



辽宁工程技术大学

LIAONING TECHNICAL UNIVERSITY



ЛИАОНИНГ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ



联合图注意力网络和卷积神经网络的 链接预测方法

王星^{1*}, 王硕¹, 陈吉^{1*}, 侯磊²

¹辽宁工程技术大学

²清华大学



大纲

一、背景

二、相关工作

三、算法模型

四、实验

五、总结



背景

知识图谱是对现实世界信息的结构化表示，随着社会的发展和科技的进步，知识图谱作为人工智能领域的关键技术之一，被广泛的应用到个性化推荐、语义搜索和智能问答等各个方面。

知识图谱的数据来源广，构建过程艰难，使得知识图谱存在信息不全的问题，链接预测则是知识补全任务的一个重要方法。

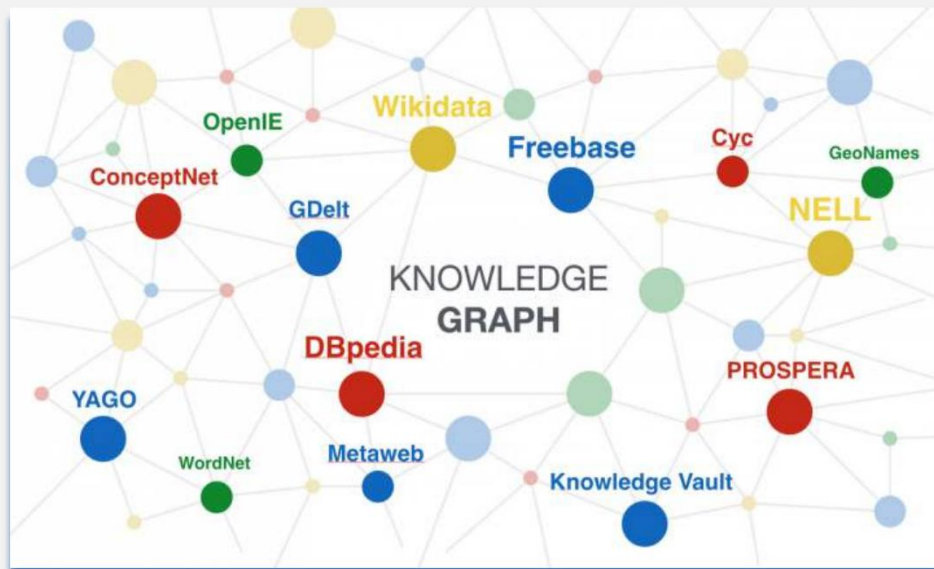


图1 知识图谱



大纲

一、背景

二、相关工作

三、算法模型

四、实验

五、总结



相关工作

由于知识图谱本身具有数据稀疏的问题，目前常用知识表示的方法来完成链接预测任务。

知识表示就是将知识图谱中的实体和关系映射到低维稠密的向量空间，表示为实值向量，便于计算实体和关系之间复杂的语义关联。

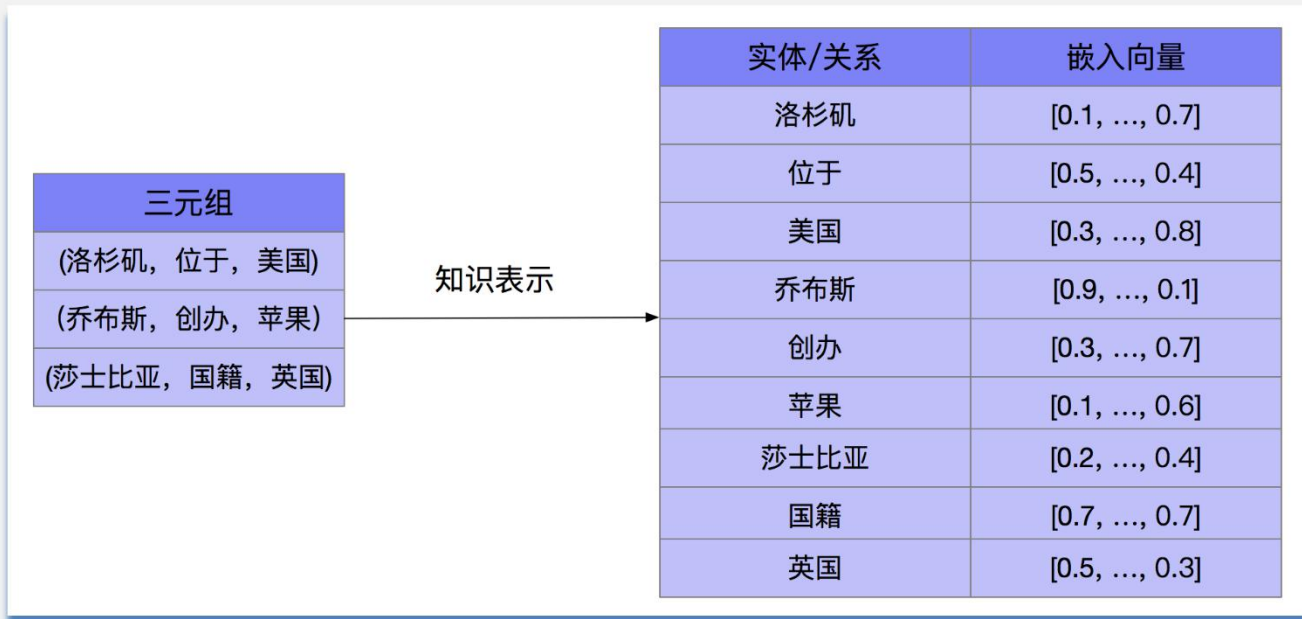


图2 知识表示



基于翻译的知识表示模型

用关系来显式地表示实体之间隐含的语义关联。

代表模型有 TransE 模型及其变体，如 TransH、TransR/CTransR、TransD、TransA 和 TransG 等。

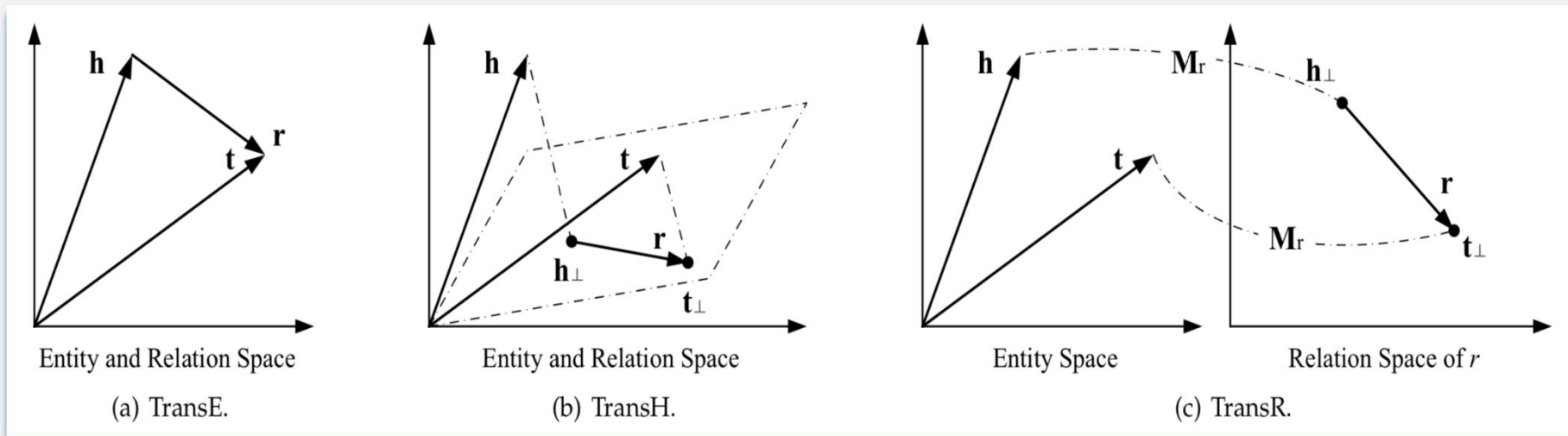


图3 TransE、TransH 和 TransR 模型



基于神经网络的知识表示模型

利用神经网络的优势，捕捉丰富的特征。

代表模型有 ConvE 模型、ConvKB 模型、CapsE 模型和 KBGAT 模型等。

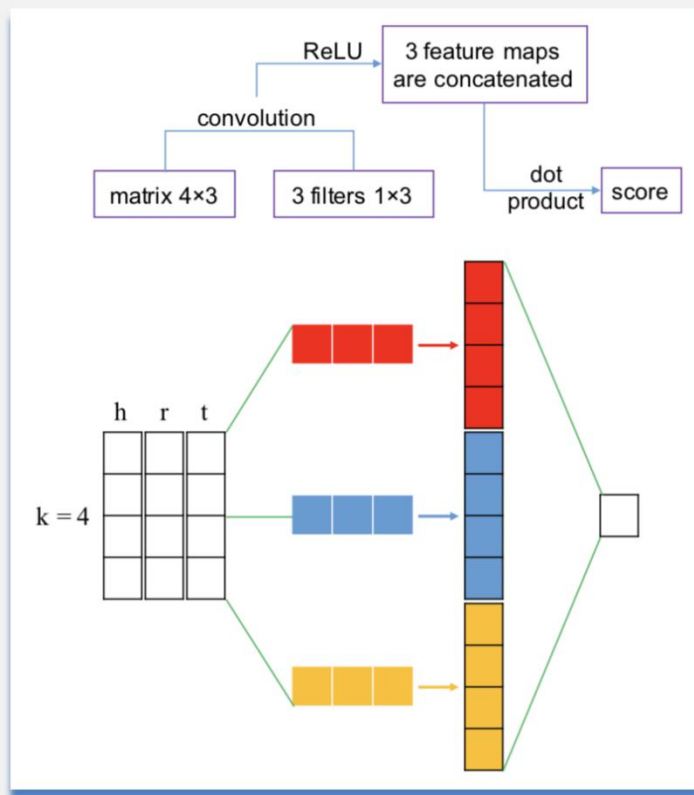


图4 ConvKB 模型结构图



其他知识表示模型

基于语义匹配的模型:

- RESCAL、DistMult 和 HOIE 等。
- SME、NTN 和 MLP 等。

融合附加信息的模型:

- 实体类型
- 关系路径
- 文本描述
- 逻辑规则等



主要工作

一种联合图注意力网络和卷积神经网络的链接预测模型ACL_P (Link Prediction Model by Jointly Graph Attention Networks and Convolutional Neural Networks)

- 使用带有影响力因子的图注意力网络 (IGAT) 作为编码器，学习知识图谱中的知识表示。
- 使用多尺度卷积神经网络 (MsCNN) 作为解码器，从多个角度捕捉三元组深层特征。
- 在经典数据集 WN18RR 和 FB15k-237 上分别进行链接预测实验。



大纲

一、背景

二、相关工作

三、算法模型

四、实验

五、总结

模型采用编码-解码结构。

以带有影响力因子的图注意力网络作为编码器，学习实体和关系的向量表示。

以多尺度卷积神经网络作为解码器，捕捉三元组内部的潜在特征。

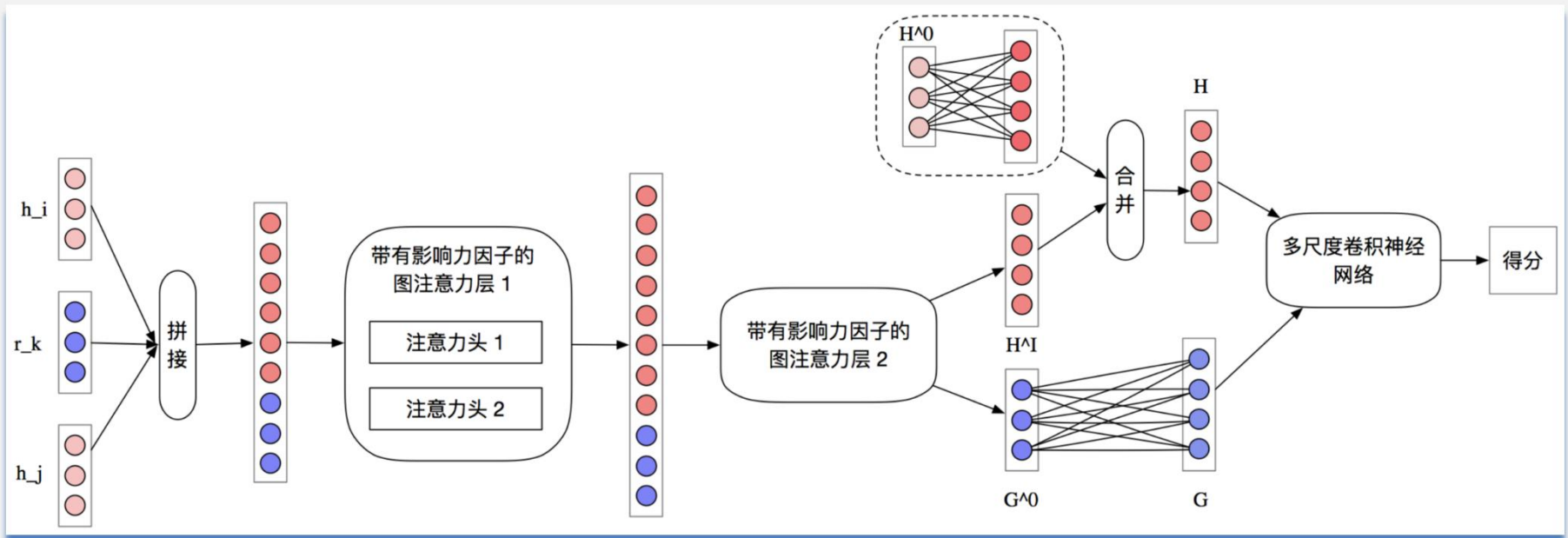


图5 整体模型结构图



带有影响力因子的图注意力网络IGAT

1、考虑边的重要性，在注意力计算过程中加入关系向量。

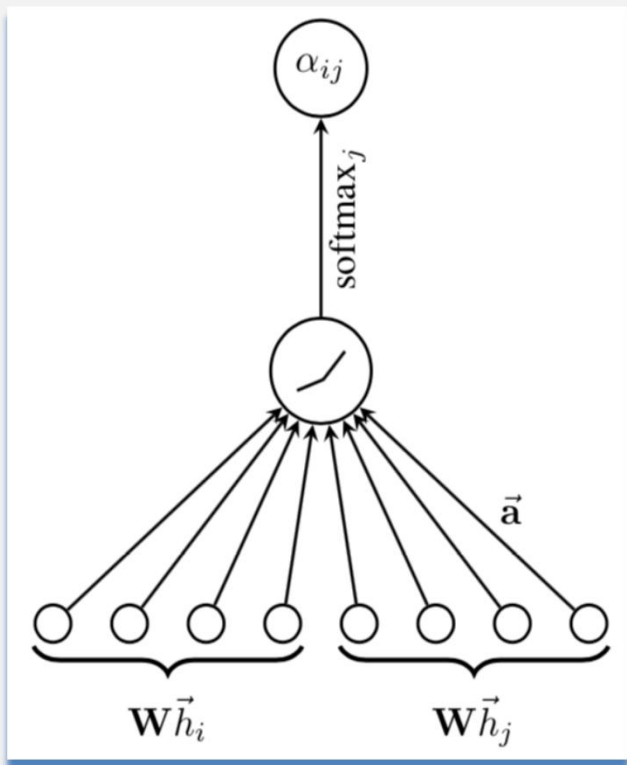


图6 GATs 注意力计算过程

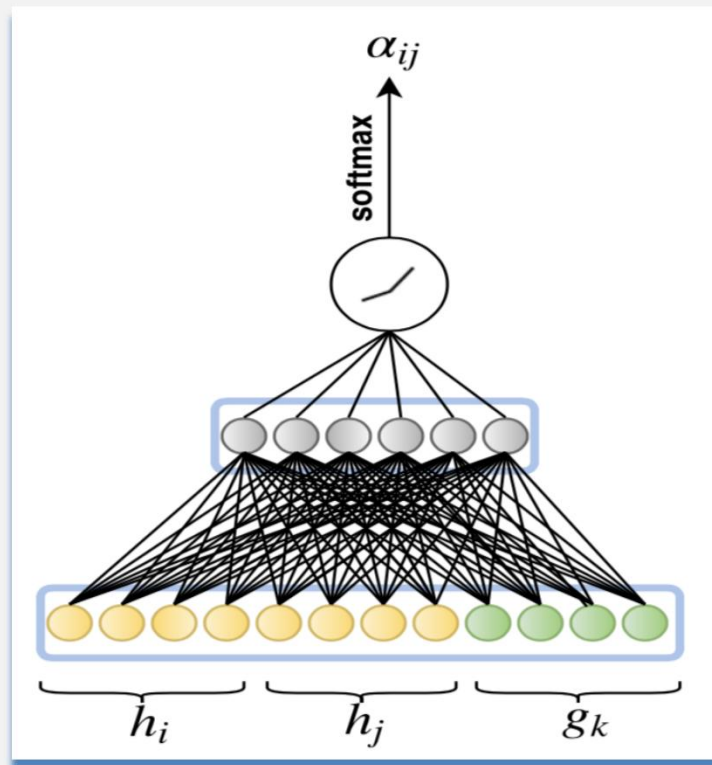


图7 KBGAT 注意力计算过程



带有影响力因子的图注意力网络IGAT

2、提出一种基于距离的假设，对于给定实体，邻居三元组对于中心实体的影响力随着距离的增加而减弱。

$$\theta_{i,d} = \theta_0 e^{\beta \left(-\frac{x_0}{x_d}\right)} \quad (1)$$

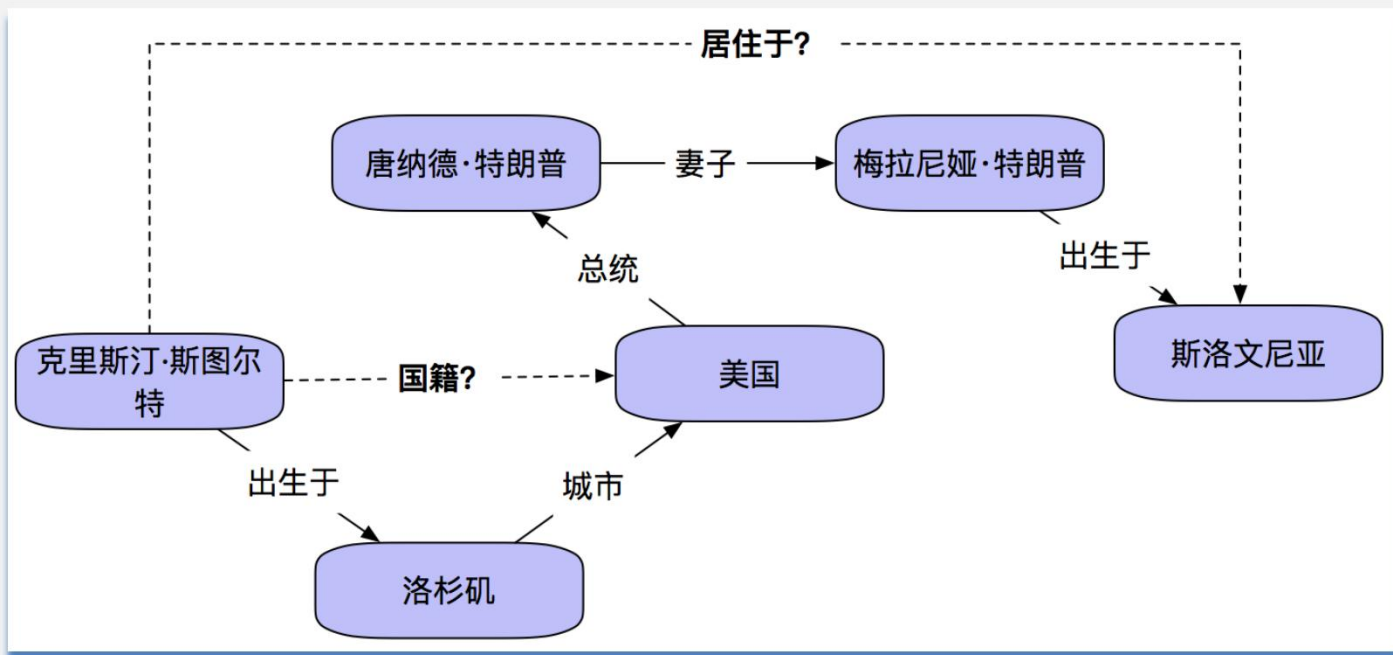


图8 一个知识图谱子图



计算方法

定义：对于给定的中心结点，若某一结点为中心结点的 x 跳邻居，则该邻居结点对于中心结点的影响力为 μ_x ，计算公式如下：

$$\mu_x = \mu_0 * \theta^{x-1} \quad (2)$$

因此，加入影响力因子的注意力计算方法如下：

$$t_{ijk} = W[h_i || h_j || r_k] \quad (3)$$

$$b_{ijk} = \text{LeakyReLU}(t_{ijk}) \quad (4)$$

$$a_{ijk} = \text{softmax}_{jk}(\mu_{ijk} b_{ijk}) \quad (5)$$



计算方法

为了考虑初始实体向量和关系向量的影响，使用以下公式计算得到最终的向量表示：

$$H = \frac{1}{2} \{ (H^0 W_2 + H) + (H^0 W_3 \odot H) \} \quad (6)$$

$$G = G^0 W_4 \quad (7)$$

损失函数如下：

$$L = \sum_{(h,r,t) \in S} \sum_{(h',r,t') \in S'} [\text{margin} + d(h+r, t) - d(h'+r, t')]_+ \quad (8)$$

$$d(h+r, t) = \|h+r-t\|_{L_1/L_2} \quad (9)$$



多尺度卷积神经网络MsCNN

为了在更大的背景下获得更多的交互特征，使用多尺度卷积神经网络为三元组计算得分。

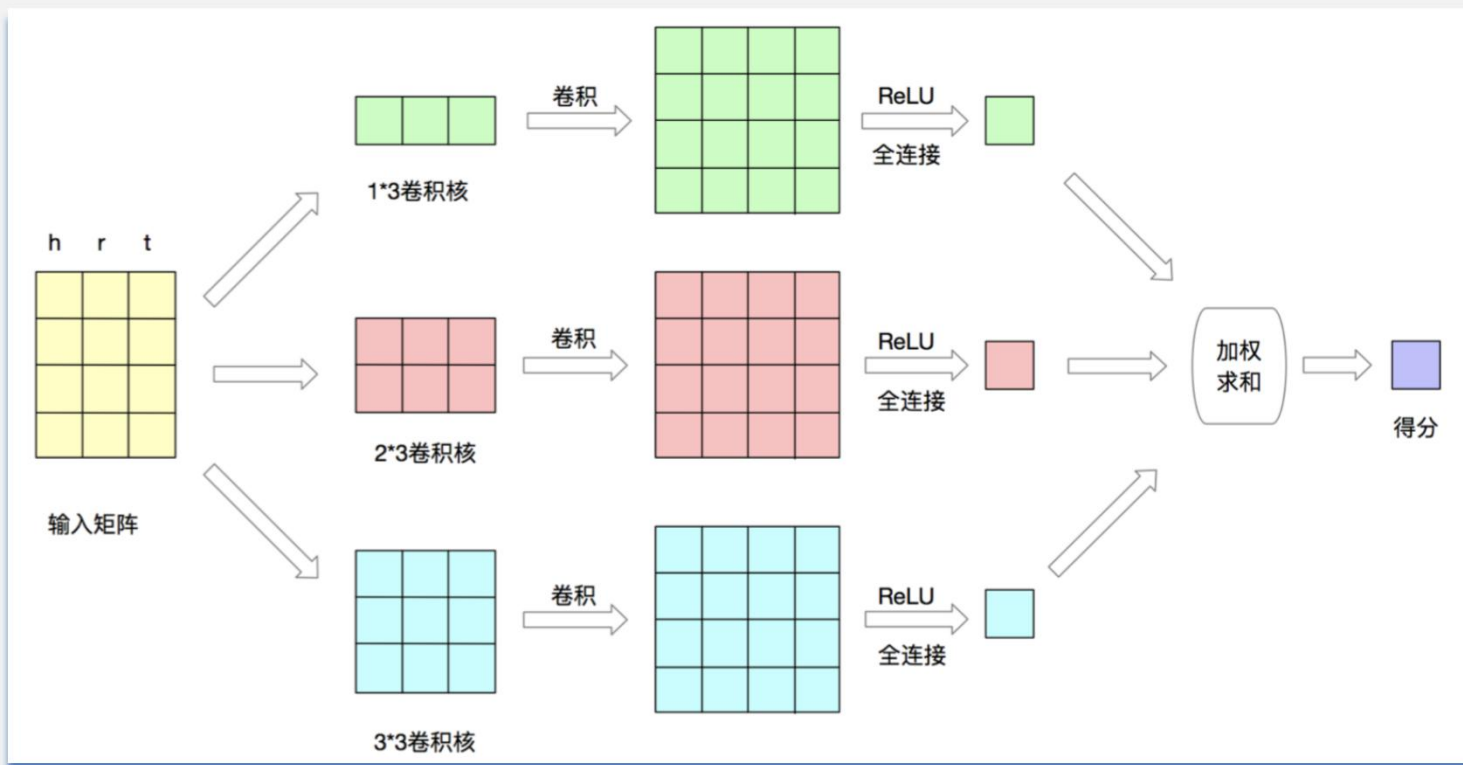


图8 一个知识图谱子图



多尺度卷积神经网络MsCNN

打分函数如下:

$$f(h, r, t) = \frac{1}{\sqrt{M \times N}} \|\sigma([h, r, t] * w)\| \quad (10)$$

损失函数如下:

$$L = \sum_{(h,r,t) \in \{S \cup S'\}} \lg(1 + e^{|I_{(h,r,t)} \cdot f(h,r,t)|}) \quad (11)$$

其中,

$$I_{(h,r,t)} = \begin{cases} 1, & (h, r, t) \in S \\ -1, & (h, r, t) \in S' \end{cases} \quad (12)$$



大纲

一、背景

二、相关工作

三、算法模型

四、实验

五、总结



实验任务

- 数据集: **WN18RR** 和 **FB15k-237**。
- 训练任务: 链接预测, 即已知头实体和关系的情况下预测尾实体, 或者已知关系和尾实体的情况下预测头实体。
- 评价指标: 平均排名 **MR**、平均排名倒数 **MRR** 以及正确三元组排在前 **N** 的百分比 **Hits@N**。

表1 数据集统计数据

DataSet	Entity	Relation	Train set	Valid set	Test set
WN18RR	40,943	11	86,835	3034	3134
FB15k-237	14,541	237	272,115	17,535	20,466



实验结果

表2 在WN18RR数据集上的实验结果

Method	MR	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
TransE ^[12]	3384	0.226	--	--	50.1
ConvE ^[20]	5277	0.46	<u>39</u>	43	48
ConvKB ^[21]	<u>2554</u>	0.248	--	--	<u>52.5</u>
DistMult ^[29]	--	0.43	<u>39</u>	44	49
ComplEx ^[31]	--	0.44	41	<u>46</u>	51
R-GCN ^[24]	--	--	--	--	--
ACLP	1665	<u>0.443</u>	36.3	49.0	58.0

说明：由于ConvE、DistMult和ComplEx的实验结果取自文献[20]，故MRR和Hits@N指标上只保留两位有效数字。

表3 在FB15k-237数据集上的实验结果

Method	MR	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
TransE ^[12]	347	0.294	--	--	46.5
ConvE ^[20]	<u>246</u>	0.316	<u>23.9</u>	<u>35.0</u>	49.1
ConvKB ^[21]	257	<u>0.396</u>	--	--	<u>51.7</u>
DistMult ^[29]	--	0.241	15.5	26.3	41.9
ComplEx ^[31]	--	0.247	15.8	27.5	42.8
R-GCN ^[24]	--	0.248	15.3	25.8	41.7
ACLP	171	0.461	38.5	49.1	61.2



消融实验

ACL-P-M: 采用简单的单尺度卷积神经网络代替原模型中的多尺度卷积神经网络。

ACL-P-I: 采用无影响力因子的图注意力网络与多尺度卷积神经网络组合。

表4 在 FB15k-237 数据集上的消融实验结果

Method	MR	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
ACL-P-M	206	0.446	37.3	47.2	59.1
ACL-P-I	198	0.414	30.7	47.1	60.5
ACL-P	171	0.461	38.5	49.1	61.2



大纲

一、背景

二、相关工作

三、算法模型

四、实验

五、总结



结论

本文联合带有影响力因子的图注意力网络和多尺度卷积神经网络，提出了一种新的知识图谱链接预测方法。

以带有影响力因子的图注意力网络作为编码器，通过为不同距离的关系路径赋予不同的影响力，优化实体和关系的向量编码过程，使得嵌入向量有重点的聚合更有价值的信息。

以多尺度卷积神经网络作为解码器，从多个角度捕捉三元组的潜在特征，深入挖掘隐藏信息。



未来工作

考虑从强化学习角度对模型进行优化，提高模型对简单关系数据预测的准确度，增强模型在多个评价指标上的表现。

考虑三元组本身的置信度和不同关系路径的可靠性，增强模型的可解释性，使得模型在多跳关系推理任务上能有更好的表现，为语义搜索、智能问答等相关应用提供辅助作用。



感谢聆听，
请您批评指正！