

# 知识图谱

在线峰会

2021.03.27 (周六) 09: 00~18: 0







# 小米在知识表示学习 方向的探索与实践



吕荣荣 小米-算法工程师



1 业务介绍 小米知识图谱的架构和业务

3 算法应用 知识表示学习在实体链接、实体推荐、知识图谱补全的应用 2 算法介绍 融合文本和知识图谱的知识表示学习方法

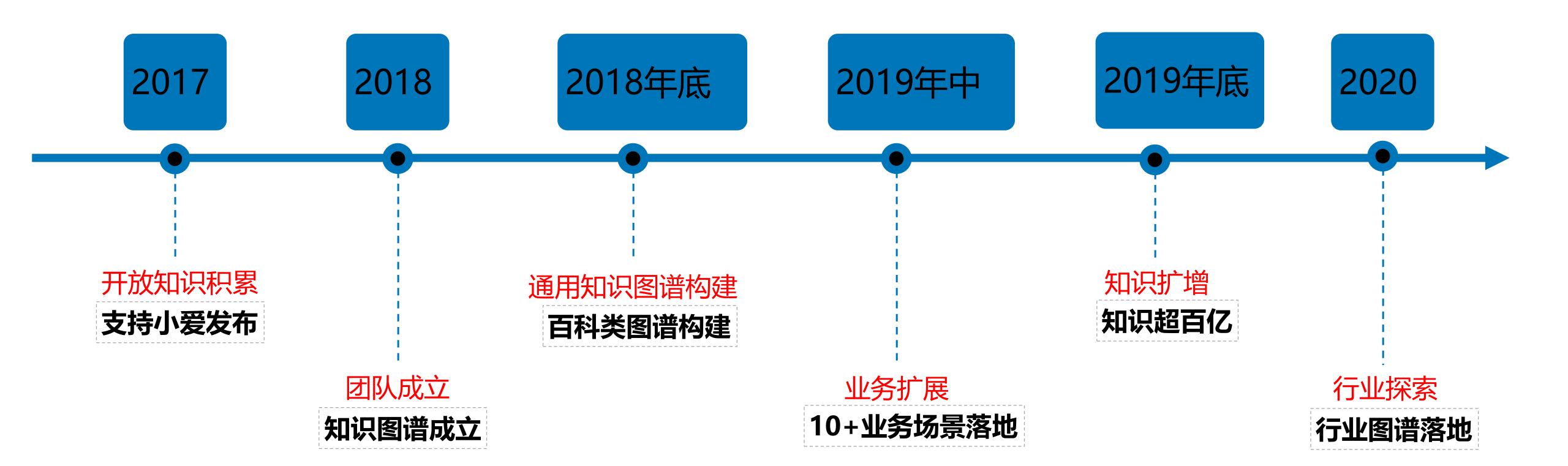
总结
总结和展望

01

小米知识图谱的架构和业务

业务介绍









小米知识图谱团队,旨在研究知识图谱在开放领域和行业领域的构建和应用技术,把图谱推广到相关的业务场景上。



立体检索

在知识图谱中根据简短的实体描述搜索最符合的实体及信息。



实体链接

在文本理解任务中,实体的识别和语义消歧对于正确理解文本起着 重要作用。实体链接服务主要解决的就是面向短文本的语义理解问题,其中包含实体识别及实体消歧功能。



班念图谱

概念图谱建立了抽象概念之间的层次关系,并将同类实体与尽可能 多的相关概念进行关联。概念是认知的基石,被广泛应用于主题理解、实体搜索、实体推荐和语言概念模板等短文本理解任务中。



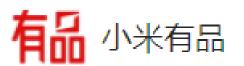
关系路径

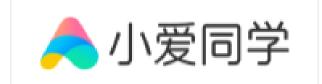
可以在AB端任意輸入两个实体,探索他们之间的关系

- - - - - -

### 我们的用户



















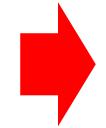


译 翻译机



### 知识图谱团队为小爱同学赋能





**Query:** 巩俐的籍贯













人物关系

让·米歇尔·雅

张艾嘉

张艺谋

#### 巩俐

**简介:**巩俐(GongLi),1965年12月31日出生于中 国辽宁省沈阳市,祖籍山东省济南市,华语电影女 演员,毕业于中央戏剧学院,联合国促进和平艺术 家,联合国全球环境保护大使。1987年因主演电影 《红高粱》成名,该片获得第38届柏林国际电影节 金熊奖。1992年凭借电影《秋菊打官司》获得第4...

#### 贯:山东济南

业:演员

出生日期: 1965年12月31日

个人信息: 169cm/56kg/摩羯座/A型血

本次回答满意吗?



#### 相关资讯

进入市

#### 巩俐,别再整那些烂活儿了

要说华人女星,绕不开一个人,巩俐。 江湖地位不用 多说,"巩皇"这名头不是白叫的。但近年我们...

#### 离开张艺谋之后,为何章子怡强过巩俐?"天...

说到最强"谋女郎"的比拼,一定是在巩俐和章子怡 之间产生,这个因为和张艺谋合作而诞生的女演员 称号,是张艺谋整个职业生涯的重要标志。当年...

#### 巩俐领衔顶配阵容《夺冠》提档9月25日

形片由陈可辛执导,张翼编剧,巩俐、黄渤、吴刚、 彭昱畅、白浪、中国女子排球队领衔主演,李现特 别出演。影片《夺冠》原定1月24日上映,1月19\_

#### 为什么张艺谋不娶巩俐,而娶了小他31岁的...

阅读全文约需8分钟为什么张艺谋不娶巩俐,而娶 了小他31岁的陈婷?文/晏凌羊来源/晏凌羊每次 看到...

#### 上映27天拿下23天日冠,八佰之后,巩俐这部...

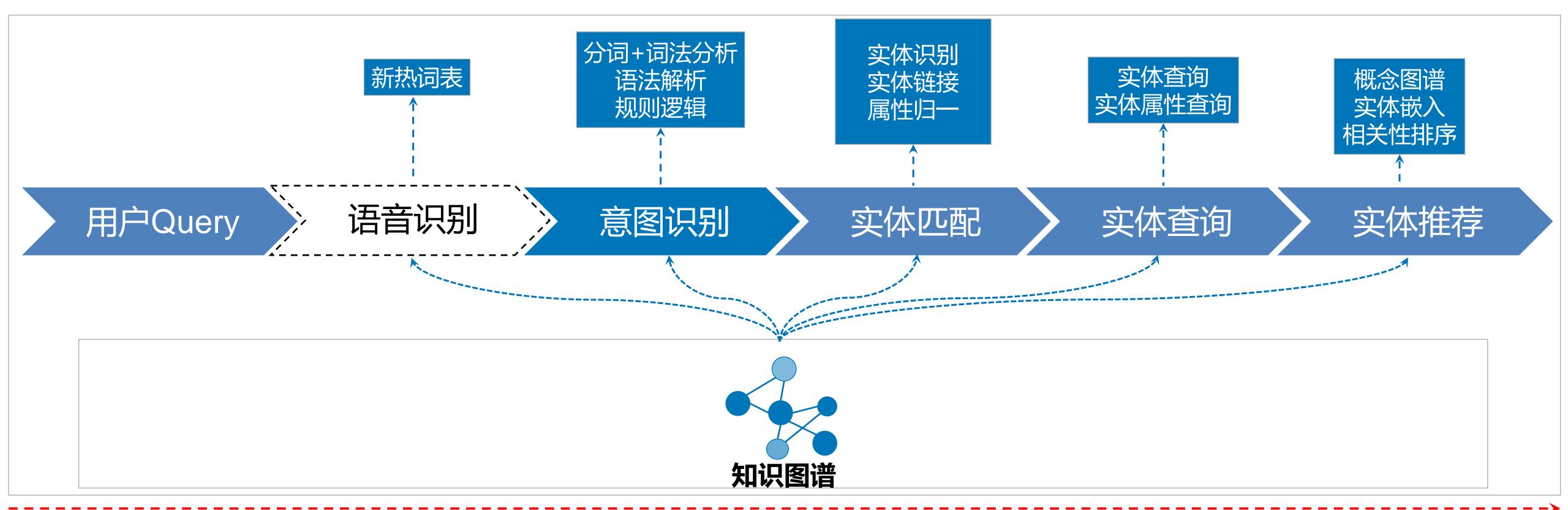
而《夺冠》这部由巩俐主演的电影,虽然经历了改







### 知识图谱团队为小爱同学赋能



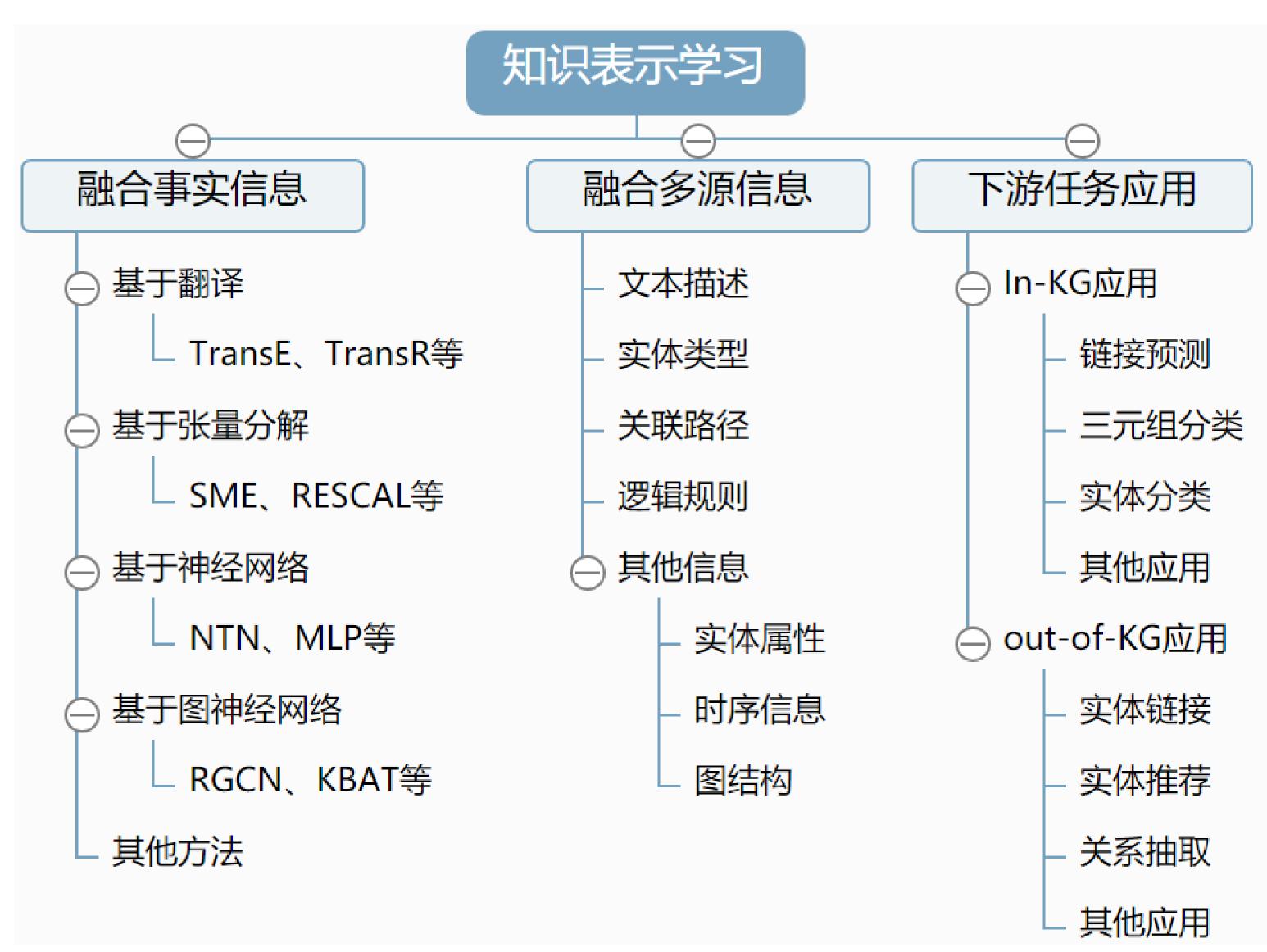


02

算法介绍

融合多源信息的知识表示学习方法





#### 问题:

仅利用知识图谱的三元结构信息进行表示学习,数据稀疏问题严重,尚有大量与知识有关的其他信息没有得到有效利用。

### 解决方法:

- 1. 利用知识库中的其他信息, 如实体和关系的描述信息 等。
- 2. 利用知识库外的海量信息, 如互联网文本等包含大量 与知识库实体和关系有关 的信息。



### 融入文本描述的优势:

- 1. 可以发掘实体间的语义相关性, 精确的语义表述能够提升三元组 的可区分性。
- 2. 可以解决zero-shot问题

### 实体的描述文本:

将所有三元组的"属性-属性值"或 "关系-实体提及"都拼成一个字符串, 当作该实体的文本描述。由于 type 字 段,义项描述和摘要字段的信息更重 要,描述文本中都按照 type、义项描述、摘要和其他三元组的顺序进行拼接。 类型:人物|描述:中国中央电视台节目主持人|简介:撒贝宁,1976年3月23日出生于广东省湛江市,籍贯湖北武汉,祖籍安徽和县.....

类型:人物|描述:撒贝宁妻子|简介:李白(Lisa),加拿大人,北京大学教育学博士,曾经是"五洲唱响"组合成员,当年该团体在星.....



类型:人物|描述:手游《王者荣耀》中的英雄角色|简介:李白,是腾讯手游《王者荣耀》中的一位刺客型英雄角色,原型为唐代诗人"诗仙……

类型:游戏|描述:2015年 腾讯天美发行的MOBA手游| 简介:《王者荣耀》是由腾 讯游戏天美工作室群开发并 运行的一款运营在.....

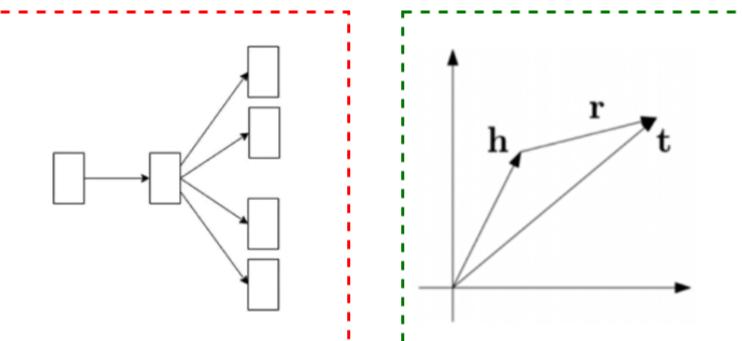


#### Text Model: Skip-Gram

$$z(w, v) = b - 0.5 \cdot \|\mathbf{w} - \mathbf{v}\|_{2}^{2}$$

$$\Pr(w|v) = \frac{\exp\{z(w,v)\}}{\sum_{\tilde{w}\in\mathcal{V}} \exp\{z(\tilde{w},v)\}}$$

$$\mathcal{L}_T = -\sum_{(w,v)} \log \Pr(w|v)$$



### 实体描述 关系三元组

联合表示学习

知识向量表示

#### **Knowledge Model: TransE**

$$z(h, r, t) = b - 0.5 \cdot ||\mathbf{h} + \mathbf{r} - \mathbf{t}||_2^2$$
$$\Pr(h|r, t) = \frac{\exp\{z(h, r, t)\}}{\sum_{\tilde{h} \in \mathcal{I}} \exp\{z(\tilde{h}, r, t)\}}$$

$$\mathcal{L}_K = -\sum_{(h,r,t)} \left[ \log \Pr(h|r,t) + \log \Pr(t|h,r) + \log \Pr(r|h,t) \right]$$

- 1. 第一部分是文本嵌入模型,采用Skip-Gram模型,距离公式采用的是两个单词之间的欧氏距离。
- 2. 第二部分是知识嵌入模型,采用transE模型。
- 3. 第三部分是对齐模型,利用文本描述对齐,确保实体,关系能够和文本中的单词在同一个语义空间中。

$$z(e, w) = b - 0.5 \cdot \|\mathbf{e} - \mathbf{w}\|_2^2$$

$$\Pr(w|e) = \frac{\exp\{z(e, w)\}}{\sum_{\tilde{w} \in \mathcal{V}} \exp\{z(e, \tilde{w})\}}$$

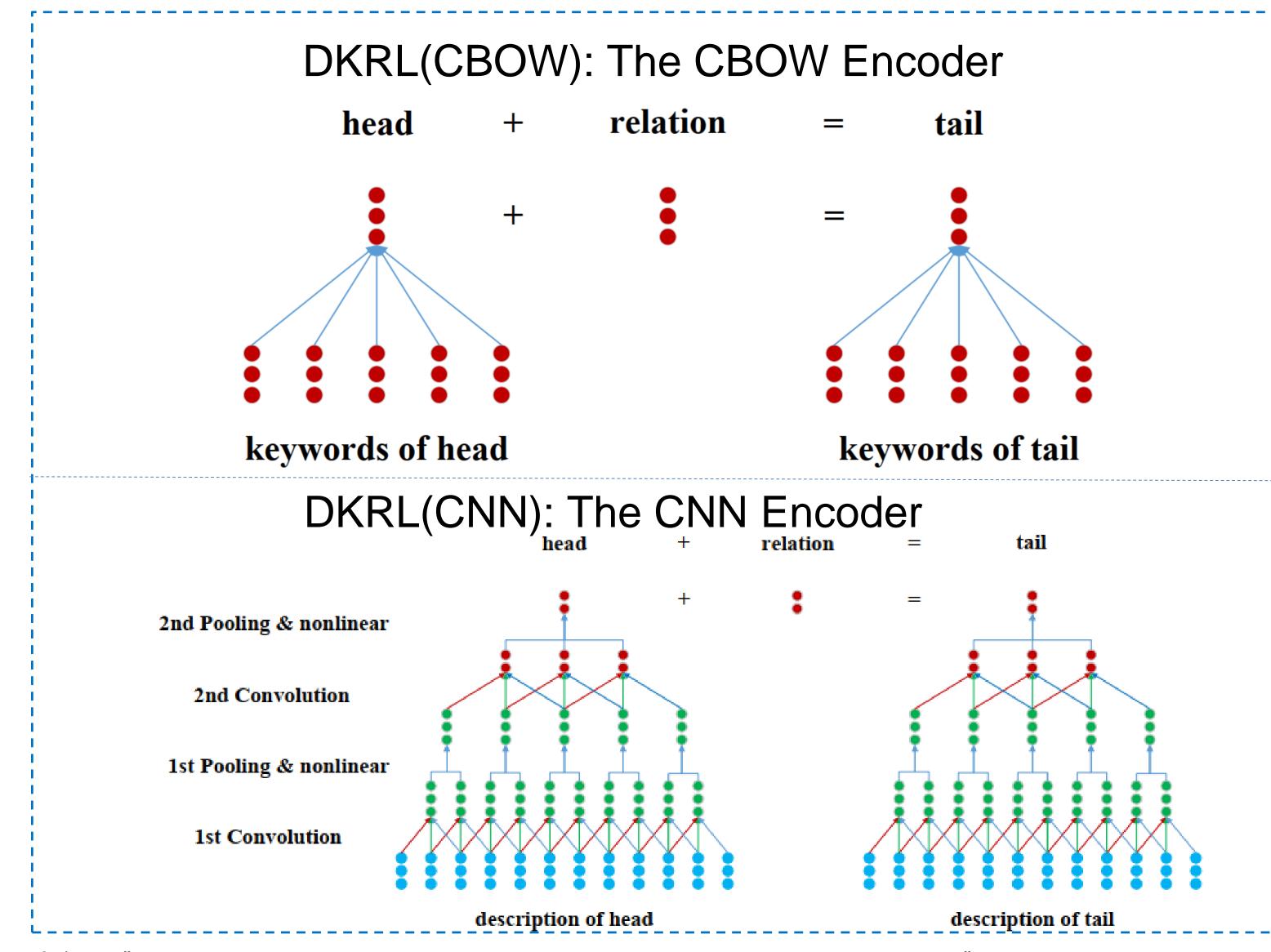
$$\Pr(e|w) = \frac{\exp\{z(e, w)\}}{\sum_{\tilde{e} \in \mathcal{E}} \exp\{z(\tilde{e}, w)\}}$$

$$\mathcal{L}_A = -\sum_{e \in \mathcal{E}} \sum_{w \in D_e} \left[ \log \Pr(w|e) + \log \Pr(e|w) \right]$$

$$\mathcal{L}\left(\{\mathbf{e}_i\}, \{\mathbf{r}_j\}, \{\mathbf{w}_l\}\right) = \mathcal{L}_K + \mathcal{L}_T + \mathcal{L}_A$$

论文: 《Aligning Knowledge and Text Embeddings by Entity Descriptions》





$$\begin{split} E_S = &||\ h_s + r + h_s\ || \\ E_{DD} = &||\ h_d + r - t_d\ || \\ E_{DS} = &||\ h_d + r - t_s\ || \\ E_{SD} = &||\ h_s + r - t_d\ || \\ E = E_S + E_D \\ &= E_S + E_{DD} + E_{DS} + E_{SD} \\ L = \sum_{(h,r,t) \in T} \sum_{(h',r',t') \in T'} \max(\gamma + d(h+r,t)) \\ &- d(h'+r',t'), 0), \\ T' = &\{(h',r,t)|h' \in E\} \cup \{(h,r,t')|t' \in E\} \\ &\cup \{(h,r',t)|r' \in R\} \end{split}$$

论文: 《Representation Learning of Knowledge Graphs with Entity Descriptions》



#### 需求目标:

- 1. 得到实体向量
- 2. 得到词向量
- 3. 词向量和实体向量之间可以计算相似度

input word: 王者荣耀

4. 实体向量和实体向量之前可以计算相似度

#### 词向量与实体 向量的相似度

entity and score:
李白 手游《王者荣耀》中的英雄角色 0.6871914871010902
李白 漫画《尸兄》中的角色 0.4868442647918333
李白 QQ游戏《英雄杀》卡牌 0.47989461648584353
李白 南宋徐钧所写诗歌 0.46257176254889987
李白 李荣浩演唱歌曲 0.4526289976719955
李白 撒贝宁妻子 0.4438043542986664
李白 唐代诗人 0.35362615078817616
李白 北京人艺经典话剧 0.34886872301725935
李白 中共党员,上海地下党联络员 0.2934343603235514

# 实体向量与实体向量的相似度

input entity: 小米 禾本科狗尾草属一年生草本entity and score: 苹果 蔷薇科苹果属植物 0.8354706297404012 苹果 伊朗1998年莎米拉·玛克玛尔巴夫执导电影 0.63257975713 苹果 韩国2008年康理贯执导电影 0.5702162436015609 苹果 安与骑兵演唱歌曲 0.5607941649198853 苹果公司 0.5381222371491942 苹果 网游《天堂梦》中人物 0.5211885607135783 苹果 2007年李玉执导电影 0.47746202503045454 苹果 动漫《男子高中生的日常》中角色 0.47035311617841247

Table 1: Mean Rank and HITS@10 of Knowledge Graph Completion (For Predicting Entity) on FB15K

FB15K	Mean Rank		HITS@10	
TransE	210	119	48.5	66.1
TransH	212	87	45.7	64.4
Jointly	167 <sup>1</sup>	39 ¹	51.7 1	77.3 <sup>1</sup>
DKRL(BOW)	200	113	44.3	57.6
DKRL(ALL)	181	91	49.6	67.4

input word: 将进酒 entity and score:

李白 唐代诗人 0.7954981104666751

李白 南宋徐钧所写诗歌 0.6594177266802413

李白 李荣浩演唱歌曲 0.5860849811810142

李白 手游《王者荣耀》中的英雄角色 0.5421541413927163

李白 北京人艺经典话剧 0.5303117604279298

李白 QQ游戏《英雄杀》卡牌 0.4655070254651763

李白 漫画《尸兄》中的角色 0.43050382437348667

李白 撒贝宁妻子 0.4236790438669058

李白 中共党员,上海地下党联络员 0.2748187908448527

input entity: 北京小米科技有限责任公司 entity and score:

苹果公司 0.79185107258104

苹果 安与骑兵演唱歌曲 0.6309651542813589

苹果 伊朗1998年莎米拉·玛克玛尔巴夫执导电影 0.5943178076

苹果 韩国2008年康理贯执导电影 0.5558840673715467

苹果 网游《天堂梦》中人物 0.533240821748632

苹果 薔薇科苹果属植物 0.4861939169898948

苹果 2007年李玉执导电影 0.45654442486800906

苹果 动漫《男子高中生的日常》中角色 0.3878173304782322

03

a) 实体链接

知识表示学习在小米的应用

算法应用

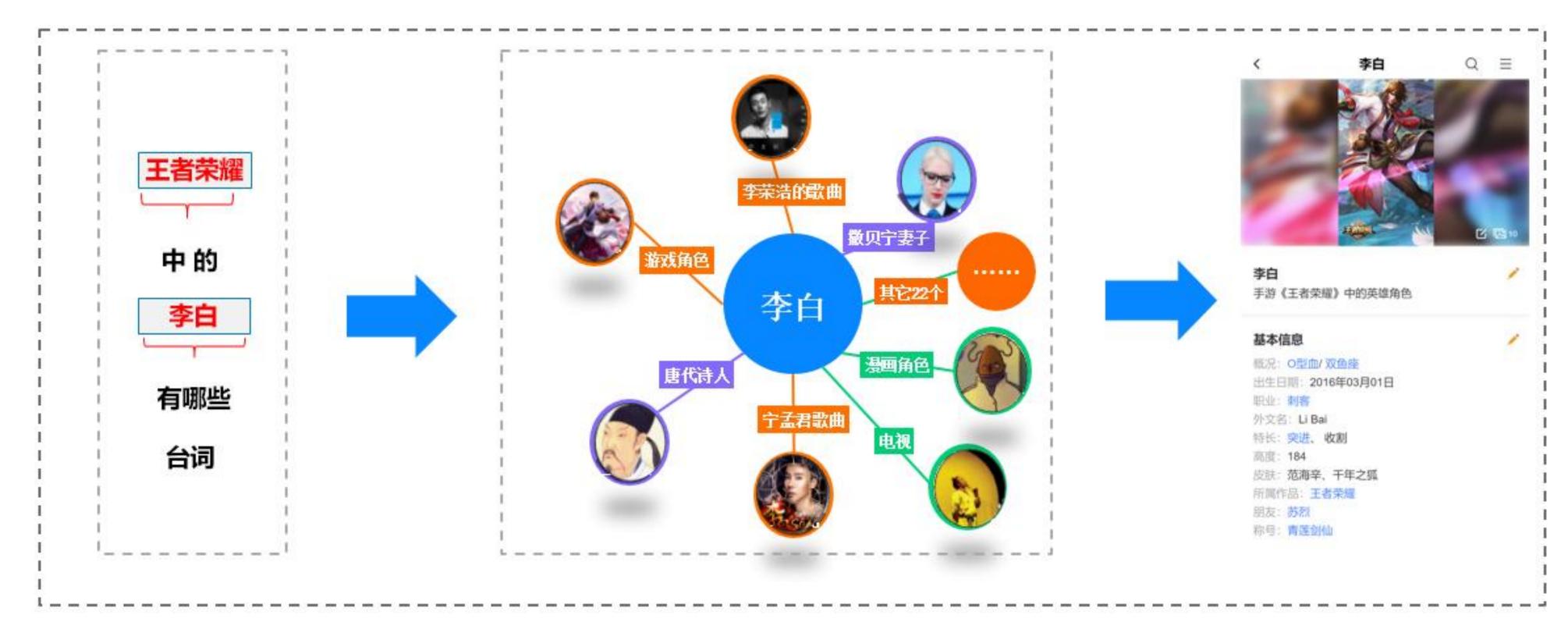
- b) 实体推荐
- c) 知识补全



实体链接,就是把文本中的实体指称链接到知识图谱对应的实体上的任务。

Knowledge Graph (知识图谱):一种语义网络,旨在描述客观世界的概念实体及其之间的关系。 Mention (提及、实体指称):自然文本中表达实体的语言片段。

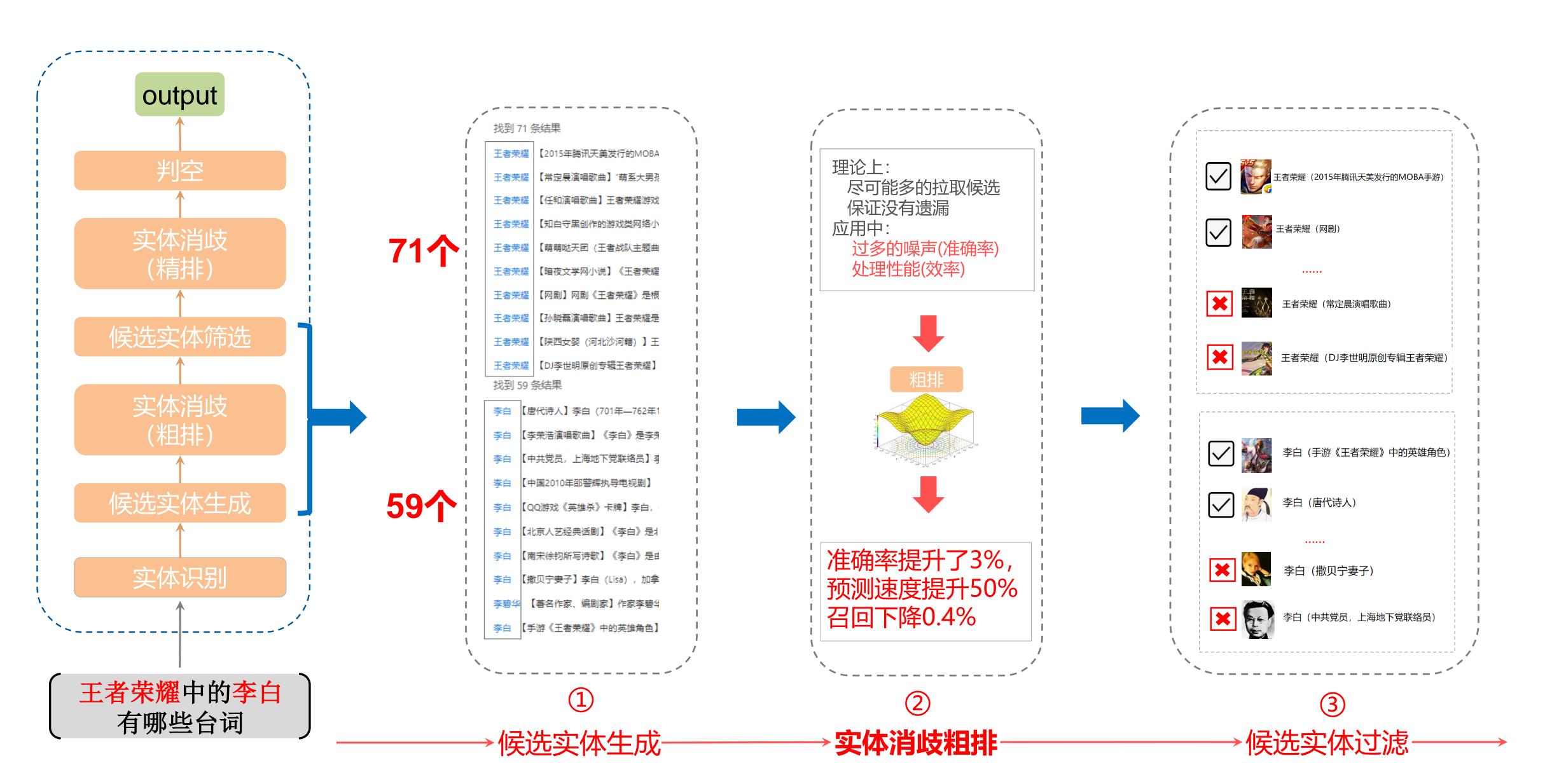
Entity (实体):实体是知识库的基本单元,也是文本中承载信息的重要语言单位,由多个三元组组成



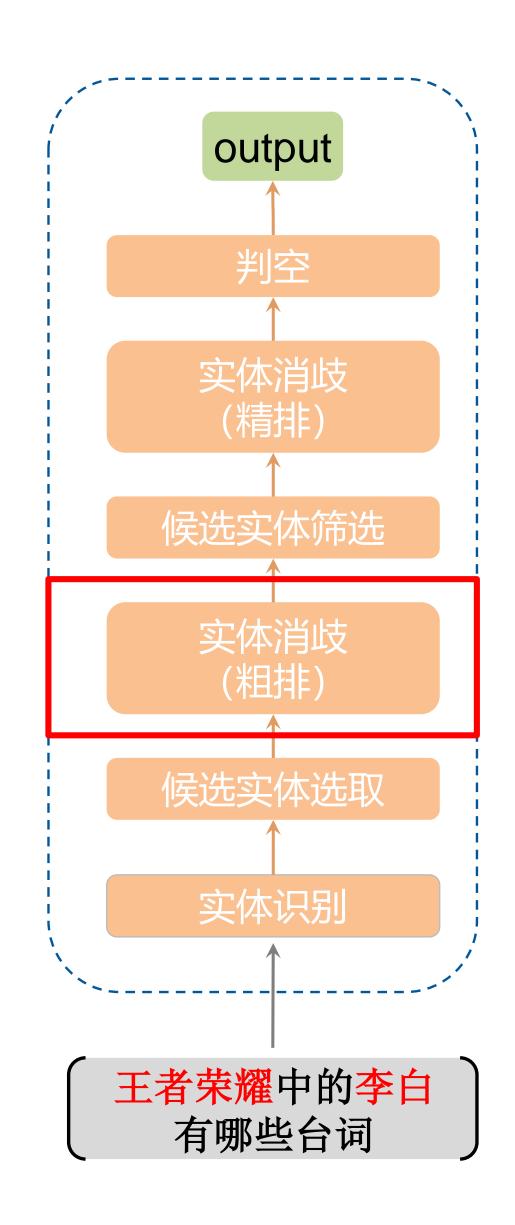
难点: Mention Variations: 同一entity有不同的mention。(<李白>:青莲居士、李太白)

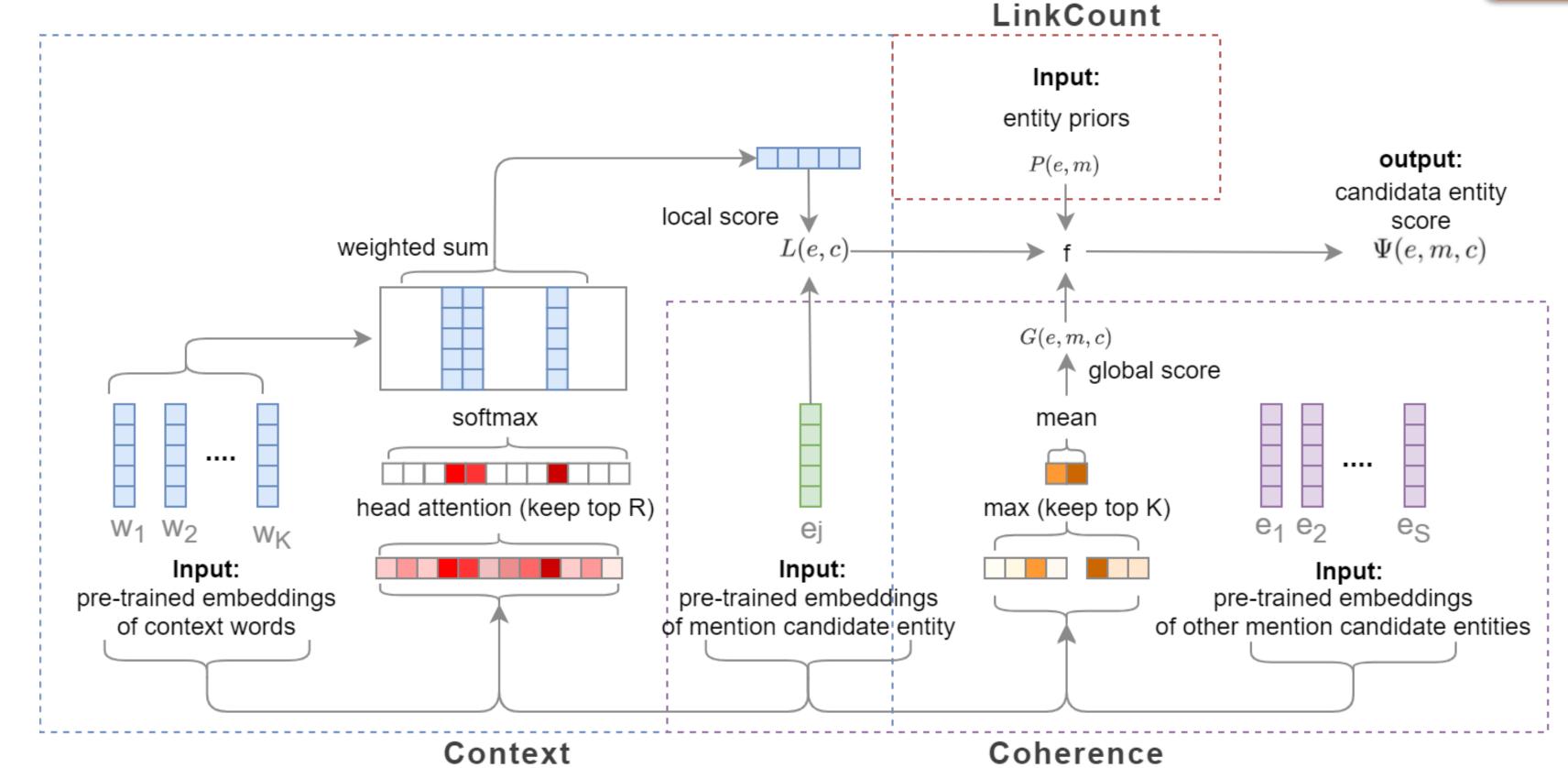
Entity Ambiguity:同一mention对应不同的entity。("李白":王者荣耀中李白的技能;李白和杜甫并称为什么?)











$$u(w) = e^{T} X_{w}$$

$$\bar{c} = \{ w \in c | u(w) \in \text{topR}(\mathbf{u}) \}$$

$$\beta(w) = \begin{cases} \frac{\exp[u(w)]}{\sum_{v \in \bar{c}} \exp[u(v)]}. & \text{if } w \in \bar{c} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$M_{K} = \{ \overline{m} \mid \overline{m} \in c \land \overline{m} \neq m \}$$

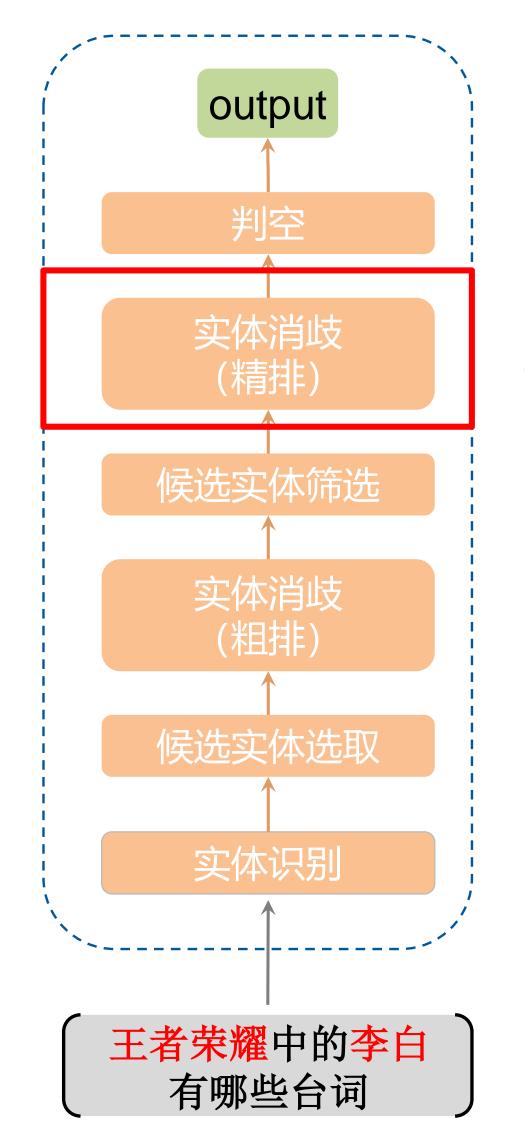
$$G(e, m, c) = \frac{\sum_{\overline{m} \in M_{K}} \max(e^{T} X_{e}^{\overline{m}})}{K}$$

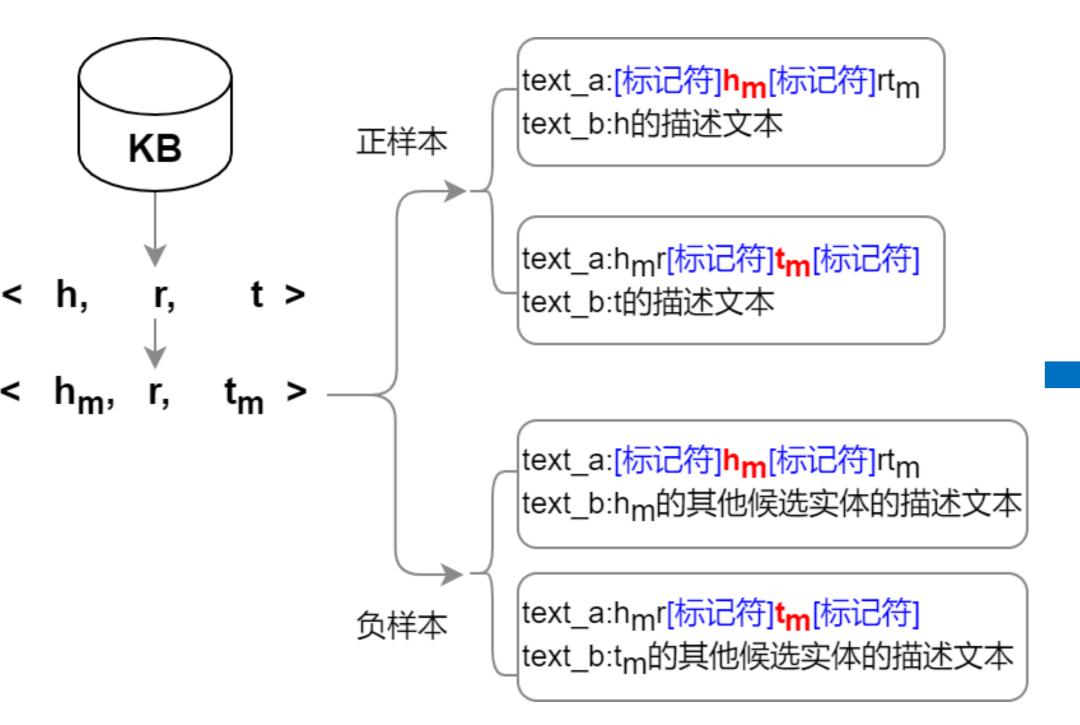
$$P(e, m) = \frac{\operatorname{count}_{m}(e)}{\sum_{e \in X_{e}} \operatorname{count}_{m}(e)}$$

 $L(e,c) = \sum_{w \in \overline{c}} eta(w) e^T X_w$ 

$$\Psi(e,m,c)=f(P(e,m),L(e,c),G(e,m,c))$$







### 二次训练:

第一次基于KB中的关系三元组训练 第二次基于标注的线上query训练

Dense G(e,m,c) B(e,c) P(e,m) L(e,c) Dense CLS BERT text\_a:王者荣耀中的[标记符]李白[标记符]有哪些台词 text\_b:类型:人物|描述:手游《王者荣耀》中的英雄角色...  $\mathbf{s}_{\tau} = f(h, r, t) = \operatorname{sigmoid}(CW^T)$  $\mathcal{L} = -\sum_{\tau} (y_{\tau} \log(s_{\tau 0}) + (1 - y_{\tau}) \log(s_{\tau 1}))$ 

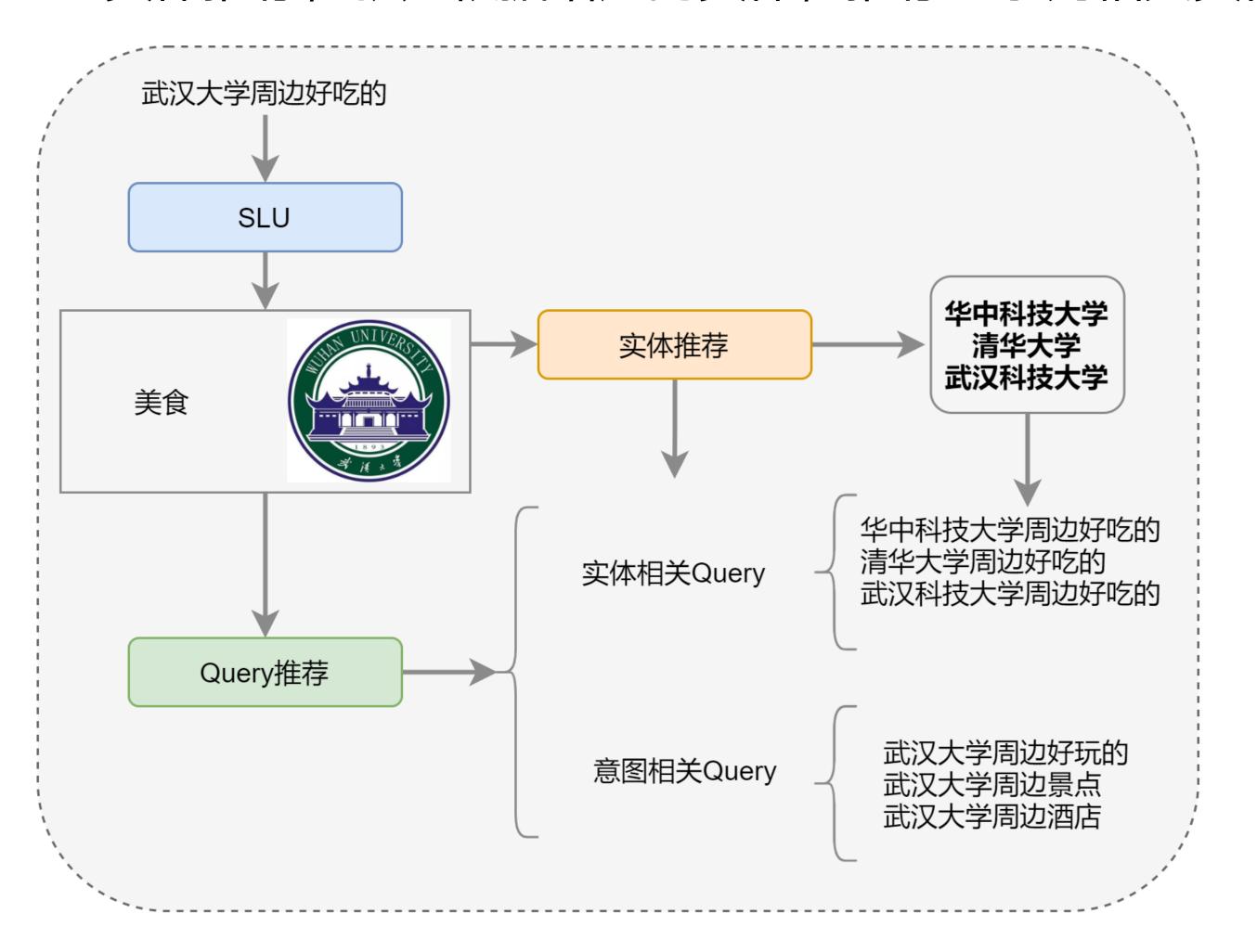
 $\tau \in \mathbb{D}^+ \cup \mathbb{D}^-$ 

实体的描述文本: 将所有三元组的"属性-属性值"或"关系-实体提及"都拼成一个字符串, 当作 该实体的文本描述。由于 type 字段,义项描述和摘要字段的信息更重要,描述文本中都按照 type、 义项描述、摘要和其他三元组的顺序进行拼接。

# 实体推荐中的应用



实体推荐,就是根据给定的实体,推荐一系列相关实体。



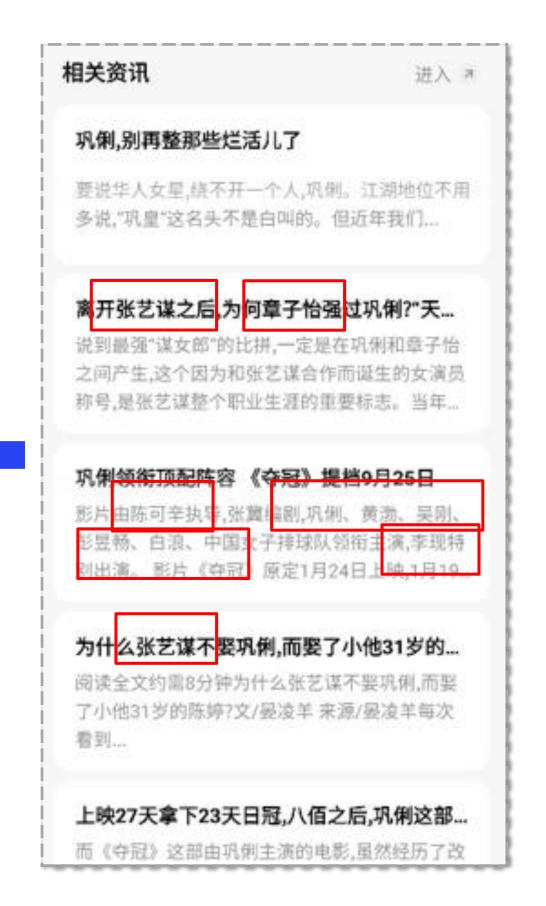


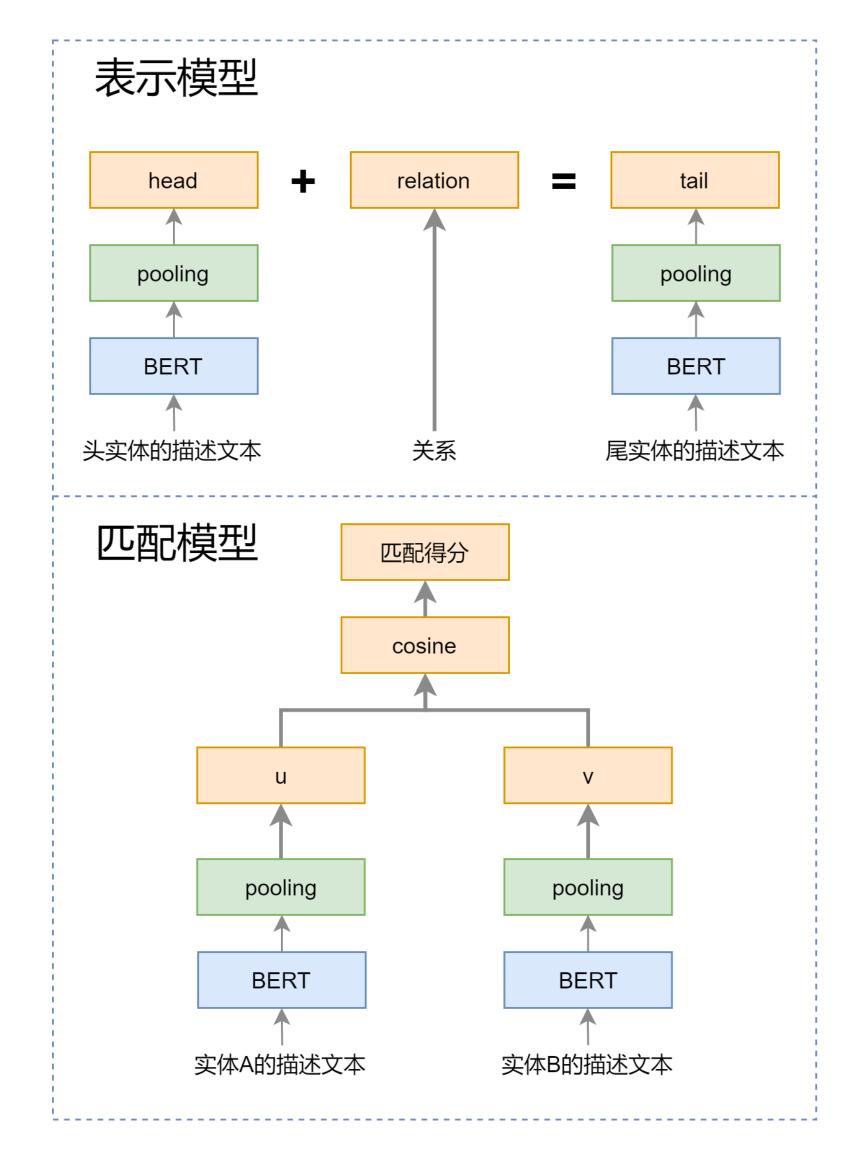
### 实体推荐中的应用

实体推荐冷启动问题: 如何寻找实体的相关实体?

方案:通过百科页面、关系三元组、经过实体链接处理的新闻中的共现实体对,经过类别过滤,作为正样本进行训练。







### 知识补全中的应用



知识图谱补全(Knowledge Graph Completion, KGC)目前主要被抽象成一个预测问题,即预测出三元组中缺失的部分。





目标任务:

补充缺失的信息

输入:

头实体、关系以及尾实体的mention

输出:

数据清洗

属性归一

知识库中对应的尾实体

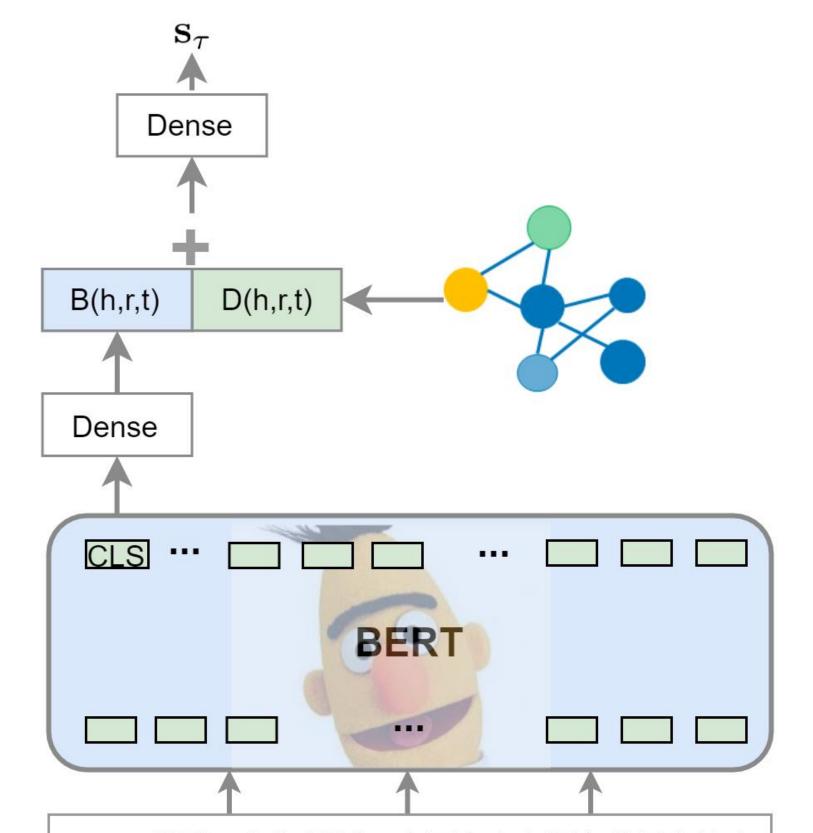
方案:

- 1. 利用scheme限定尾实体的类别
- 2. 通过tm筛选尾实体的候选实体数量
- 3. 基于三元组分类模型判断是否存在正确三元组
- 4. 排序后选择top1且预测正确的三元组

### 知识补全中的应用



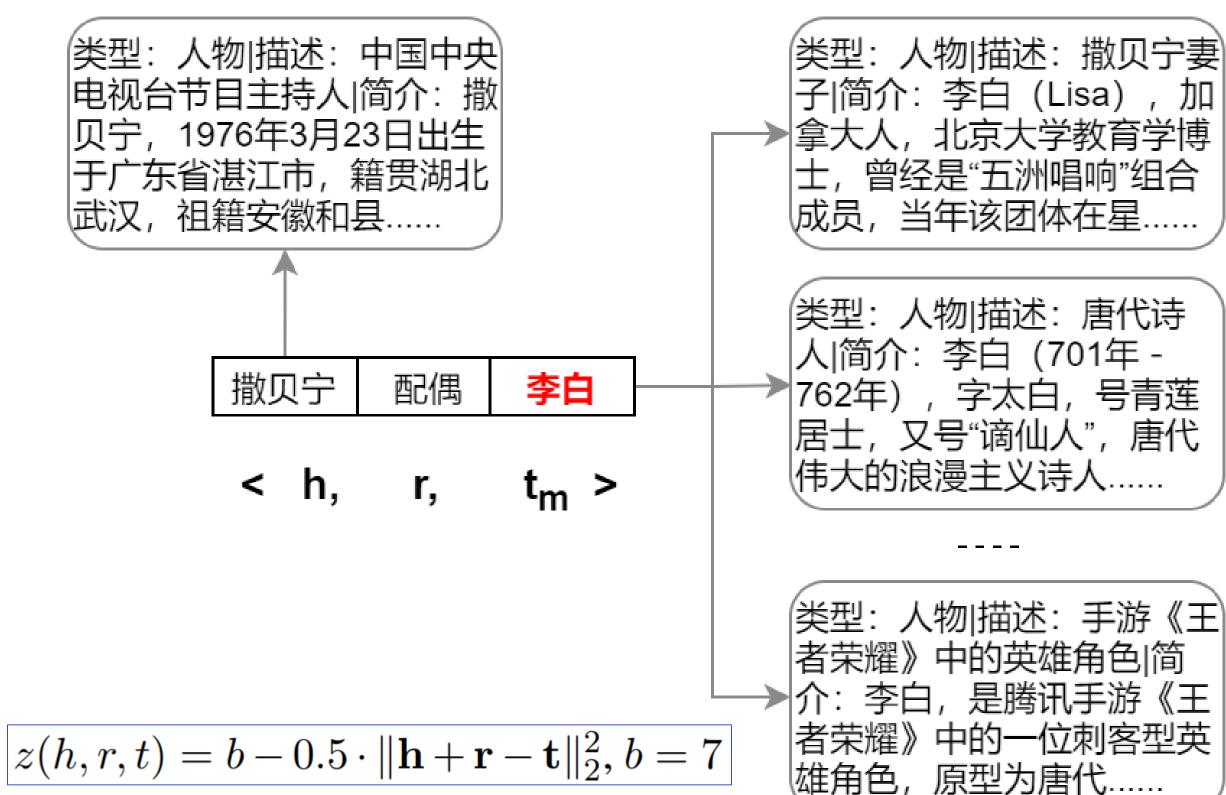




text\_a:类型:人物|描述:中国中央电视台节目主持人| 简介:撒贝宁,1976年3月23日出生于广东省湛江市, 籍贯湖北武汉,祖籍安徽和县....

text\_b:配偶

text\_c:类型:人物|描述:撒贝宁妻子|简介:李白(Lisa),加拿大人,北京大学教育学博士,曾经是"五洲唱响"组合成员,当年该团体在星.....



$$D(h,r,t) = rac{exp\{z(h,r,t)\}}{\sum_{ar{t}\in E_m}exp\{z(h,r,ar{t})\}}$$

$$\mathcal{L} = -\sum_{\tau \in \mathbb{D}^+ \cup \mathbb{D}^-} (y_\tau \log(s_{\tau 0}) + (1 - y_\tau) \log(s_{\tau 1}))$$

0.9
 0 0.2
 0 0 0.1

论文: 《KG-BERT: BERT for Knowledge Graph Completion》

总结与展望 总结

# 总结与展望



- 1. 简单介绍了知识表示学习在实体链接、实体推荐和知识补全中的应用
- 2. 和word2vec一样,通过知识表示学习得到的实体向量可以应用到很多场景中
- 3. 工业界实用最重要,很多场景下,对模型的复杂性很敏感,选择模型需要综合考量
- 4. 知识表示学习的探索之路还有很长,同志们加油!!!

### 参考文献



- 1. Wang Z, Zhang J, Feng J, et al. Knowledge graph and text jointly embedding[C] //Proceedings of the 2014 conference on empirical methods in natural language processing (EMNLP). 2014: 1591-1601.
- 2. Zhong H, Zhang J, Wang Z, et al. Aligning knowledge and text embeddings by entity descriptions[C]//Proceedings of the 2015 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. 2015: 267-272.
- 3. Xie R, Liu Z, Jia J, et al. Representation learning of knowledge graphs with entity descriptions[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2016, 30(1).
- 4. Xiao H, Huang M, Meng L, et al. SSP: semantic space projection for knowledge graph embedding with text descriptions[C]//Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2017, 31(1).
- 5. Reimers N, Gurevych I. Sentence-bert: Sentence embeddings using siamese bert-networks[J]. arXiv preprint arXiv:1908.10084, 2019.
- 6. Yao L, Mao C, Luo Y. KG-BERT: BERT for knowledge graph completion[J]. arXiv preprint arXiv:1909.03193, 2019.
- 7. 刘知远, 孙茂松, 林衍凯, 等. 知识表示学习研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2016, 53(2): 247.





# THANKS! 今天的分享就到这

