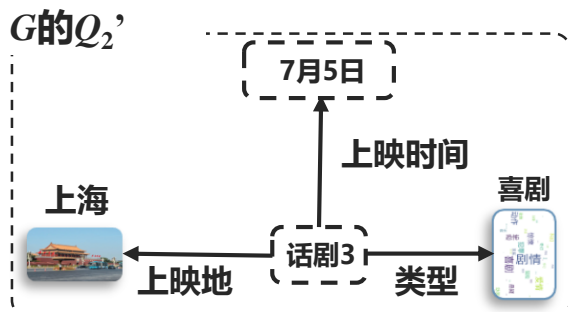
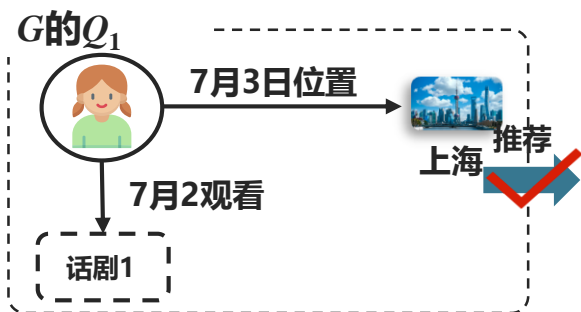


利用双星模式增强推荐结果

$x_1.类型 = y_1.名称 \wedge x_2.名称 = y_2.名称 \wedge y_3.日期 \geq 7月3日$



上映地.名字 \neq 所在地.名字
违反谓词规则



增强后的推荐结果



多模态图谱推荐

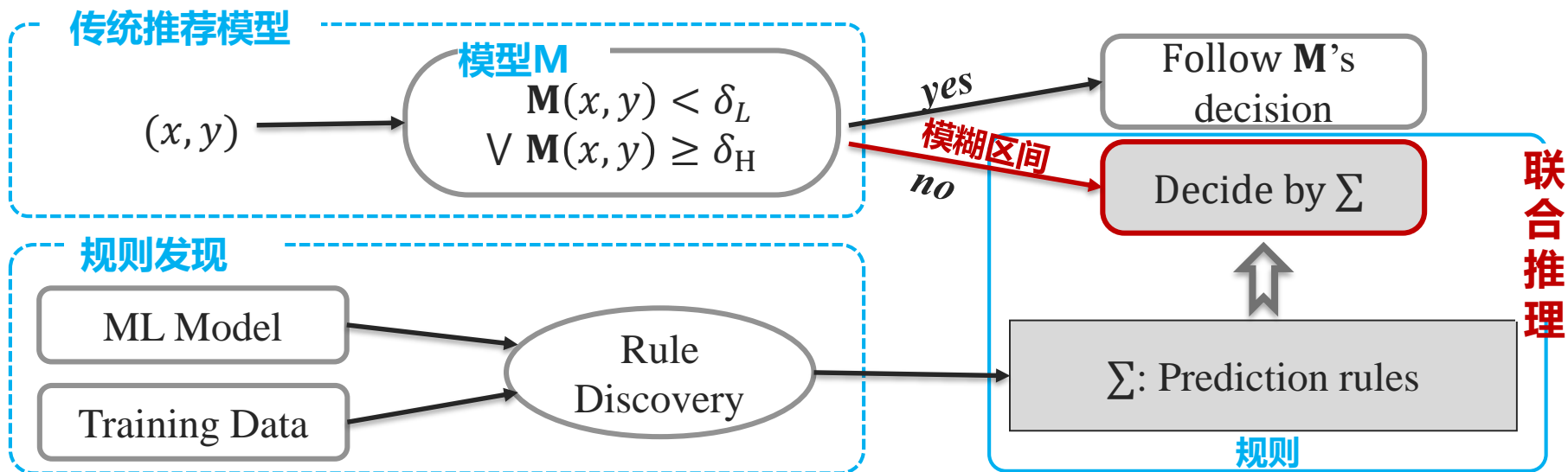
技术路线—整体框架

推荐模块

- 利用传统知识图谱推荐模型M 获得初始推荐结果

联合推理

- 对于 $M(x, y) < \delta_L \vee M(x, y) \geq \delta_H$, 直接返回为最终推荐结果
- 对于模糊区间内的初始推荐结果, 利用双星规则模块对结果进行“再预测”, 提升推荐精度。





多模态图谱推荐

技术路线--规则挖掘

➤ 第一步：构造模式生成器

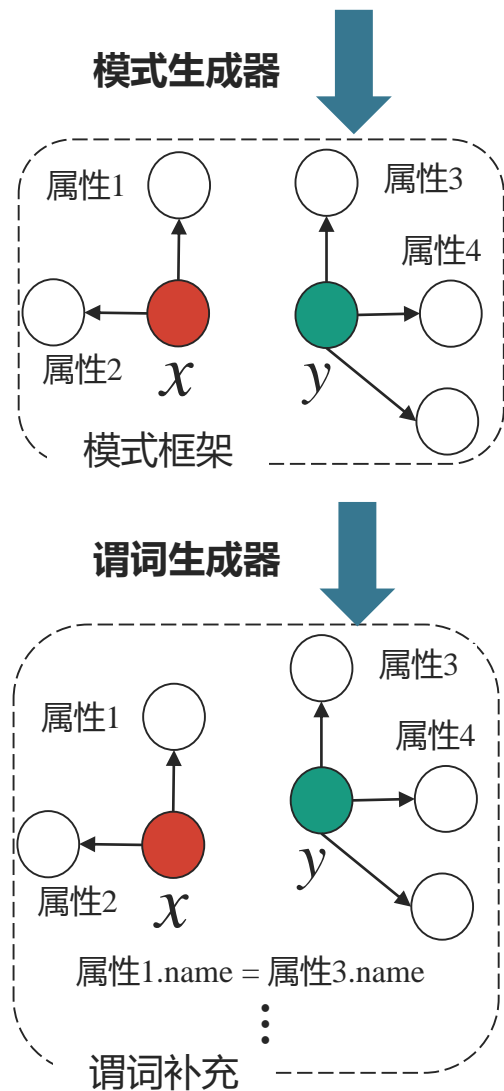
□ **模式生成器**：生成模式架构 Q_i ，只有节点和属性

➤ 第二步：构造谓词生成器

□ **谓词生成器**：对 Q_i 进行谓词补充得到 Q'_i

➤ 第三步：生成规则

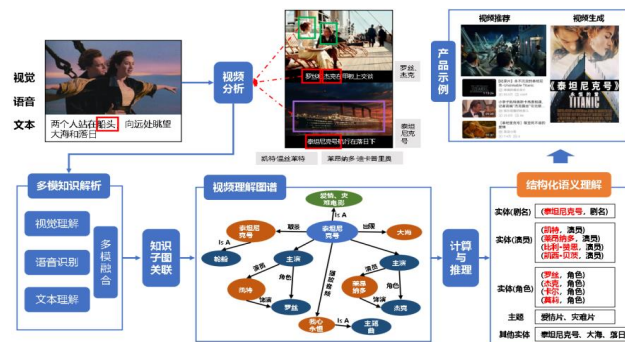
- 对模式 Q'_i 进行质量判断，调整模式生成器参数；
- 选取高质量模式 Q'_j 补充为新的规则 Σ



多模态知识图谱的管理与分析

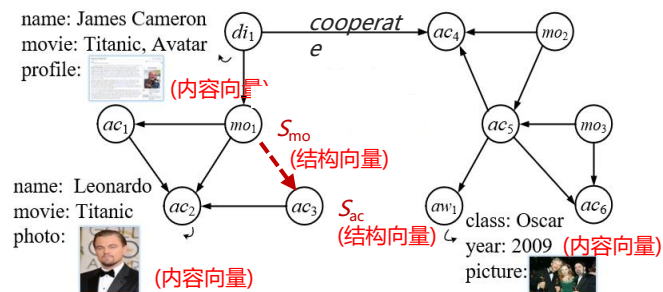
研究背景 与意义

- 知识图谱发展脉络
- 多模态图谱定义
- 多模态图谱研究价值



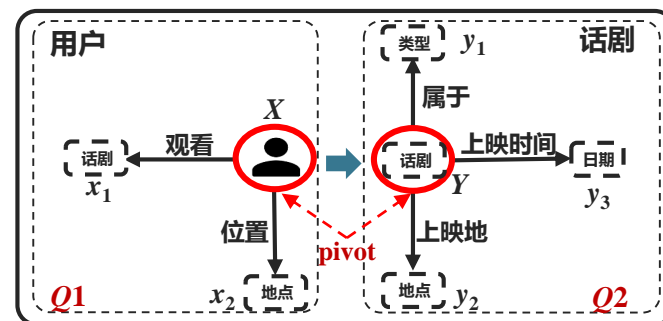
多模态 图谱查询

- 传统图查询
- 神经符号图数据库
- Top-K子图匹配



多模态 图谱推荐

- 传统图推荐
- 双星模式挖掘
- 规则增强推荐





多模态知识图谱的管理与分析

谢 谢