**Collaborative Knowledge Base Embedding for  
Recommender Systems**

# ABSTRACT

在不同的推荐技术中，由于用户项目交互的稀疏性，协同过滤通常受到有限的性能的影响。为了解决这些问题，通常使用辅助信息来提高性能。由于Web上信息的快速收集，知识库提供异构信息，包括具有不同语义的结构化和非结构化数据，可由各种应用程序使用。在本文中，我们研究如何利用知识库中的异构信息来提高推荐系统的质量。首先，通过利用知识库，设计三个组件，分别从结构内容，文本内容和视觉内容中提取项目的语义表示。具体来说，我们采用异构网络嵌入方法，称为TransR，通过考虑节点和关系的异质性来提取项目的结构表示。我们应用堆叠去噪自动编码器和堆叠卷积自动编码器，它们是两种基于深度学习的嵌入技术，分别提取项目的文本表示和视觉表示。最后，我们提出我们的最终综合框架，称为协作知识库嵌入（CKE），共同学习协作过滤中的潜在表示以及知识库中项目的语义表示。为了评估每个嵌入组件以及整个系统的性能，我们对来自不同场景的两个realworld数据集进行了广泛的实验。结果表明，我们的方法胜过多种广泛采用的最先进的推荐方法。

# INTRODUCTION

由于信息的爆炸性增长，推荐系统在网络服务方面发挥越来越重要的作用。在不同的推荐策略中，利用历史交互或偏好的协同过滤（CF）方法取得了重大成功[23]。然而，当用户项目交互非常稀疏时，CF方法通常会受到有限的性能的影响，这对于诸如在线购物（其中项目集非常大）的场景是非常常见的。此外，CF方法不能推荐新项目，因为这些项目过去从未收到用户的任何反馈。为了解决这些问题，结合协同过滤和项目内容等辅助信息的混合推荐系统通常可以获得更好的推荐结果，近年来越来越受欢迎[2]。

在过去的几年中，越来越多的语义数据被公布遵循链接数据原则1，通过将统一的全球数据空间中的人员，书籍，音乐，电影和地理位置等不同主题领域的各种信息连接起来。 这些异构数据彼此相互联系，形成了一个名为知识库的庞大信息资源库。已经建成了几个典型的知识库，包括学术项目如YAGO2，NELL3，DBpedia4和DeepDive5，以及商业项目，如微软的Satori6和Google的知识图表7。 使用来自知识库的异构连接信息可以帮助开发关于难以发现的数据的问题的见解单个域[6]。 到目前为止，信息检索[9]，社群检测[25]，情绪分析[4] - 仅举几例成功利用知识的值得注意的应用程序基础。

实际上，由于知识库提供丰富的信息，包括具有不同语义的结构化和非结构化数据，所以知识库在混合推荐系统的背景下的使用正在引起越来越多的关注。例如，Yu等人[30]使用异构信息网络来表示用户，项目，项目属性和知识库中的相互关联的关系。它们**从网络结构中提取基于元路径的潜在特征**，并应用基于贝叶斯排序优化的协同过滤来解决实体推荐问题。Grad-Gyenge等人[11]**通过采用基于扩展激活的技术来扩展协作过滤，以将知识库的网络特征纳入推荐系统的评估预测任务**。然而，以前的研究没有充分利用知识库的潜力，因为它们受到以下限制：1）仅使用知识库的单个网络结构信息，而忽略诸如项目的文本和视觉信息的其他重要信号。2）依靠沉重繁琐的特征工程过程从知识库中提取特征。

为了解决上述问题，本文提出了一种新颖的推荐框架，将协同过滤与知识库中的不同语义表示相结合。对于知识库，除了网络结构信息，我们还考虑项目的文本内容和视觉内容（例如电影的海报）。为了避免繁琐的手动特征提取，我们设计了三个嵌入组件，分别从知识库的结构内容，文本内容和视觉内容中自动提取项目的语义表示。具体来说，我们首先应用网络嵌入方法，通过考虑节点和关系的异质性来提取项目的结构表示。接下来，我们采用堆叠去噪自动编码器和堆叠卷积自动编码器，分别是两种基于深度学习的嵌入技术，用于提取项目的文本表示和视觉表示。最后，为了顺利地将协同过滤与知识库中的项目语义表示整合，我们提出了最终框架，即协同知识库嵌入（CKE），在统一模型中共同学习不同的表示。

我们的实证研究由多部分组成。首先，我们进行了几个实验来分析三个知识库嵌入组件的性能。接下来，我们通过与几个竞争基线进行比较来评估我们的综合框架的有效性。本文的主要贡献总结如下：

据我们所知，这是第一个利用推荐系统知识库的结构内容，文本内容和视觉内容的工作。

我们应用嵌入方法，包括异构网络嵌入和深度学习嵌入，从知识库自动提取语义表示。学习的表示也可以用于除推荐之外的任务。

通过共同进行知识库嵌入和协同过滤，CKE可以从知识库中同时提取特征表示，并捕获用户和项目之间的隐含关系。

基于两个真实字数据集，我们进行了大量实验来评估框架的有效性。

结果表明，我们的方法显着优于基线方法。

# PRELIMINARY

实际上，我们有兴趣利用知识库来提高推荐系统的质量，因此推荐系统中的项目映射到知识库中的实体（例如，**电影项目通常可以映射到描述此电影的实体**），以及 这些实体在本文中称为项目实体。我们认为存储在知识库中的信息可以分为三个部分：结构知识，文本知识和视觉知识。每个部分的详细定义如下：

定义1：这种知识可以被认为是具有多种类型的实体和多种类型的链接的异构网络，以表达知识库的结构。对于电影推荐，实体通常包括电影项目和相应的属性（例如，“科幻小说”和演员“凯文史派西”），链接描述了这些实体之间的关系（例如“行为”行为和“评级”行为）。网络结构意味着项目实体之间的一些相似性，这对于推荐最有用。

定义2：文本知识。对于诸如书籍或电影在知识库中的项目实体，我们使用文本摘要来表示文本知识，通常给出本书或这部电影的主题。

定义3：视觉知识。对于项目实体，除了以前的文本描述，通常在知识库中有一些图像，我们使用书的封面图像或电影的海报图像来表示其视觉知识。

用户隐式反馈交互和结构知识作为项目的结构特征，而文本知识和视觉知识则作为内容特征。具有三种知识和用户隐含反馈的知识库的片段如图1所示。

## Problem Formulation

我们在本文中定义我们的推荐问题如下：给定了具有结构知识，文本知识和视觉知识以及用户隐含反馈的知识库，我们的目标是向每个用户推荐他将感兴趣的项目的排名列表。

# OVERVIEW

在本文中，通过充分利用知识库中的结构知识，文本知识和视觉知识，提出了一个协同知识库嵌入模型（CKE）来支持我们的推荐任务。我们的模型主要包括两个步骤：1）知识库嵌入和2）协同联合学习。

在知识库嵌入步骤中，我们分别从结构知识，文本知识和视觉知识中提取项目实体的三个嵌入向量。这些嵌入向量表示每个域中项目实体的潜在表示。对于结构嵌入组件，我们应用网络嵌入过程（Bayesian TransR）在结构知识中找到异构网络的潜在表示。对于文本嵌入组件，我们应用一种称为贝叶斯叠加去噪自动编码器（Bayesian SDAE）的无监督深度学习模型[29]，从文本知识中找到潜在的表示。类似地，我们应用另一种无监督的深度学习模型，称为贝叶斯积分卷积自动编码器（Bayesian SCAE），以从视觉知识中找到潜在表示。

在协同联合学习步骤中，项目的潜在矢量最终被表示为来自知识库的三个嵌入向量的积分以及潜在的偏移向量。最终项目潜在向量表示项目从结构内容，文本内容，视觉内容以及历史用户交互的知识。然后我们通过优化项目之间的成对排名来学习用户潜在向量和项目潜在向量来使用协同过滤。从这些用户潜在向量和项目潜在向量生成最终推荐。

我们的框架的流程图如图2所示。知识库嵌入和协同联合学习将分别在第4节和第5节中详细介绍。

# KNOWLEDGE BASE EMBEDDING

异构网络编码实体的结构化信息及其丰富的关系。为了捕获这种结构化知识，有希望的方法是将这种异构网络嵌入到连续向量空间中，同时保留网络的某些信息。在本小节中，我们首先简要回顾一下称为TransR的最先进的网络嵌入方法[15]，然后给出我们任务的Bayesian TransR的公式。

TransR [15]是异构网络的最先进的嵌入方法。与其他假设嵌入实体和关系在**同一空间Rk中的方法不同**，TransR表示由**关系特定矩阵桥接的不同语义空间中的实体和关系**。在TransR中，对于网络中的每个三元组（vh，r，vt）（vh和vt是两个链接实体，r是它们之间的边缘类型），实体被嵌入到向量vh，vt∈Rk中，并且关系被嵌入 r∈Rd。对于每个关系r，我们设置投影矩阵Mr∈Rk×d，将实体从实体空间投影到关系空间。如图3所示，实体的投影矢量被定义为