



基于循环网络的知识图谱推荐

Recurrent Knowledge Graph Embedding for Effective Recommendation

苗子佳

2020.3.27

目录

CONTENT

01

研究背景

Research Background

02

现有方法

Research Status

03

RKGE模型

Recurrent Knowledge Graph Embedding Model

04

总结与参考文献

Summary and References

01

研究背景

- Knowledge Graph
- Recommendation System



发展历程

信息稀缺且分散，寻找信息的效率较低



信息逐渐丰富，可以通过类目导航进行查找



利用搜索引擎从海量信息中进行过滤和筛选



推荐系统可以兼顾个性化需求和解决信息过载问题



存在的问题

数据稀疏性

冷启动问题

引入

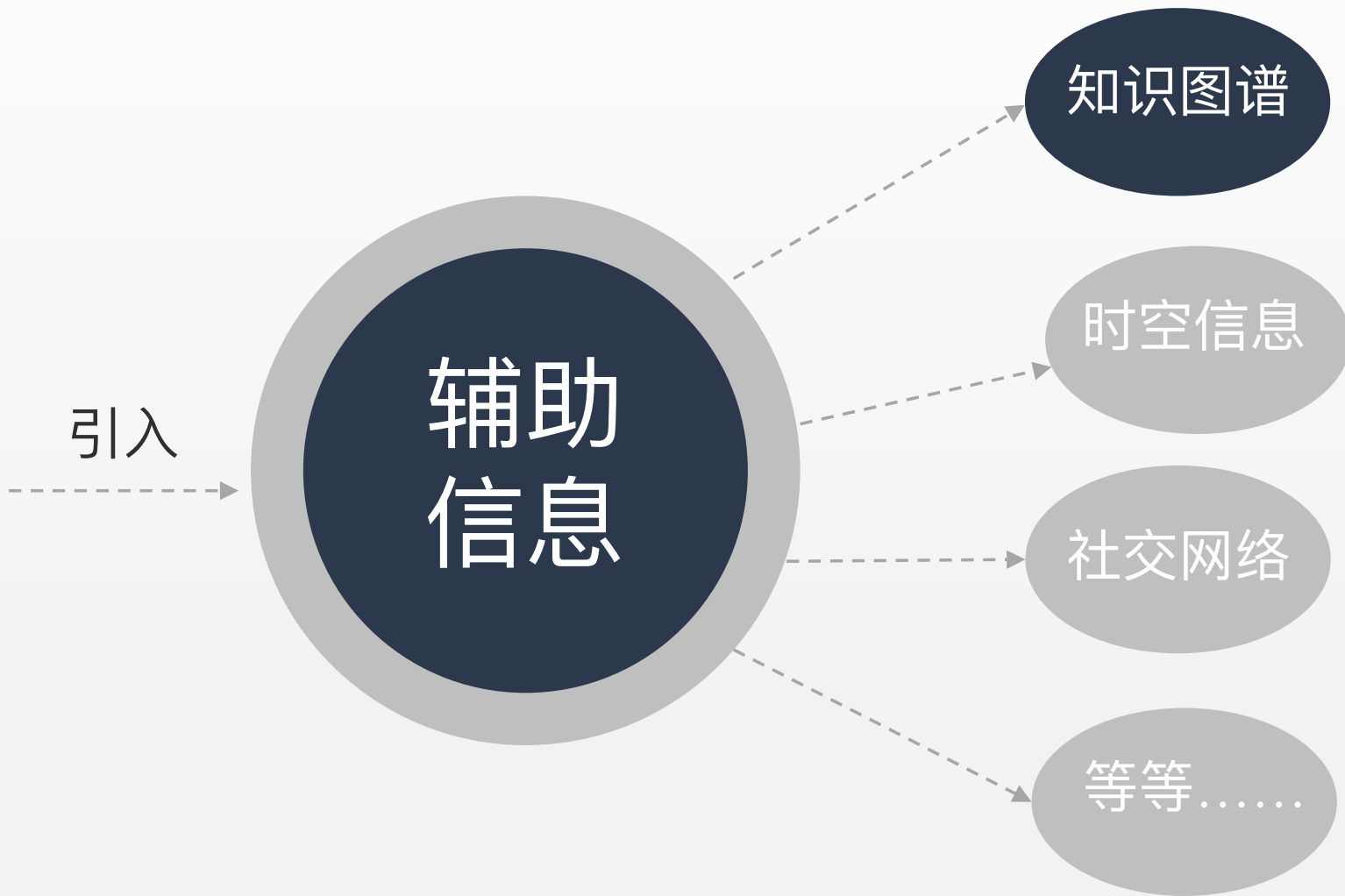
辅助
信息

知识图谱

时空信息

社交网络

等等.....





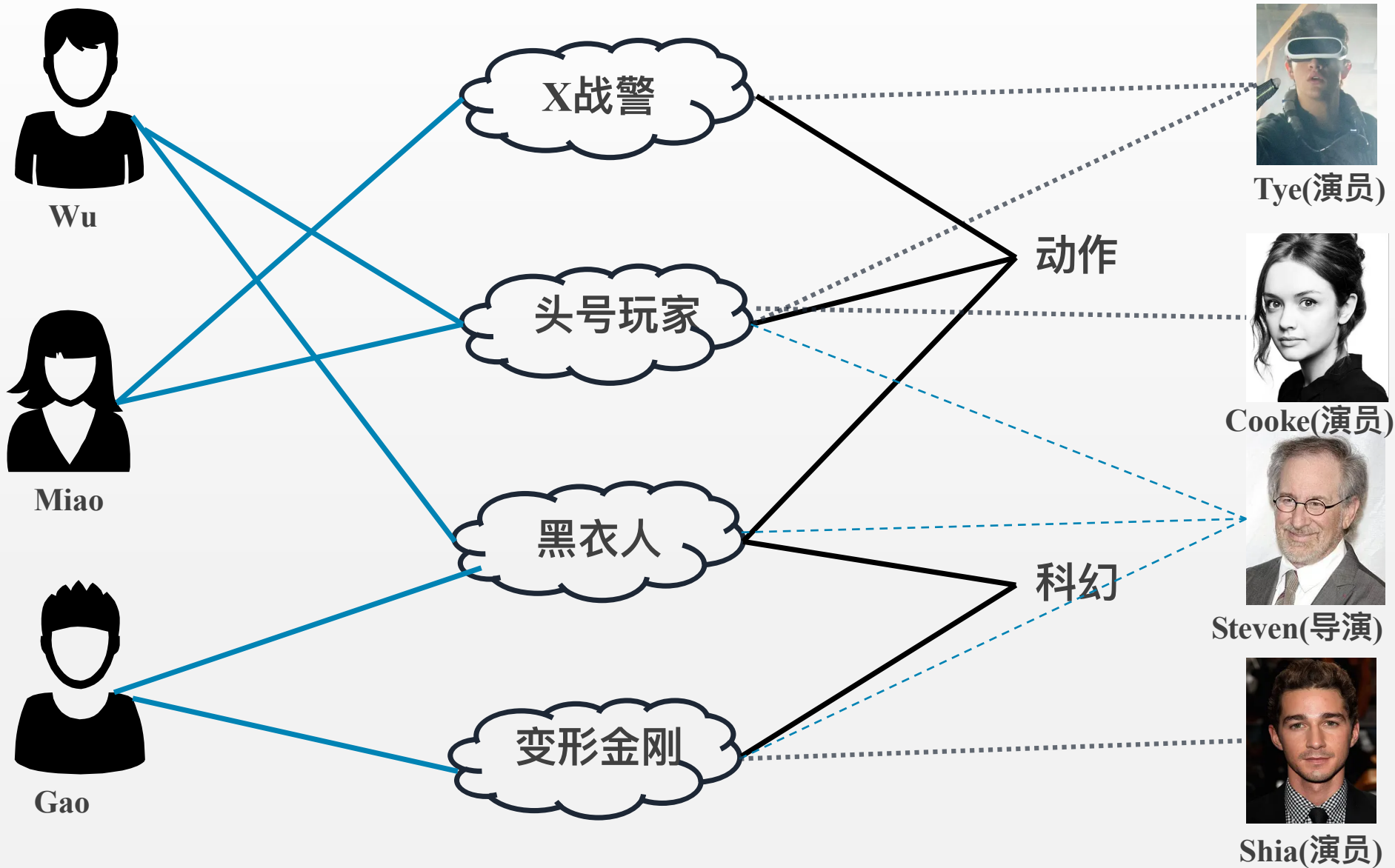
知识图谱



知识图谱 (Knowledge Graph) 是一种表示实体之间关系的语义网络，可以对现实世界的事物及其相互关系进行形式化地描述，节点表示实体或概念，边则由属性或关系构成。



知识图谱



02

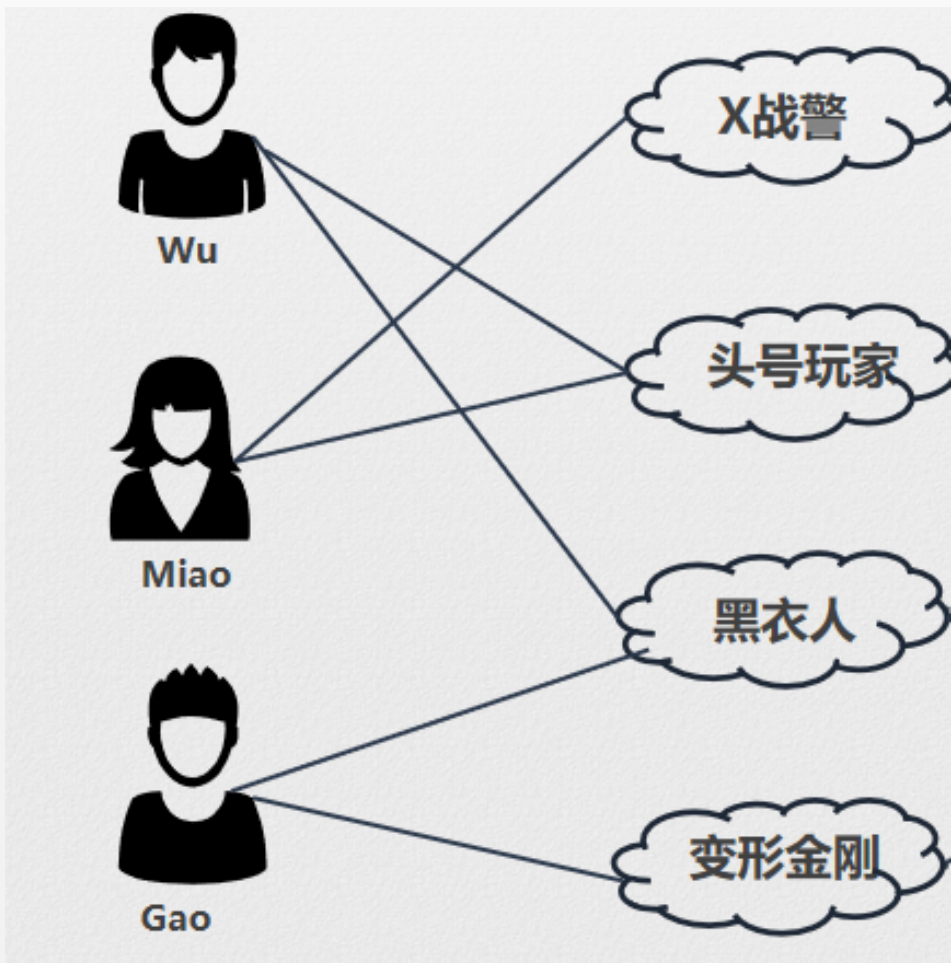
现有方法

- Graph based Methods
- Meta-path based Methods
- KG embedding based Methods



Graph based Methods

其**基本思想**是将用户行为数据表示为一系列的二元组，每一个二元组 (u,i) 代表用户 u 对物品 i 产生过行为，这样便可以将这个数据集表示为一个二分图。

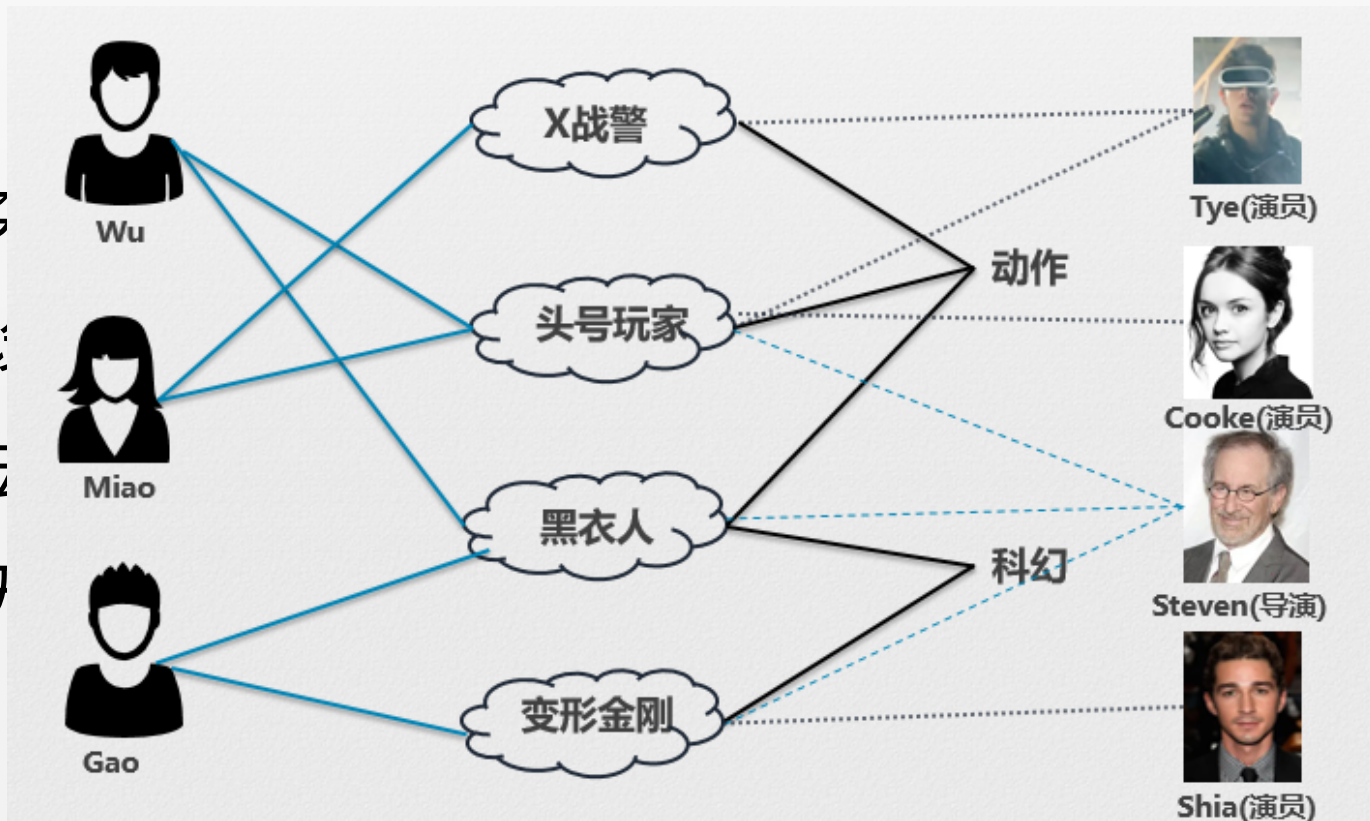


缺点：只考虑了知识图谱的拓扑结构，没有考虑**语义信息**

Meta path based Methods

meta-path是连接两个实体的一条特定的路径。基于路径的推荐方法将知识图谱视为一个异构信息网络，预先定义路径的特定格式和长度，建模用户-用户或用户-物品的关系，捕获路径携带的语义信息。

通过元路径这多
点是需要**手动**该
同时，该类方法
用，因为我们开

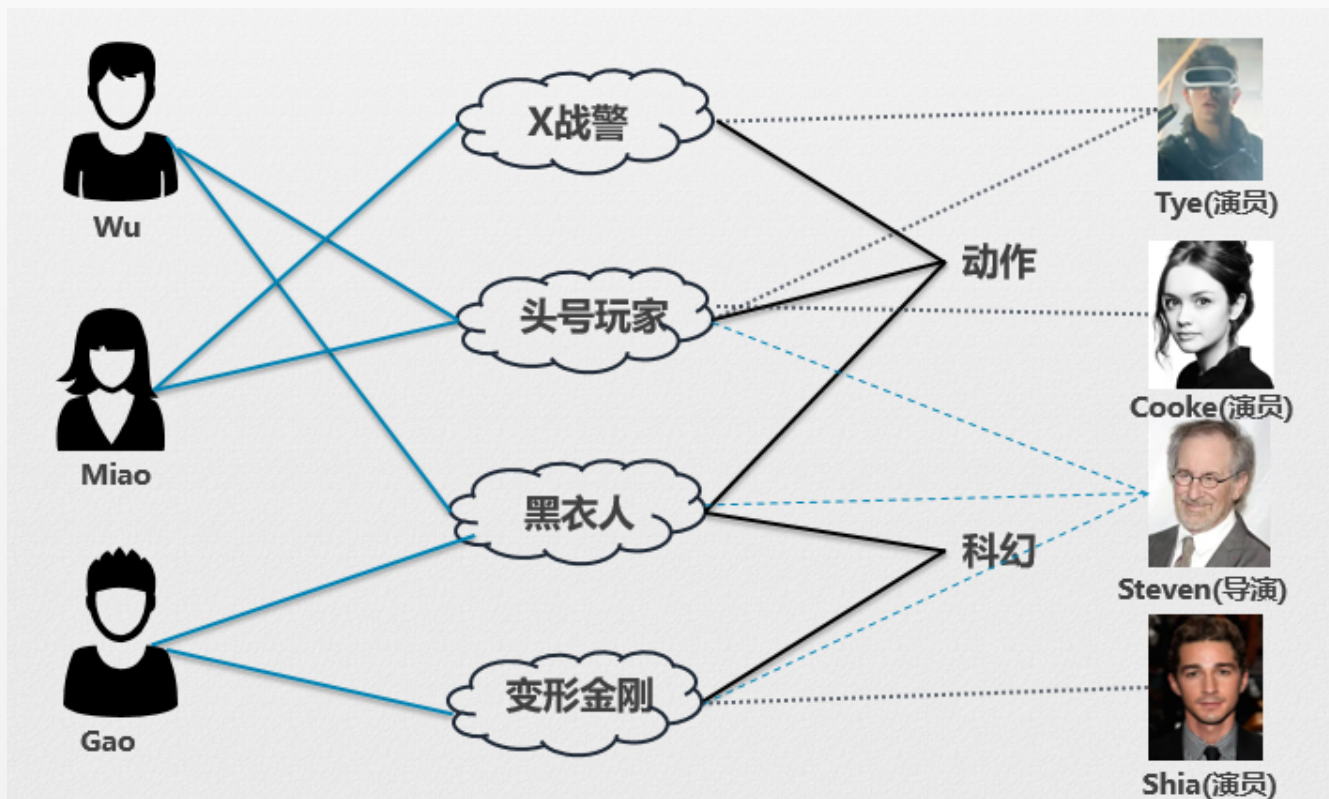


的网络结构。缺
难以达到最优；
(新闻推荐) 中应



KG embedding based Methods

embedding based 方式通过学习知识图谱中实体的属性表示，获取实体语义，从而获得更好的物品潜在表示。但它忽略了路径表示的成对实体之间的关系语义，无法完全捕获KG的语义。



Wu对头号玩家的偏好推导：

1. Wu - 评分 - 黑衣人 - 分类 - 动作 - 分类 - 头号玩家
2. Wu - 评分 - 黑衣人 - 导演 - Steven - 导演 - 头号玩家

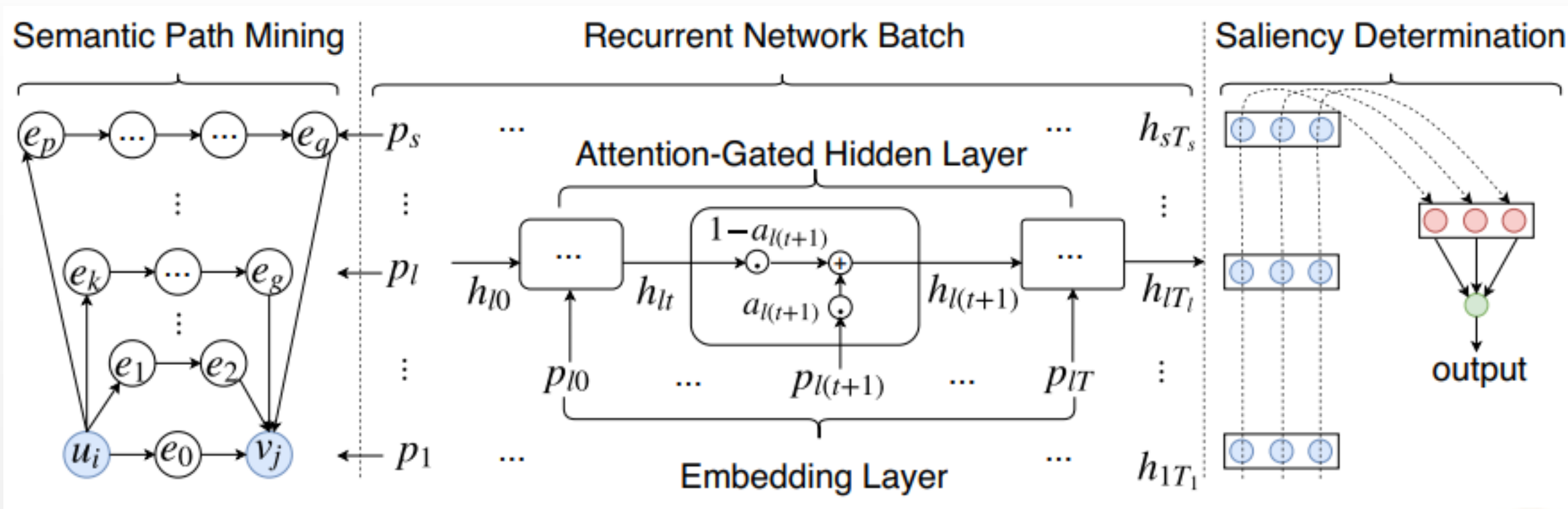
03

RKGE模型

- Semantic Path Mining
- Recurrent Network Batch
- Saliency Determination



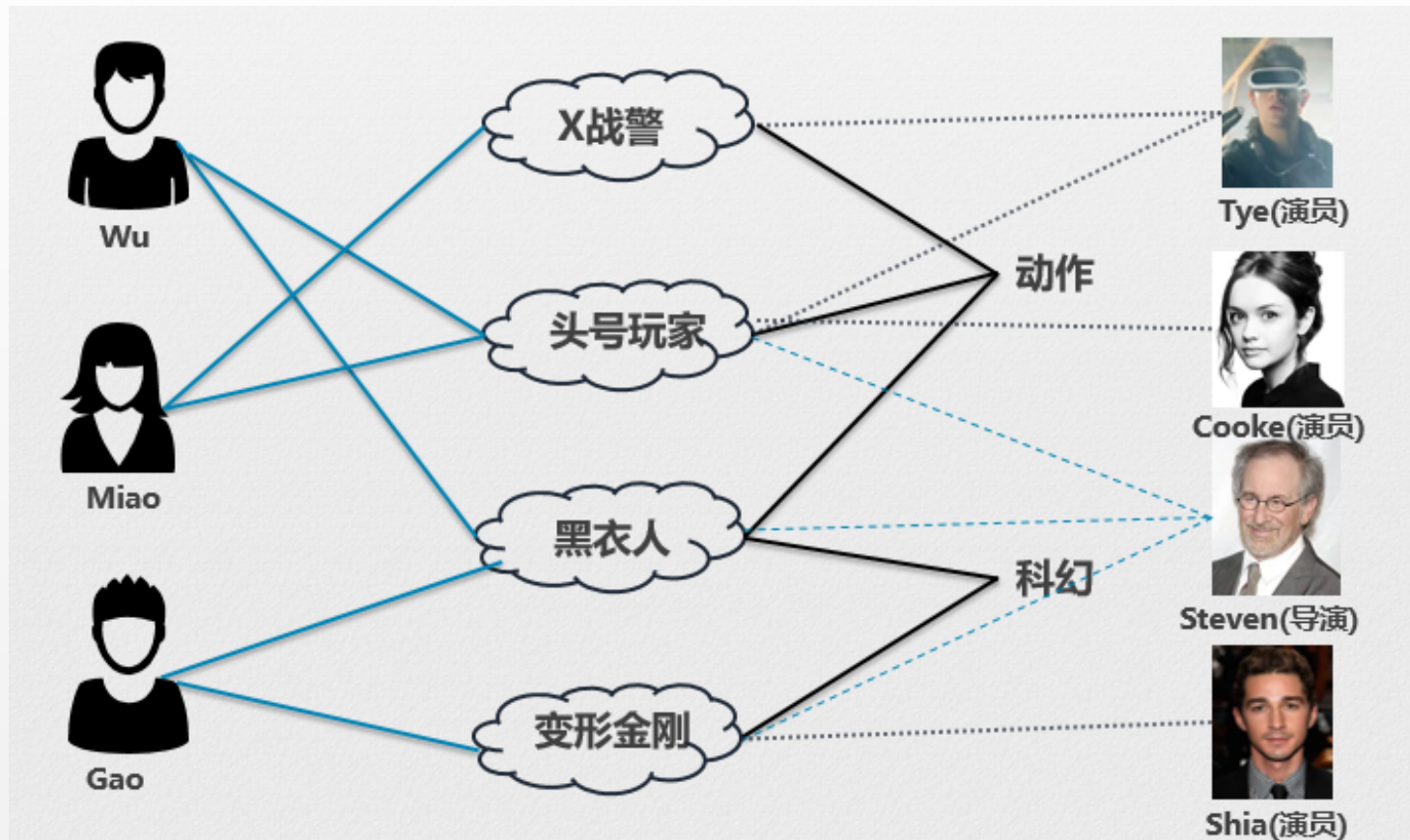
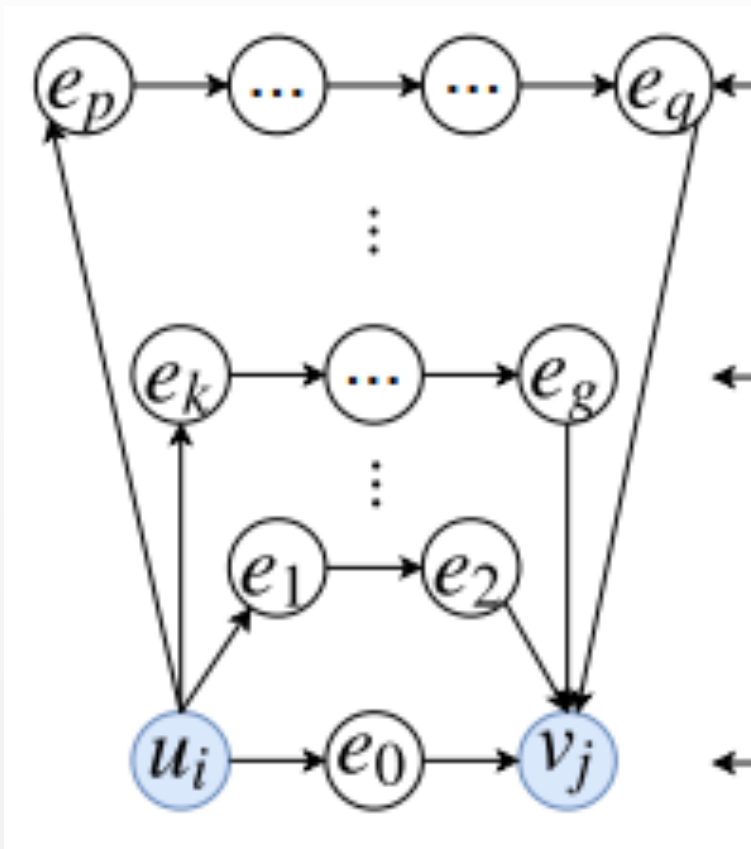
RKGE模型框架



- 1、自动挖掘**实体对**间的语义路径。
- 2、利用**循环网络**技术，通过一批循环网络编码不同路径。
- 3、通过**池化操作**确定不同的路径显著性，最终与推荐生成无缝集成。



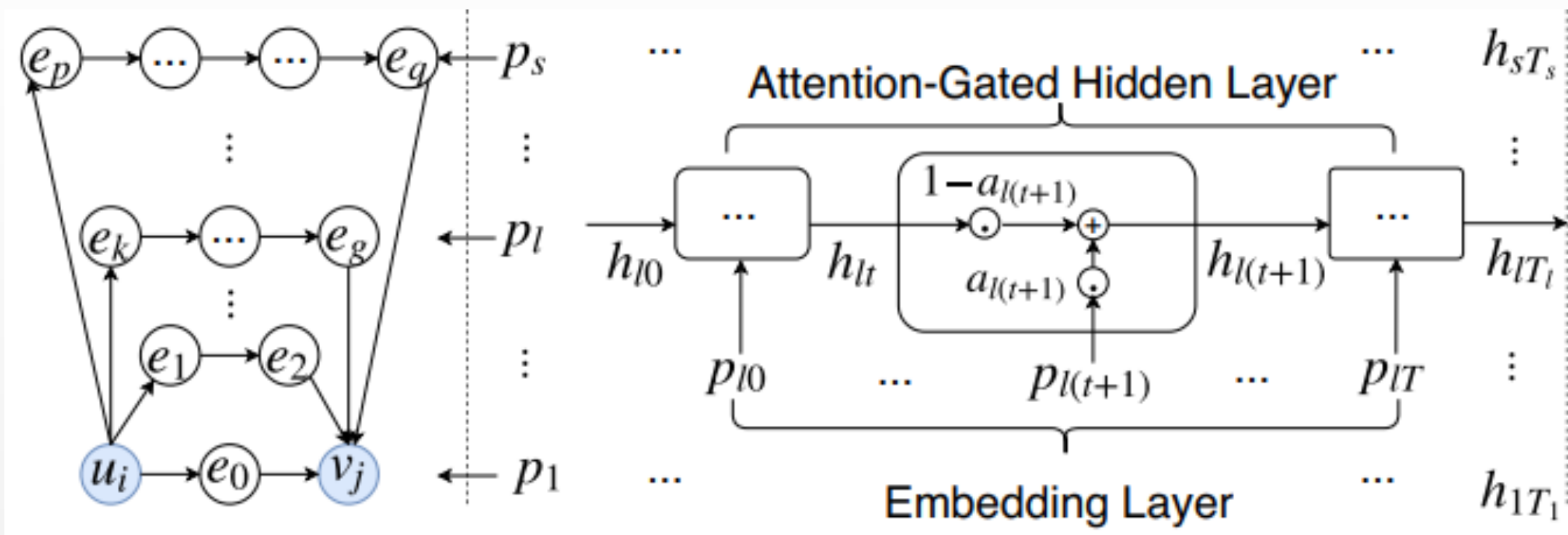
Semantic Path Mining



两个限制条件：

- 1、仅考虑用户 u_i 项目 v_j 路径。将user和所有其交互过的item连起来，这些路径对推荐最有帮助。
- 2、定义一个阈值，只考虑长度小于该阈值的路径。

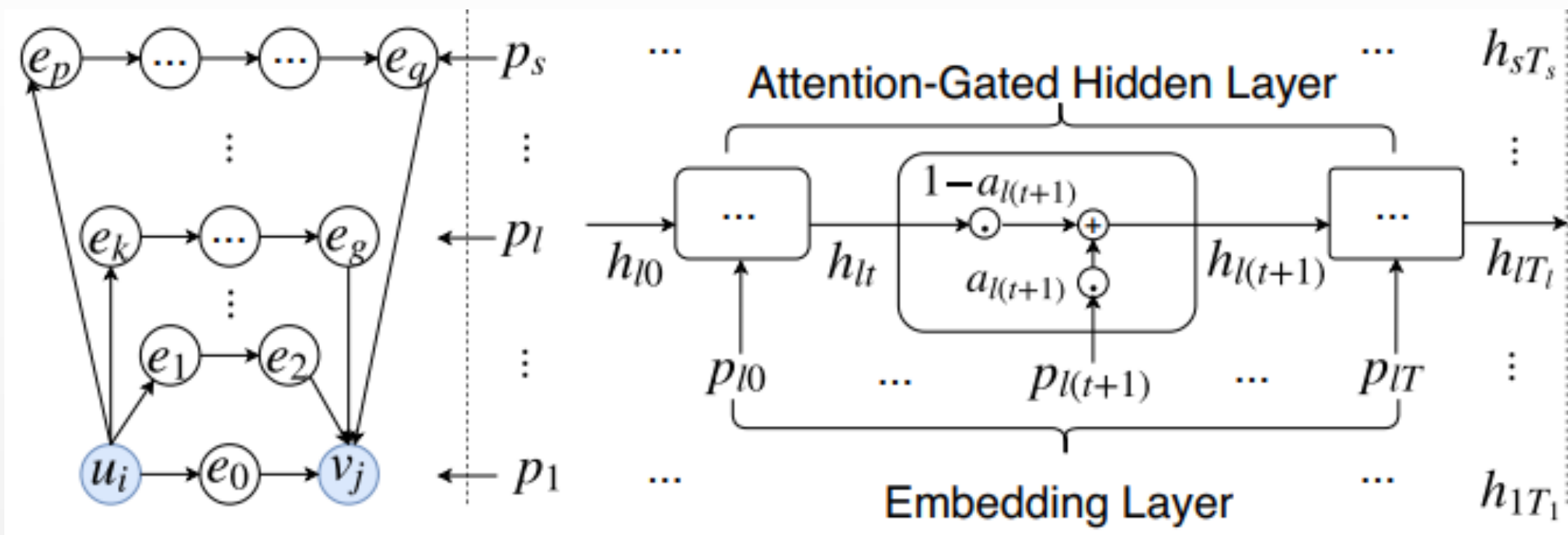
Recurrent Network Batch



假定一个实体对 (u_i, v_j) 由 s 个不同长度的路径 (p_1, p_2, \dots, p_s) 连接:

$$P_l = e_0 \xrightarrow{r_1} e_1 \xrightarrow{r_2} e_2 \cdots \xrightarrow{r_T} e_T \quad e_0 = u_i, e_T = v_j$$

Recurrent Network Batch



$$P_l = e_0 \xrightarrow{r_1} e_1 \xrightarrow{r_2} e_2 \cdots \xrightarrow{r_T} e_T$$

嵌入层:

$$p_l = \{p_{l0}, p_{l1}, p_{l2}, \dots, p_{lT}\}$$

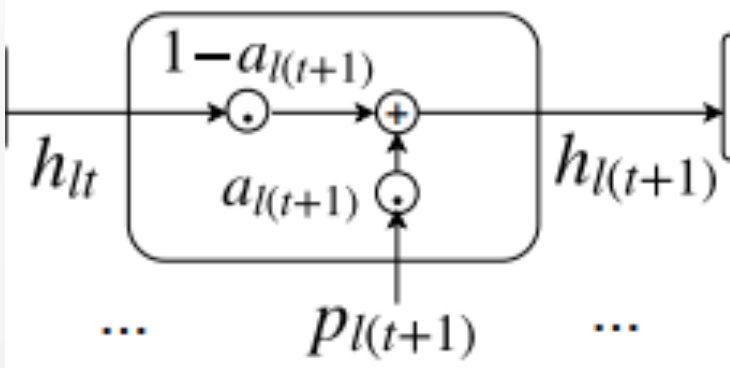
Recurrent Network Batch

Attention-Gated Hidden Layer:

1、在每步 $t-1$ ，学习一个隐藏状态 $h_{l(t-1)}$ ，该状态编码了从 e_0 到 e_{t-1} 的序列；然后与 e_t 的嵌入 p_{lt} 一起一作为输入，学习下一步的隐藏状态 h_{lt} 。

2、使用一个注意力门控来更好的控制流经路径 p_l 的信息，

t 时刻的隐藏状态建模为： $h_{lt} = (1 - a_{lt}) \cdot h_{l(t-1)} + a_{lt} \cdot h'_{lt}$



3、注意门 a_{lt} 平衡上一层隐藏状态 $h_{l(t-1)}$ 和当前候选隐藏状态 h'_{lt} 。当前候选状态通过

完全合并当前时间步的输入得到： $h'_{lt} = \sigma(W \cdot h_{l(t-1)} + H \cdot p_{lt} + b)$

W 、 H 是先前步和当前步的线性变换参数， b 是偏置项， σ 是sigmoid激活函数。

Recurrent Network Batch

最后，利用双向循环网络(BRNN) 来推断注意门 a_{lt} ，以最大限度的挖掘输入序列。我们根据当前时间步的输入观测和来自两个方向的相邻观测，建立注意门的模型：

$$a_{lt} = \sigma \left(\mathbf{M}^T \cdot (\vec{\mathbf{h}}_{lt}; \overleftarrow{\mathbf{h}}_{lt}) + b' \right)$$

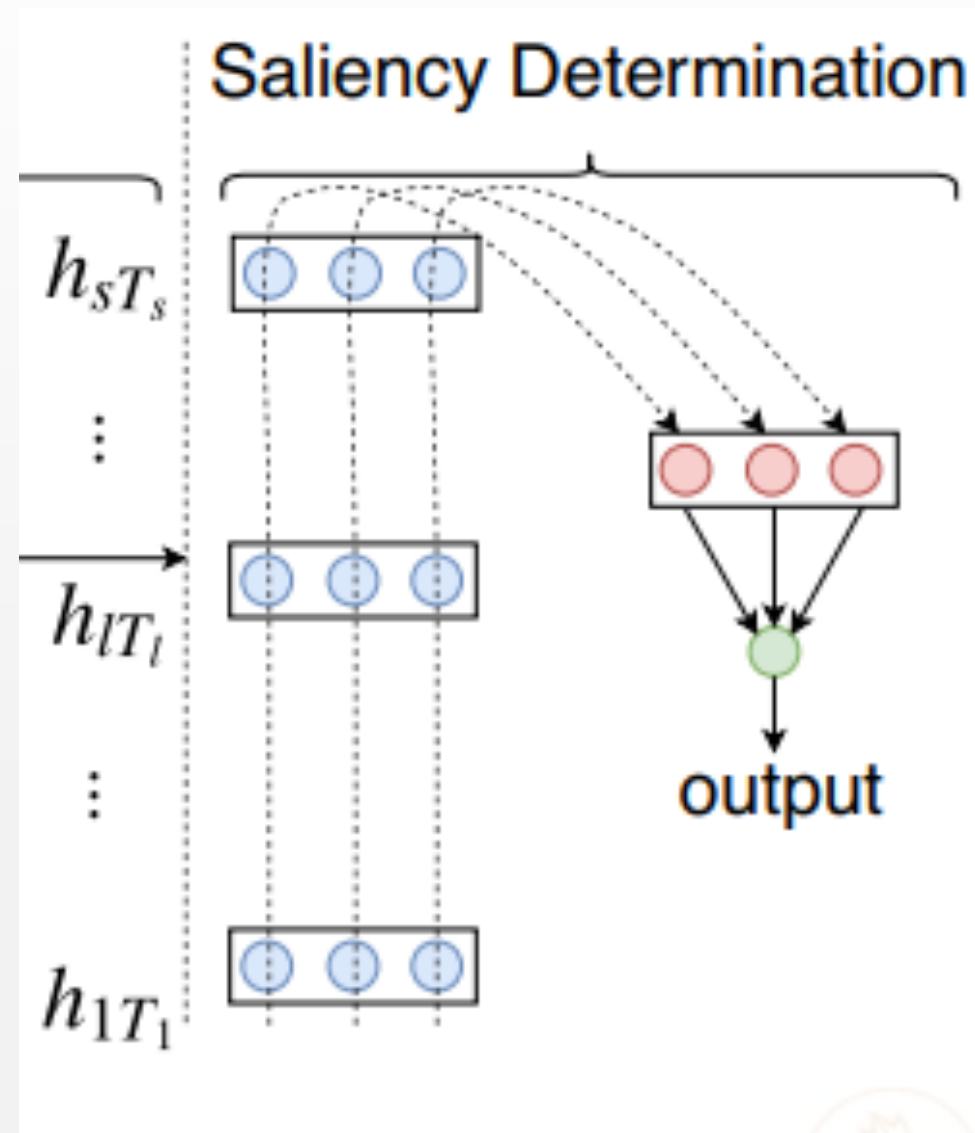
两个 h_{lt} 作为时间步t的上下文信息的总结：

$$\begin{aligned} \vec{\mathbf{h}}_{lt} &= \sigma \left(\vec{\mathbf{W}} \cdot \vec{\mathbf{p}}_{lt} + \vec{\mathbf{H}} \cdot \vec{\mathbf{h}}_{l(t-1)} + \vec{\mathbf{b}} \right) \\ \overleftarrow{\mathbf{h}}_{lt} &= \sigma \left(\overleftarrow{\mathbf{W}} \cdot \overleftarrow{\mathbf{p}}_{lt} + \overleftarrow{\mathbf{H}} \cdot \overleftarrow{\mathbf{h}}_{l(t+1)} + \overleftarrow{\mathbf{b}} \right) \end{aligned}$$

总之，通过将 u_i 和 v_j 之间的每个合格路径(共s个)进行循环网络批处理，每个注意力门控循环网络编码一条路径。最后我们得到所有路径的表示，即该实体对关系的表示。

Saliency Determination

- 1、不同的路径在建模关系中可能扮演着不同的角色，例如更短的路径可能有更大的影响。因此，我们通过池化操作帮助判别路径的重要性。
- 2、通过池化操作，我们得到 u_i 和 v_j 之间所有路径的聚合效果，接着我们在池化层后采用全连接层来进一步量化 u_i 和 v_j 的关系。
- 3、根据输出值进行排序，将前k个推荐给 u_i 。



04

总结与文献

- Summary
- References



总结

背景

知识图谱可以有效提高推荐性能

问题

如何有效利用知识图谱实体、实体对关系的语义来提升推荐性能

现有方法

现有的基于图、元路径、知识图谱嵌入的方法都各有其缺陷

创新点

提出一种基于循环网络的知识图谱嵌入框架， $RKGE=RNN+KG$

$RKGE$ 不仅能学习不同类型实体的语义表示，还能自动捕获KG编码的实体关系

未来工作

统一框架、可解释性、可扩展性.....



参考文献

PersonalRank

An Entity Graph based Recommender System

PathSim

Meta Path-Based Top-K Similarity Search in Heterogeneous Information Networks.

Meta-Graph

Meta-Graph Based Recommendation Fusion over Heterogeneous Information Networks

CKE

Collaborative Knowledge Base Embedding for Recommender Systems

RKGE

Recurrent Knowledge Graph Embedding for Effective Recommendation



谢谢大家

报告人：苗子佳 时间：2020.03.27