1. Introduction

a．知识图谱的介绍；

知识图谱是一种

b．实体对齐任务是啥，有何意义；

c．介绍一些应用在知识图谱实体对齐的方法取得了什么结果，但仍有很大局限性，如（1）未能充分挖掘图谱实体间潜在的关系结构；（2）未能很好的利用知识图谱中实体的属性文本信息；（3）没有结合好外部知识库，如实体名称含义之间具有某些关系等等

d．因此我们提出了新的方法xxx，分为四部分：名称嵌入；关系嵌入；属性嵌入；联合训练。

1. Related work

分为两个子领域：知识图谱实体对齐和图神经网络。

* 1. Entity alignment in KG

传统的基于翻译模型的介绍；

其他模型介绍

* 1. Graph neural networks

介绍GCN，GAT等等变种模型；

介绍图神经网络应用在知识图谱领域的几个模型；

1. 方法

3.1表述本文用到的图&符号，以及本文解决的问题：将两个知识图谱嵌入到相同的低维语义空间，相同实体在空间中更加接近，通过相似性判断来对齐实体。

3.2 整体架构

3.3 名称嵌入

3.4 关系三元组嵌入

3.5 属性三元组嵌入

3.6 联合xxxx（没想好怎么处理）

1. 实验结果

4.1数据集

4.2 baseline介绍和评估方法

4.3实体对齐结果

4.4 效率和鲁棒性分析

4.5 敏感性分析（参数的设置）

1. 总结与未来工作
2. **Introduction**

知识图谱是语义网络的知识库，是一种知识组织形式，以结构化的形式描述现实世界中的概念、实体及其关系。在过去的十年中，产生了许多大规模的知识图谱，例如FreeBase []，DBpedia []和Wikidata []，它们用于存储现实世界中的复杂结构化事实。这些知识图谱已经成为支持各种AI应用程序（搜索引擎，智能助手，翻译系统，问答系统等）重要的资源。目前，知识图谱经常以三元组的形式表示，包括关系三元组（头实体，关系，尾实体）和属性三元组（实体，属性名，属性值）。

但是，现有的单个知识图谱存在着信息覆盖率低、知识描述不完整、知识质量良莠不齐等问题，单个知识图谱已经难以满足各类应用所需的全部知识。因此，如何融合不同的知识图谱，形成规模更大、信息更丰富、知识正确性高的联合知识图谱，已经成为知识图谱领域的亟待解决的问题。实体对齐正是解决这些问题的有力手段，其通过发现不同知识图谱中指称真实世界相同对象的实体的方式，将不同知识图谱链接起来，从而得到联合知识图谱。

一些模型已经致力于多个知识图谱之间的实体对齐，并且取得了可喜的成果。 列举xx、xx、xxxxxxx算法，取得了什么成果。但大多基于利用实体与实体之间的关系来得到其语义相似度，存在着以下几点问题：

1.难以恰当的捕捉知识图谱中复杂的关系信息，从而不能进一步捕获相邻结构信息。而最近基于图卷积网络的方法，如GCN-Align，提出了利用图卷积神经网络来处理知识图谱的结构化数据，可以通过邻域信息进行编码来生成节点嵌入，可以处理知识图谱中复杂的关系信息。

2.上述方法更关注于关系三元组，而知识图谱中还存在着大量的属性三元组。近年来也有方法尝试使用属性三元组，例如算法xxx,xxxx，但并未完全利用知识图谱的已有特征。

3．不知道如何加入名称嵌入的学习？

因此本文希望整合多种特征，从名称、关系、属性三方面来提升实体对齐的效果。

基于对这些问题的考虑，本文提出了新的方法xxxxxxx，主要分为以下四个部分：（1）名称嵌入，利用丰富的外部知识库来处理实体的名称之间的联系，增强对实体对齐的效果；（2）关系嵌入，使用GCN来建模，生成实体的邻域感知嵌入，以捕捉知识图谱的复杂关系信息；（3）属性嵌入，由于属性三元组并不具备复杂的特点，所以我们利用简单有效的TransE模型来嵌入属性，利用属性及属性信息来增强对于捕获实体之间相似性的能力。（4）最后，联合以上三种嵌入结果，最终得到名称、知识图谱关系信息、属性信息对于实体对齐的影响结果。

总而言之，我们做出以下共现：