基于多信息聚合的知识图谱实体对齐网络

胡文轩1) 马宗民1, 3) 屠要峰2) 周祥生2)

1)(南京航空航天大学 计算机科学与技术/人工智能学院, 南京 211106)

2)(中兴通讯股份有限公司, 南京 210000)

3)(软件新技术与产业化协同创新中心, 南京 210000)

摘 要 当前社会数据信息不断增多，知识图谱的规模也随之越来越大。如何构建大规模知识图谱成为目前知识图谱发展的一大瓶颈。随着研究的扩展，知识融合成为构建大规模知识图谱的重要方法。知识融合通过将多个知识图谱进行融合，得到更大规模的知识图谱。目前知识融合方法的研究集中于实体对齐方面，即将不同知识图谱中指向同一现实世界事物的实体进行对齐操作，实现知识融合。由于传统的基于文本相似度的实体对齐方法存在处理大规模图谱数据的能力不足、对齐效果差等问题，因此近年的实体对齐方法研究主要集中于基于实体表示学习的实体对齐方法上。其中，图卷积神经网络由于它的强大的识别节点同构子图能力而得到广泛的关注。在真实世界中，知识图谱之间待对齐的实体往往具有非同构的邻接结构。这就很容易导致这类方法在学习训练过程中会得到错误的实体表示；此外大多数的实体表示学习方法在学习过程中经常忽略了实体的语义信息和关系信息，导致实体表示中实体特征信息不足。针对这些问题，我们提出了一个新的知识图谱实体对齐框架——MGN，目标是通过使用多模型同时对实体进行表示学习，将实体的结构信息、关系信息、语义信息分别进行捕获，然后通过多门控机制将信息进行聚合得到用于实体对齐的实体表示，避免了实体表示存在特征信息不足的问题。通过在三个现实世界的跨语言实体集上进行的实验和分析，我们的MGN相较于目前研究方法有着更好的表现。具体而言，相较于近期新提出的RDGCN模型，我们的方法在hit@1和hit@10指标上最高能够提升约1.68%，1.58%。

关键词 图神经网络; 知识图谱; 实体对齐; 知识融合; 实体表示学习

**Knowledge Graph Entity Alignment Networks with Multi-information Aggregation**

Hu Wenxuan1) Ma Zongmin1, 3) Tu Yaofeng2) Zhou Xiangsheng2)

1)(College of Computer Science and Technology/Artificial Intelligence, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106)

2)(ZTE Corporation, Nanjing 210000)

3)(Collaborative Innovation Center of Novel Software Technology and Industrialization, Nanjing 210000)

**Abstract** With the rapid advancement of informatization in modern society，the scale of knowledge graphs (KGs) also grows accordingly. How to build a large-scale knowledge graph is a major bottleneck in the development of knowledge graph at present. With the expansion of the research, knowledge fusion has become a vital method of building large-scale knowledge graphs. By fusing many smaller knowledge graphs, knowledge fusion can produce a larger knowledge graph. Nowadays, the researches on knowledge fusion focus on entity alignment, which aims to align the same entities in different knowledge graphs. Traditional entity alignment methods rely on calculating the text similarity of entities, which still face a problem on dealing large-scale knowledge graphs and have poor performance on entity alignment. Embedding-based methods have currently become the hit of the entity alignment, among which Graph Convolutional Networks (GCNs) is receiving widespread attention because of its powerful capability of identifying isomorphic structures. Note that the aligned entities in real-world knowledge graphs always have non-isomorphic neighborhood structures, which may cause the GCN-based method generating different representations for them. In addition, most embedding-based entity alignment methods ignore the relation information and semantic information of entities, which can cause the inferior performance because of the lack of necessary information. In this paper, we propose a novel KG alignment framework named MGN, which aims at capturing the structural information, relation information, semantic information by using multiple models to learn the representations of entities at the same time. Our method can make up for the lacking of feature information. The experiments on three real-world cross-lingual datasets demonstrate that the MGN can get better result over the state-of-the-art alignment methods. Specifically, compared with the RDGCN which is recently advanced, our method increased by about 1.5% on hit@1 and 2.5% on hit@10.

**Key words** Graph Neural Networks; Knowledge Graph; Entity Alignment; Knowledge fusion; Entity representation learning

# 引言

随着目前知识图谱的规模不断扩大，形式不断丰富，知识图谱的应用领域也迅速增多，构建大规模知识图谱的必要性因而日益突出。通过将多个知识图谱进行融合是构建大规模知识图谱的有效方法，在实现知识融合的方法中，实体对齐是目前研究的热门[22]。实体对齐通过将不同知识图谱之中反映同一个真实世界的实体进行对齐连接，实现不同知识图谱之间的融合。然而由于真实世界的知识图谱通常是不完整的，并且通常是具有不同的结构形式的，因此就导致两个图谱中的实体通常具有不同的表示形式和不同的邻接结构，这使得实体对齐变得越发困难[10]。

近段时间，基于知识图谱实体表示学习的对齐方法已成为实体对齐的主要研究方向[22]。在这其中，图卷积神经网络（Graph Convolution Network）[1]由于呈现出对图结构数据学习向量表示的强大能力，从而成为越来越多实体对齐方法的依赖[26]。基于GCN模型的实体对齐方法依赖于一个重要的假设——不同图谱中两个对齐的实体有着相似的邻居结构，因此GCN将会为对齐的实体学习到相似的表示[10]。然而实际上，在真实世界中不同知识图谱的通常结构是不同的，因此对齐实体的邻居结构很可能也是不同的。以图1中的情况为例：图中显示了两个来自于中英文图谱的等价实体(江苏省和Jiangsu Province)，这两个实体都指向现实世界的同一事物，中国的省份之一：江苏省。从图中我们可以看到，两个实体存在于不同的图谱之中，它们的邻接节点的数量和邻接结构并不相同。并且在针对常用于实体对齐方法测试的DBP15K数据集的统计结果中，我们也能发现绝大多数的跨图谱对齐实体对是具有不相似邻居结构的。比如在DBP15K中英文对照数据集中，约有87%的对齐实体对具有异构的邻接结构[2]。而不同的邻居结构就很容易使GCN将本应对齐的两个实体学习到不同的表示，从而导致实体对齐过程中出现错误。

此外，在基于GCN的实体对齐方法中，GCN模型将知识图谱看作为无向图和无标签图进行处理，这就导致了GCN会忽略实体之间存在的关系信息[3]。针对这一问题，近期的研究中提出了改进模型RDGCN[3]。在RDGCN中，根据知识图谱原有的实体节点图，把关系作为图的节点来构造新的关系对偶图。利用关系对偶图与原有的实体节点图进行交互，使得节点的表示中融入足够的关系信息。然而RDGCN虽然弥补了实体表示的关系信息不足，但是在捕获节点的邻接结构信息方面仍存在一定的提高空间。

针对目前实体对齐方法存在的实体表示特征信息不足的问题，为了获得更加精准的实体表示，我们提出了MGN (Multi-information aggregation Graph neural Networks)——一个用于知识图谱对齐的图神经网络。MGN通过使用多种不同的图卷积神经网络模型，对实体的关系信息、邻接结构信息、远距离结构信息、实体语义等信息进行捕获和融合，丰富实体表示中所包含的特征信息。具体而言，首先根据实体的语义，使用glove.840B.300d得到实体的初始特征表示，获得初始化输入后通过使用RDGCN模型，针对知识图谱的关系信息进行实体的表示学习，得到含有关系信息的实体表示；通过GCN模型使用实体节点的一阶邻居进行实体向量学习，得到含有节点的邻居结构信息的向量表示，同时为了扩大实体的邻接结构的考虑范围，缓解知识图谱的异构问题，我们使用了GAT(Graph Attention Network)[4]模型对节点的二阶邻居节点进行利用，得到含有远距离邻居结构信息的实体表示。在得到多个含有不同特征信息的实体表示后，首先使用Res gate门控对节点的结构信息进行整合，然后再将结构信息实体表示与关系信息实体表示通过highway门控整合成最终的实体表示。我们在三个真实数据集上验证MGN的有效性，实验结果显示，MGN有着更好的表现。

本文的贡献总结如下：提出了一种新的基于GCN的多特征信息聚合的实体对齐网络；提出一种新的门控机制用于多模型实体表示的整合；最后我们在三个真实图谱数据集上针对实体对齐任务进行实验，并且在hit@1、hit@10指标上相较于baseline均有明显的提升。

本文将在第二节介绍相关背景知识和算法模型以及目前基于表示学习的实体对齐方法存在的明显不足；第三节详细介绍了MGN的针对的问题、整体框架和具体构建方法；第四节介绍实验设置和实验结果分析；最后在第五节中进行总结和未来工作的展望。



图1 显示了不同邻接结构的对齐实体的实例。图中可以看到，虽然两个图谱中的中心实体指向同一真实世界事物，但是在跨语言图谱中的两个中心节点实体的邻接结构是不同的。

# 相关理论与方法

## 图神经网络

图卷积神经网络在近期已被用于处理众多自然语言处理任务，比如语义标注、机器翻译等。GCN通过递归整合实体的邻居节点的特征表示，学习得到中心实体节点的向量表示[1]。目前的研究针对GCN进行了众多的改进，如GAT、RDGCN等。这些改进方法通过使用不同的邻接节点整合方式，进一步提升了对图结构数据的表示学习的能力。目前常用于在实体对齐中生成实体表示的图神经网络模型通常有GCN、GAT等模型

### 2.1.1 图卷积神经网络GCN

作为大部分图卷积神经网络算法的基础，图卷积神经网络(GCN)首先通过构造图的拉普拉斯矩阵，然后使用拉普拉斯矩阵的谱分解和傅里叶变换实现对图数据中节点的卷积操作，最终得到图节点的特征表示用于下游任务。GCN中节点在第层的隐藏表示的计算公式是：

(1)

其中表示节点的一阶邻接节点集;表示第层GCN的可训练权重矩阵；表示的是激活函数；表示的是上一层得到的实体特征表示。

我们可以看到，由于不断递归整合邻居节点的表示从而得到中心节点的向量表示，GCN捕获邻居结构信息的能力因此十分强大。在处理实体分类任务时[1]，依赖于其识别同构子图的能力，GCN的表现十分出色。然而当GCN运用到实体对齐任务时，由于异构问题的普遍存在，GCN识别同构子图的能力反而会容易导致错误的学习，从而影响实体对齐的效果[1][10]。即使如此，GCN捕获邻居结构信息的强大能力不能因此而被忽视。

### 2.1.2 图注意力网络GAT

针对GCN无法处理迁移式任务，且无法为邻接节点根据重要性赋予权重的不足，GAT通过引入了注意力机制做出了相应的改进[4]。GAT可以为不同节点分配不同权重，使得GAT既可以在应对迁移学习问题时有较好的表现，同时在传统的归纳学习中也能保持优秀的学习能力。在GAT中，注意力系数计算公式是：

(2)

(3)

系数表示的是节点的邻接节点对它的重要程度。表示的是注意力机制。进一步细化公式，得到：

(4)

其中表示拼接操作；表示注意力机制的参数化向量；表示节点的邻接节点集。最终节点的特征表示为：

(5)

GAT通过对邻居节点赋予权重，按照邻居节点的重要程度进行结构信息的捕获，因此GAT在学习捕获结构信息的效率上就有较大提升[4]。然而与GCN类似，GAT在用于图分类任务时得到的结果表现良好，当用于实体对齐时，就会出现和GCN同样的问题。此外由于对邻居节点赋予权重，因此GAT会忽视注意力系数较低的邻居节点，然而实际上，节点的一阶邻居节点对于节点的结构信息而言十分重要，这就导致了在实体对齐任务上GAT的表现反而弱于GCN[11]。

## 基于实体表示学习的实体对齐

实体对齐也称为实体匹配或实体解析，目标是找出不同知识图谱之间指向同一事物的实体并进行对齐连接操作，实现不同知识图谱的融合，从而构造大规模的统一知识图谱[22]。通常而言，知识图谱实体对齐的一般流程是：实体数据处理、计算实体间相似度、根据相似度进行对齐连接操作。传统的实体对齐方法主要通过计算实体之间的文本相似度进行对齐操作。这些方法虽然便于实现，并在应用中能取得不错的效果，然而在进行跨语言知识图谱对齐或面对实体的描述形式不统一的情况时，传统的方法将不再合适[24]。并且基于文本相似度的对齐方法通常还存在对齐效率不高，应对大规模知识图谱的能力不足等问题[22][23]。

针对传统实体对齐方法存在的不足，近期实体对齐的研究集中于基于实体表示学习的实体对齐，即将知识图谱中的实体和关系映射到低维空间，学习得到实体和关系的向量表示，然后计算实体表示的向量距离作为实体对齐的依据[24]。

在较早的研究中，被称为翻译模型的TransE模型[5]被较多的用于知识图谱实体的表示学习。TransE利用了词向量的平移不变现象对实体和关系进行表示学习。在TransE模型基础上的改进方法如MTransE[6]、JAPE[2]、IPTransE[7]、BootEA[8]等都进一步完善了翻译模型的学习能力，并取得了明显的效果提升。然而翻译模型存在的缺点也十分明显：由于翻译模型依赖于头实体向量+关系向量=尾实体向量的等式，因此导致翻译模型对于复杂关系的建模能力十分有限。此外翻译模型由于十分依赖图谱中的实体关系三元组，所以翻译模型面对异构问题时的处理能力也有所欠缺[25]。这些问题就使得翻译模型在相较于其他基于表示学习的实体对齐方法，在对齐效果上有所不足[3][11]。

最近一段时间，基于表示学习的实体对齐方法的研究工作集中于使用图神经网络对知识图谱结构进行建模，比如RDGCN[3]、GMNN[9]、MuGNN[12]、AliNet[10]等。这些方法都是基于图卷积神经网络模型，通过递归整合邻居节点的表示学习得到中心节点的向量表示，然后用于实体对齐任务。

### 2.2.1 AliNet框架

在Alinet中，通过使用GCN和GAT模型分别对图谱中实体节点的一阶邻居结构信息和二阶结构信息进行捕获然后进行聚合，通过聚合远距离邻居节点作为结构信息的补充来缓解异构问题。通过扩大邻居节点考察范围来增大实体结构的粒度，从而缓解了异构问题带来的影响，然后通过计算学习得到的实体表示的欧氏距离作为实体对齐的依据进行对齐。

Alinet虽然在解决异构问题的能力上有较大提升，得到的实体表示含有足够的结构特征信息，但是却忽略了实体的关系信息和语义信息。因此Alinet得到的实体表示存在比较严重的特征信息不足的问题。

### 2.2.2 RDGCN模型

RDGCN模型针对之前的方法中对关系信息忽略的问题进行了改进，通过构建实体图的关系对偶图，在实体图和关系对偶图注意力机制进行信息的交互最终将实体的关系信息融入到实体的向量表示中。在RDGCN中，对偶图的构造方法是：将实体图中的关系作为节点，关系之间若存在共享实体，则这两个关系节点之间就存在边。RDGCN还通过头尾实体的特征向量构造关系的表示向量。

在RDGCN中，通过使用类似GAT模型的原理对关系表示和实体表示进行交互，然后使用GCN模型对结构信息进行捕获，得到最终的实体表示。RDGCN作为专注于实体对齐任务的图神经网络模型，缓解了关系信息和语义信息不足的问题，然而在结构信息的捕获上，由于仅仅考虑了一阶邻居结构信息，因此在最终的实体表示中，结构信息仍有不足的问题。因此，RDGCN在识别异构对齐实体的能力上仍有提高的空间。

## 目前基于实体表示的实体对齐方法的不足

在对现有的基于实体表示的实体对齐方法研究后我们发现，目前许多基于实体表示学习的实体对齐方法都是通过使用多模型多层次对实体进行表示学习，比如Alinet使用不同的图卷积网络模型对不同距离的结构信息进行捕获、RDGCN使用GAT对关系信息和实体语义信息进行融合，然后再使用GCN模型对结构信息进行捕获。这些通过多模型聚合的方法相较于单个模型方法有较大的提升，但是这些方法仍然存在实体表示中特征信息不足的问题。例如Alinet仅考虑了实体的结构信息而忽略了实体的语义信息和关系信息；RDGCN中虽然考虑到了实体的关系信息和语义信息，然而对结构信息的捕获上仍有不足。因此实体学习得到的实体表示信息不足的问题仍然存在。

# MGN框架结构

## MGN解决的问题

近期研究工作中，基于图神经网络的实体对齐模型使得实体对齐效果得到很大的提升，较为常见的对齐模型包括：GCN-Align[11], GMNN[9], MuGNN[12], RDGCN[3]和AVR-GCN[13]。这些方法都是在图卷积神经网络的基础上针对实体对齐任务进行了相应的改进。然而这些方法中对于实体对齐过程中出现的一些突出问题并没有进行很好的解决。

### 3.1.1 异构共指问题

基于GCN的方法会将具有相同邻接结构的实体节点学习得到相同的表示向量[1]。然而，如图2，在真实的知识图谱中，绝大部分的对齐实体对都如同实体i、j一样，虽然两个实体是对齐的，然而这两个实体节点的邻接结构通常却是不同的。根据GCN的前向传播方式[1]，我们可以得到，实体i、j学习得到的表示分别是和，和显然是不同的。这就导致GCN会将这两个本应对齐的实体节点学习到不同的向量表示。



图2 显示了基于GCN方法生成实体表示的实体对齐，在GCN方法中通常直接根据邻居结构进行实体表示学习，这就很容易导致异构共指实体对的错误学习。蓝色节点表示中心节点，橙色节点表示它的邻居节点。

当我们假设两个异构的实体节点的邻居节点都已预先对齐，如图3,，那么此时实体i、j的表示就变成了、，可以发现的是，使用预先对齐的邻居节点后，两节点学习到的表示相较于之前在GCN中得到的表示更加相似，从而更有利于针对异构共指实体对的对齐操作。也就是说，拥有预先对齐的邻居节点对于异构共指的两个中心节点的对齐有着十分重要的帮助作用。



图3 显示了使用预对齐的邻居节点对GCN生成实体表示的对识别异构共指实体准确度提升，绿色虚线表示两个节点通过使用预先对齐的邻居节点信息，提高了中心节点应对异构的鲁棒性。

因此，如图4，我们考虑将节点的邻接结构考虑范围扩大，引入较远距离的邻居对齐节点对帮助中心节点的表示学习，缓解异构问题带来的学习表示错误。在图中可以看到，引入远距离对齐邻居，使得一阶邻接结构的异构可以被稍微忽略，扩大范围后的邻居结构相似性得到提高。并且扩大的邻居节点考察范围也提高了预对齐的邻居实体对的数量，从而提高了异构实体对在GCN中学习的效果，使得两者学习到更相似的表示。此外从实验数据集的统计结果[10]角度也能证明扩大邻居结构考虑范围的有效性，以DBP15K的ZH-EN数据集为例：中文实体节点的平均的度为6，英文实体节点的度平均约为8。在这些节点的一阶邻居节点子图中，仅有4个实体对相连接，因此对于中英文实体，分别还有2个邻居实体、4个邻居实体没有连接对齐，这就容易导致异构共指实体表示学习的错误。而将邻居节点的范围扩大到二阶邻居节点后，扩大后的邻居节点范围内的实体仅有1个没有对齐连接，虽然扩大范围可能导致少量的噪声节点，但是却明显提高了异构共指实体的识别能力。



图4 显示了通过扩大邻居节点的考察范围，提高预先对齐的邻居节点数量，从而缓解一阶邻接结构异构问题带来的错误表示学习。黄色节点为中心节点的二阶邻居节点。

### 3.1.2 关键信息缺失

在基于GCN的实体对齐方法中，对于图中节点之间的边，也就是实体之间的关系信息，并没有做太多的考虑，因此关系信息通常就在学习过程中被忽略。忽略关系信息就会很容易导致模型在处理同构异指实体问题时的能力不足。同构异指实体也就是有着相同邻居结构的两个实体但是并不是对实体对。在面对同构异指的情况时，基于GCN的方法就会将这两个并不对齐的实体学习到相同的表示，这就会导致错误的对齐。例如图5，实体m和实体n虽然有着相同的邻接结构，但是实际上，实体m含有的关系与实体n含有的关系并不相同，并且两个实体也并不对齐，但是在GCN中就会直接根据两实体邻接结构相同而得到的结果。因此通过引入RDGCN模型，构造关系对偶图并将关系表示与实体表示交互，将节点的关系信息融入到实体表示之中，使得同构异指问题得到缓解。



图5 显示了关系信息对于识别相同邻接结构但是并不对齐的实体的重要性，忽略了关系信息的同构的实体在GCN中回学习到相同的表示。通过考虑关系信息的不同就能分辨出这两个实体其实是不共指的。

另外由于目前的基于GCN的实体对齐方法主要针对节点的结构信息进行学习，因此大多数方法通常使用随机初始化的方式对实体进行输入初始化，这就导致的实体本身的语义信息被忽略。如图6，实体Beijing和实体Shanghai有着相同的邻接结构，相同的关系，但是两个实体并不是对齐的。即使引入关系信息后，GCN学习得到的两实体表示仍然可能将这两个实体认为是对齐实体。因此实体的语义信息就不能轻易地被忽略，于是我们利用预先训练好的英语单词向量glove.840B.300d作为每一个实体的初始化表示，使得实体的语义信息在整个学习过程中得到保留。



图6 显示的例子说明了语义信息的重要性，可以看到真实世界的图谱中是存在有相同邻接结构、相同关系但是并不指向同一事物的两个实体，这两个实体使用语义信息的不同才能进行分辨。

## MGN整体结构

对于上面提到的两个主要问题，无论是异构问题还是同构异指问题，造成问题的根本原因是在学习实体表示的过程中，实体表示所包含的实体特征信息不足。在之前的研究中，缓解异构问题可以通过扩大邻居结构的考察范围来增加对实体的结构信息的捕获[10]；针对语义信息的缺乏，通过使用根据实体名称预先训练好的实体向量表示作为初始输入使得实体的语义信息贯穿整个训练过程；关系信息的捕获则可以通过对关系建模融入到实体表示中[3]。然而在目前的实体对齐方法中，大多数方法无法同时对多信息同时进行捕获和融合，因此最终得到的实体表示中的信息丰富程度仍有待提高。

我们发现，只要实体表示能够包含足够的表示实体特征的各项信息，不同实体就能够有所区别，相同实体表示才会更加相似。基于这一想法，我们提出的MGN通过使用多模型，对实体的不同特征信息进行捕获，然后进行相应的聚合操作。在最后得到的实体表示中实现对实体结构、语义、关系信息的聚合，从而达到丰富实体表示所包含的特征信息的目的，为实体对齐提供更加准确的实体表示向量。

在MGN的学习实体表示的过程中，实体首先使用glove.840B.300d命名初始化，然后将得到的向量作为模型的初始输入，分别输入到RDGCN模型和GCN模型、GAT模型中进行关系信息和结构信息的获取。在结构信息的捕获中，我们构建双层GCN和GAT网络，每一层得到的结果使用Res gate门控进行整合，最后得到的结构信息再与RDGCN捕获的关系信息通过highway门控进行整合,从而得到最终的实体表示。MGN获取实体表示的整体过程如图7所示。



图7 显示了MGN框架和生成实体表示的流程。将通过命名初始化得到的实体表示作为初始输入，然后分别输入到RDGCN、GCN、GAT模型中进行实体表示学习。在RDGCN中得到的是包含关系信息的实体表示，在GCN中得到的是包含实体一阶邻接结构信息的结构信息实体表示，在GAT中得到实体的二阶结构信息的实体表示。然后使用门控机制，首先针对GCN和GAT得到的结构信息进行整合，接着将结构信息的实体表示与RDGCN得到的关系信息实体表示进行整合，得到最终的实体表示。

## 结构信息的捕获

虽然扩大邻居节点的考虑范围可以提高实体异构共指识别的能力，但是随着范围的扩大，实体的邻居节点数量也会呈指数形式增长。并且很显然不是所有的远距离邻居节点都能对中心实体的结构特征提取有帮助。通过之前的研究工作[11][12]，我们可以知道，仅考虑二阶邻居节点范围内的远距离邻居节点就已经足够补充结构信息的不足，如果继续扩大邻居节点的考虑范围，那么就会产生大量噪声节点，影响结构信息的捕获。因此在MGN中，我们使用GCN和GAT并列的形式，对一阶邻居节点和二阶邻居节点同时处理然后再通过Res gate门控进行整合。

首先针对一阶邻居节点，由于节点的一阶邻接节点对于邻接结构信息而言最为重要，因此每一个一阶邻接节点应该以相同的重视程度进行考虑。我们直接使用GCN进行一阶邻接结构信息的捕获：

(6)

针对二阶邻居节点，由于不同的远距离邻居节点对于中心节点的重要程度有所差别，并且远距离邻居节点数量过多可能带来较多的噪声节点，因此我们使用GAT模型对二阶邻居节点首先赋予权重，为有用的远距离邻居节点进行标注，然后再进行远距离结构信息的捕获。此外由于中心实体和远距离邻居实体的差别较大，因此我们使用了两种线性转换分别处理中心节点和远距邻居节点[11]：

(7)

(8)

在GCN和GAT分别捕获一阶结构和二阶结构后，MGN使用Res gate门控将一阶结构信息和二阶结构信息进行整合，得到实体的结构信息表示。

通过加深网络层次，更深的网络层次能够允许MGN捕获更多的远距离结构信息用于解决异构问题，但是随着更深的网络结构的使用也会导致大量的噪声节点的出现[1][10]。相对于捕获的结构信息，更多的噪声造成的影响更为突出。因此为了更好地捕获节点的邻居结构信息，因此在MGN中我们仅使用双层GCN和GAT网络结构，这样既可以捕获足够的结构信息来用于缓解异构共指问题，同时也避免产生过多的噪声节点。

## 关系信息的补充

实体的关系信息是实体表示的重要组成部分，然而大部分的实体对齐中，关系信息却直接被忽略。在前文中提到，关系信息在解决同构异指实体识别问题上的作用十分重要，因此通过融入关系信息可以更好的完善实体表示中包含的信息，使得对齐结果更加精确。MGN中我们直接使用了RDGCN模型捕获关系信息[3]。

(9)

(10)

通过类似GAT计算邻居节点注意力系数的方式，RDGCN计算实体每一个关系的关系系数，然后将关系系数与实体表示交互得到实体的关系信息融合。其中表示，表示注意力机制的向量参数化形式，表示实体的邻居节点集，表示实体、之间的关系表示。

最后得到实体的关系信息表示后，MGN使用highway门控机制，将关系信息表示与结构信息表示进行聚合，生成用于对齐任务的实体表示

* 1. 不同的门控机制用于不同信息的整合

实体的结构信息和关系信息对于实体的特征表示学习都十分重要，因此在整合过程中需要尽量考虑到聚合过程中可能出现的偏重问题。为此，我们设计了两种门控机制用于不同情况的信息聚合，通过使用不同的聚合方式，确保在最后得到的实体表示中含有足够的信息。我们受到Highway Networks[14]和深度残差网络[15]的启发，提出了两类用于不同信息整合的门控机制。

highway门控 ：

(11)

其中表示整合后得到的实体i的表示，、分别表示模型1和模型2得到的实体表示。作为门控系数来控制和的聚合。从前向传播公式中可以看到，highway门控在进行整合时会对两个输入进行权重的学习，使得输入的两个信息的整合能得到相似的权重，使得信息的保留没有偏重。

Res门控：

(( ())+) (12)

其中、分别为权重系数，表示激活函数。这里我们选择使用。Res gate门控用于对某方面的信息直接通过而不使用权重矩阵的处理，从而使得这一方面的信息得到尽可能完整的保留。通过实验可以确定哪一方面的信息需要有所侧重。

MGN中同时使用这两种门控对不同的信息进行聚合。当使用highway门控时，随着不断地学习，最终两个参与聚合的特征向量矩阵会以相近的权重进行聚合，最后得到的聚合中能够没有偏重的包含两个输入的特征信息。当使用Res gate门控时，最后得到的实体表示中就会对信息的聚合有所取舍。在后续的实验中我们发现，highway门控更加适合用于不同类信息的聚合，如结构信息和关系信息的整合；Res gate门控更加适合用于对同类信息补充融合过程中，比如用于一阶结构信息和二阶结构信息的聚合。

* 1. 模型训练和对齐方式

在获得特征信息聚合完成的实体表示向量后，我们就可以使用实体的向量表示进行实体对齐操作。在实体对齐过程中，我们计算实体表示的距离得到实体之间的相似度，然后选择相似度最高的实体进行对齐连接操作。MGN中实体之间的相似度通过计算两实体向量表示的曼哈顿距离得到。实体i、j之间距离计算公式定义为：

(13)

其中、分别为实体的向量表示。

在训练过程中，我们希望对齐实体对之间的距离尽可能的小，未对齐的实体对直接的距离尽可能的大。因此我们使用的损失函数是：

(14)

其中是余量超参数，是预对齐实体集，是通过采样得到的不对齐的实体对集合。在得到负例实体对的采样过程中，为了得到更好的训练结果，我们没有使用随机采样替换实体对某一实体的方法，而是根据预对齐实体对，选择向量空间中距离实体或最近的m个实体将或进行替换[16]，最后得到负例实体对集合。这样的采样方法确保了训练学习实体表示的准确性。

1. 实验
   1. 实验数据集、对比模型和实验指标选择

我们在大规模跨语言数据集DBP15K[2]上验证我们的方法。DBP15K数据集根据DBpedia的汉语、英语、日语和法语版本构建而成。每一个数据集都由来自不同语言的两个知识图谱提供的实体和关系组成，并且包括了预先对齐好的约15000个实体对数据。我们使用之前相关研究工作中使用的数据集划分方法，将30%的数据用于训练，70%用于测试[2]。

我们设计将本文提出的MGN与近期研究得出的基于表示学习的实体对齐方法进行比较：使用基础GCN方法的GCN-Align[12]；通过使用GCN和GAT分别处理一阶邻居节点信息和二阶邻居节点信息得到最终的实体表示的AliNet框架[11]；动态标记新的实体对齐作为训练数据来增强匹配效果的BootEA[9]；将两个知识图谱映射到统一的向量空间中，并且利用知识图谱的属性相关性细化向量表示的JAPE算法[7]；通过使用对偶关系图将关系信息整合入实体的表示中的RDGCN[3]；使用主题实体图表示实体的上下文信息解决实体对齐过程中不同方面实体问题的GMNN[10]；使用多通道对实体进行编码的MuGNN模型[13]。

根据先前研究中的惯用方法，我们使用Hits@1和Hits@10作为实体对齐结果的验证指标。Hits@k分数是根据正确对齐的实体在模型得到的前k个最高相似度实体的位置计算得出的，分数越高说明模型实体对齐的表现越好。

* 1. 模型多样化设置

为验证模型在使用不同门控机制下模型的表现，我们设置了使用三种门控组合的MGN：

1) GCN和GAT处理节点邻接结构后使用Res gate门控，RDGCN得到的关系实体表示和邻居结构实体表示使用Highway门控整合得到最终实体表示。

2) GCN和GAT处理节点邻接结构后的信息整合以及RDGCN得到的关系实体表示和邻居结构实体表示的整合都使用Highway门控。

3) GCN和GAT处理节点一阶邻接结构和二阶邻接结构分别得到实体表示，然后对其使用Res gate门控，RDGCN得到的关系实体表示与先前得到的实体表示同样也使用Res gate门控整合得到最终实体表示。

* 1. 模型细节设置

最终通过实验和之前研究方法中的经验，我们选择模型的学习率设置为0.001；整体网络层数设置为单层,GCN和GAT网络设置为双层；训练过程中每10个循环采样125个负例样本；模型的输入数据维度和输出维度均设置为300维；在使用GCN和GAT进行邻域整合时使用的激活函数设置为tanh()；使用RDGCN进行关系信息整合时使用的激活函数设置为relu()；训练阶段的训练循环次数设置为400次；选择使用梯度下降对模型进行优化。

此外为了获得含有语义信息的初始化输入，我们借鉴了先前研究中的处理方法[3]，使用谷歌翻译将DBP15K数据集的中文、日文、法文先翻译为英文形式，然后使用预先训练好的英语单词向量glove.840B.300d构造初始输入的节点特征。

在模型的参数初始化时，我们选择使用Xavier初始化方式[17]。模型中所用到的所有关系邻接矩阵、一阶邻接矩阵和二阶邻接矩阵都是通过稀疏矩阵的形式在模型中进行计算和使用。

* 1. **实验结果**

表1展示了在DBP15K数据集上实验得出的对齐结果。可以看到，MGN在三个数据集得到的对齐结果相较于其它方法，其在hit@1和hit@10指标上均表现得更加出色。

首先，在表格的上方五行中展示的是基于结构信息方法的实验结果。我们可以看到，在这些方法中，BootEA因为通过使用动态标记增强训练从而有着最好的实验结果。在同样考虑到知识图谱异构问题的Alinet和MuGNN的表现也相较于其他大部分基于结构信息的方法有着明显的提高。同时GCN-Align结果表明，单个模型相较于复合模型，在学习实体表示时有着明显的劣势。

表格的中部两行展示了两种使用实体语义信息的方法RDGCN和GMNN的实验结果。通过实验结果，可以看出这两种方法相较于基于结构信息的表示学习方法有了很大的提升。这也就说明通过实体命名的输入初始化使得实体语义信息融入实体表示学习过程，这对于基于表示学习的实体对齐方法的对齐效果的提升很有帮助。RDGCN和GMNN在三个数据集上表现各有优略。

表格的最后一行是MGN得到的实验结果。从表中的数据可以看出，我们的方法在三个数据集中的两个衡量指标上均优于参与比较的其他方法。具体而言，在与使用实体语义信息的方法的比较中，以RDGCN为例，由于我们的方法引入了远距离节点的结构信息，缓解了图谱的异构问题，因此我们的方法在Hit@1、Hit@10这两个指标下在三个数据集的验证结果具有提升。以的结果为例，MGN在两个验证指标下平均提升了1.68%,1.58%；相较于基于结构信息的方法，以BootEA在下的结果为例，实验比较发现MGN的对齐效果在两个指标下提升约25.02%,9.86%；此外在给予和一定启发的Alinet的比较结果中可以看到，我们的方法由于使用聚合关系信息和实体语义信息的策略而表现更加优秀，以下的结果为例，两个评价指标的实验结果分别提升了35.12%,12.1%。

表1：MGN和其他基于实体表示学习的实体对齐方法的实验结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | ZH-EN | | JA-EN | | FR-EN | |
|  | hits@1 | hits@10 | hits@1 | hits@10 | hits@1 | hits@10 |
| JAPE | 53.90 | 82.60 | 54.90 | 83.10 | 55.20 | 85.20 |
| BootEA | 62.94 | 84.75 | 62.23 | 85.39 | 65.30 | 87.44 |
| GCN-Align | 41.25 | 74.38 | 39.31 | 74.46 | 37.29 | 74.49 |
| AliNet | 53.90 | 82.60 | 54.90 | 83.10 | 55.20 | 85.20 |
| MuGNN | 49.40 | 84.40 | 50.1 | 85.7 | 49.50 | 87.00 |
| GMNN | 67.90 | 78.50 | 74.00 | 87.20 | 89.40 | 95.20 |
| RDGCN | 70.75 | 84.55 | 76.74 | 89.54 | 88.64 | 95.72 |
| MGN | **71.51** | **88.81** | **77.96** | **92.20** | **90.32** | **97.30** |

表2：使用不同门控机制的MGN的实验结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集 | ZH-EN | | JA-EN | | FR-EN | |
| 实验指标 | hits@1 | hits@10 | hits@1 | hits@10 | hits@1 | hits@10 |
|  | **71.75** | 87.09 | 77.30 | 90.64 | 89.97 | 96.95 |
|  | 68.02 | 86.71 | 71.16 | 89.03 | 88.00 | 97.02 |
|  | 71.51 | **88.81** | **77.96** | **92.20** | **90.32** | **97.30** |

表2中展示的是MGN的多种模型形式的比较结果。从结果中可以看到，不同门控方式的使用会导致MGN的对齐效果有所差异，其中Res gate和highway门控组合使用的MGN表现最为优秀。以数据集下的结果为例，相较于仅使用highway门控的MGN，Hit@1和Hit@10指标各提升约0.35%和0.35%。

* 1. **MGN整体有效性分析**

在与Baseline方法的对比实验结果中，我们可以看到，通过将整合结构信息和关系信息得到的实体表示用于实体对齐，能够使对齐结果有明显的提升。由于MGN通过多门控组合机制，对实体的不同特征信息进行聚合，从而将各个模型所侧重的信息融合在同一个实体表示中，弥补了单个模型存在的不足。从MGN中使用到的单个模型对比的角度来看，通过RDGCN与GCN和GAT网络结合，一方面提高了RDGCN处理异构共指问题的能力，另一方面通过融入关系信息，极大提高了单纯考虑邻接结构信息方法的表示学习能力。此外，通过使用多门控机制，MGN可以将实体的结构信息和关系信息有选择地进行整合，最终获得具有足够信息的实体表示，即最后的实体表示中同时包含了实体的结构、语义、关系信息。这样的实体表示为实体对齐提供了充足的依据，体现在实验中就是各项指标表现的提升。

* 1. **门控方式的选择**

表2中的实验结果显示，使用Res gate和highway门控组合的MGN得到的实体表示效果最佳。由于考虑到真实数据中对齐实体大部分的邻接结构都是不同的，因此在结构信息的捕获中，应该更多地考虑异构信息，也就是更加侧重于二阶邻接结构信息捕获。由于使用highway门控时，对于处理一阶结构信息的GCN和处理二阶结构信息的GAT得到的向量表示均赋予相似的权重，导致最终向量的表示在包含结构信息时并没有很好的进行取舍，这就可能导致对于远距离结构信息的重视程度不足，并且由于在RDGCN中对于一阶结构信息也有所捕获，一阶结构信息在最终的向量表示中是足够的，因此二阶结构信息就应该在整合过程中得到一定的侧重。若使用highway门控进行结构信息整合，就会由于远距离结构信息的不足导致异构问题没有很好的解决，最终导致对齐效果略低。当都使用Res gate门控时，在结构信息与关系信息进行整合的过程中，就会使聚合后的实体表示会过于侧重于某一方面的特征信息，使得最终的用于实体对齐的实体表示中的特征信息不全面，影响对齐结果。因此MGN最终选择使用Res gate整合二阶邻居结构和一阶邻接结构的向量表示、highway门控对结构信息和关系信息进行整合的门控组合的方式，以此来获得包含足够特征信息的实体表示。

1. 总结

本文提出了用于实体对齐的MGN，它使用多模型并根据需要使用不同的门控机制进行信息整合，从而在最终的实体表示中聚合了实体的关系信息、邻接结构信息、远距离结构信息、语义信息。MGN的目标是，通过将关系信息、语义信息和结构信息进行聚合，使得最终的实体表示含有足够用于对齐的特征信息，能够弥补实体表示学习得到的实体特征信息不足的缺陷。MGN通过使用RDGCN将实体的关系信息融入到实体表示中，使用GCN对实体的一阶邻接结构信息进行捕获，同时根据先前工作的启发，使用GAT通过attention机制赋予远距离邻居节点权重，标记重要远距离邻居节点，实现实体的远距离结构进行捕获。此外，MGN对含有不同信息的实体表示使用不同的门控机制进行整合，最终得到的实体表示中含有足够的结构信息和关系信息，从而使得利用实体表示的实体对齐精度能够更高。我们的方法在三个现有的大规模跨语言知识图谱数据集上进行了实验，与现有的实体对齐方法相比，MGN有明显的效果提升，验证了MGN在提升实体对齐效果上的有效性。

在未来工作中，我们将尝试改进训练方式和负例采样方式，进一步提高MGN的学习效率。此外，对于如何提升MGN捕获实体特征信息的能力，我们也将进行进一步的研究和实验。

参 考 文 献

[1] Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016

[2] Sun Z, Hu W, Li C. Cross-Lingual Entity Alignment via Joint Attribute-Preserving Embedding// Proceedings of the International Semantic Web Conference. Vienna, Austria, 2017: 628–644

[3] Wu Y, Liu X, Feng Y, et al. Relation-Aware Entity Alignment for Heterogeneous Knowledge Graphs// Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. Macao, China, 2019:5278–5284

[4] Velikovi P, Cucurull G, Casanova A, et al. Graph attention networks// Proceedings of the International Conference on Learning Representations. Vancouver, Canada, 2018

[5] Bordes A, Usunier N, Alberto Garcia-Duran, Weston J, Yakhnenko O. Translating Embeddings for Modeling Multi-relational Data//Proceedings of the Neural Information Processing Systems. Lake Tahoe, USA, 2013: 2787–2795

[6] Chen M, Tian Y, Yang M, et al. Multilingual Knowledge Graph Embeddings for Cross-lingual Knowledge Alignment//Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne, Australia, 2017:1511–1517

[7] Zhu, H.; Xie, R.; Liu, Z.; and Sun, M. Iterative entity alignment via joint knowledge embeddings.//Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. Melbourne, Australia, 2017:4258–4264

[8] Sun Z, Wei H, Zhang Q, Qu Y. Bootstrapping Entity Alignment with Knowledge Graph Embedding//Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. Stockholm, Sweden, 2018: 4396–4402

[9] Xu K, Wang L, Yu M, et al. Cross-lingual Knowledge Graph Alignment via Graph Matching Neural Network// Proceedings of the Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence, Italy, 2019

[10] Sun Z, Wang C, Hu W, Chen M, Dai J, Zhang W, Qu Y. Knowledge graph alignment network with gated multi-hop neighborhood aggregation//Proceedings of the 34th AAAI Conference on Artificial Intelligence. New York, USA, 2020

[11] Wang Z, Lv Q, Lan X, et al. Cross-lingual Knowledge Graph Alignment via Graph Convolutional Networks//Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Brussels, Belgium, 2018: 349–357

[12] Cao Y, Liu Z, Li C, et al. Multi-Channel Graph Neural Network for Entity Alignment// Proceedings of the Meeting of the Association for Computational Linguistics. Florence, Italy, 2019:1452–1461

[13] Ye R, Li X, Fang Y, Zang H, Wang M. A vectorized relational graph convolutional network for multi-relational network alignment// Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence. Macao, China, 2019:4135–4141

[14] Srivastava R K, Greff K, Schmidhuber J. Highway Networks. arXiv preprint arXiv: 1505.00387, 2015

[15] He K, Zhang X, Ren S, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Las Vegas, USA, 2016:770-778

[16] Kotnis B, Nastase V. Analysis of the impact of negative sampling on link prediction in knowledge graphs. arXiv preprint arXiv:1708.06816,2017

[17] Glorot X, Bengio Y. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks.// Proceedings of the Artificial Intelligence and Statistics. Sardinia, Italy, 2010: 249–256

[18] Abu-El-Haija S, Perozzi B, Kapoor A, Alipourfard N, Lerman K, Harutyunyan H, Steeg G V, Galstyan A. Mixhop: Higher-order graph convolutional architectures via sparsified neighborhood mixing//Proceedings of the International Conference on Machine Learning. California, USA, 2019:21–29

[19] Xu K, Hu W, Leskovec J, Jegelka S. How powerful are graph neural networks?//Proceedings of the International Conference on Learning Representations. New Orleans, USA,2019

[20] Schlichtkrull M S, Kipf T N, Bloem P, van den Berg R, Titov I, Welling M. Modeling relational data with graph convolutional networks//Proceedings of the Extended Semantic Web Conference Elsevier. Heraklion, Greece,2018:593–607

[21] Pujara J, Miao H, Getoor L, Cohen W W. Knowledge graph identification// Proceedings of the International Symposium on Wearable Computers. Zurich, Switzerland, 2013: 542–557

[22] Zhuang Yan, Li-Guoliang, Feng-Jianhua. A survey on entity alignment of knowledge base. Chinese Journal of Computers, 2016, 53(1):165-192(in Chinese)  
(庄严，李国良，冯建华. 知识库实体对齐技术综述. 计算机学报，2016, 53(1):165-192)

[23] 陈二静. 基于领域实体语义关系的文本相似度计算方法研究[硕士学位论文]. 中国科学院大学，北京，2017.

[24] ZHU Ji-zhao, QIAO Jian-zhong, LIN Shu-kuan. Entity Alignment Algorithm for Knowledge Graph of Representation Learning. Journal of Northeastern University Natural Science, 2018, 39(11):1535-1539.

(朱继召, 乔建忠, 林树宽. 表示学习知识图谱的实体对齐算法. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(11):1535-1539.)

[25] Liu-Zhiyuan, Sun-Maosong, Lin-Yankai, Xie-Ruobing. Knowledge representation learning: a review. Journal of Computer Research and Development, 2016, 53(2):247-261.

(刘知远, 孙茂松, 林衍凯,等. 知识表示学习研究进展. 计算机研究与发展, 2016, 53(2):247-261.)

[26] Morris C, Ritzert M, Fey M, Hamilton W L, Lenssen J E, Rattan G, Grohe M. Weisfeiler and leman go neural: Higher-order graph neural networks//Proceedings of the Conference on Artificial Intelligence, Honolulu, USA, 2019: 4602–4609.

**Hu Wenxuan**, born in 1997. M. S. candidate. His main research interests include knowledge fusion and entity alignment.



**Ma Zongmin** was born in 1965. He, PhD, is currently a full professor and a Fellow of the IEEE and IET. His main research interests mainly include big data knowledge engineering and computational intelligence.

**Tu Yaofeng**，born in 1972, professor. His main research interests include artificial intelligence and Big Data.

**Zhou Xiangsheng**, born in 1980, senior engineer. His main research interests include artificial intelligence and algorithm.

**Background**

Entity learning-based representation methods have become the major aspect of research on entity alignment between different knowledge graphs in recent time. And in current entity learning-based representation methods, the Graph Convolutional Network-based methods attract more public attention. By recursively aggregating the feature vectors of the neighbors, Graph Convolutional Network (GCN) learns the representation for the nodes in the graph. Therefore, Graph Convolutional Network has a powerful ability to capture the structural information of entities. As a result, the GCN-based entity alignment methods utilize this power and depend on an assumption that the similar entities in different graphs should have similar neighbor structure. However, these methods actually face a critical problem. In the real world, different knowledge graphs usually have heterogeneous structures. This may cause that entities in different knowledge graphs have different neighbor structures. This problem will cause GCN-based methods learn different representations for an aligned entity pair. In addition, there is another problem when Graph Convolutional Network learns the representations: the relationship between entities is ignored. This problem leads to the lack of relation information in the entity representation. As a matter of fact, all these problems are caused by the lack of feature information in the entity representation. Therefore, many improved Graph Convolutional Network-based methods have been proposed to solve the problem from different aspect. By introducing distant neighbors to expand the overlap between entity neighborhood structures, for example, AliNet alleviates the structure heterogeneity. Also, RDGCN uses the relation dual graph to model the relationship between entities and integrate the relation information into the representation. These methods enrich the information in the specific aspect. However, these methods can’t solve the lack of information comprehensively, which is the main reason of these problems. In this paper, we propose a novel framework named MGN, which utilizes different models to aggregate the relation information, structure information and semantic information. In this way, our method can learn entity representation with more feature information . and make up for the shortcoming of single model. We also propose a new gating mechanism in this paper, which can preserve more important information during the aggregation. By using multiple models to learn representations and using multiple gating mechanisms to aggregate the representations, our method can gain a precise representation for entities which are to be aligned. The results of experiments show the effectiveness of our method.