

**本 科 毕 业 设 计（论文）**



**题目: 异质信息网络中的相似性推荐算法研究**

**姓 名 王睿嘉**

**学 院 计算机学院**

**专 业 计算机科学与技术**

**班 级 2015211307**

**学 号 2015211906**

**班内序号 31**

**指导教师 石川**

**2019 年 5 月**

**北 京 邮 电 大 学**

**本科毕业设计（论文）任务书**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 学院 | 计算机学院 | | 专业 | 计算机科学与技术 | | 班级 | 2015211307 |
| 学生姓名 | 王睿嘉 | | 学号 | 2015211906 | | 班内序号 | 31 |
| 指导教师姓名 | 石川 | | 所在单位 | 计算机学院 | | 职称 | 教授 |
| 设计(论文)  题目 | （中文）异质信息网络中的相似性推荐算法研究 | | | | | | |
| （英文）Research on Similarity Recommendation Algorithm in Heterogeneous Information Network | | | | | | |
| 题目分类 | 工程实践类□ 研究设计类🗹 理论分析类□ | | | | | | |
| 题目来源 | 题目是否来源于科研项目 是🗹 否□ | | | | | | |
| 科研项目名称：基于半结构化/非结构化信息的领域知识网络自动构建技术  合作项目 | | | | | | |
| 科研项目负责人：石川 | | | | | | |
| 主要任务及目标：   1. 阅读异质信息网络综述，了解异质信息网络中的关键概念及相似性推荐算法的研究现状。 2. 进一步调研相关论文，了解现有的高效实现方案。 3. 对比分析现有的相似性推荐算法，选择合适的算法并改进。 4. 根据改进后的算法，设计方案模型。 5. 完成编码工作，正确实现模型并进行实验验证及结果评估。 6. 基于相关文档及实验结果，完成毕业设计论文。 | | | | | | | |
| 主要内容：   1. 调研相似性推荐算法，完成开题工作。 2. 基于对现有算法的分析，选择合适的算法并改进，进一步完成方案的详细设计。 3. 基于经典数据集对方案进行实验验证，并对结果进行分析评估，完成相应中期报告。 4. 完成并提交毕业设计论文、相关文档及源程序。 | | | | | | | |
| 主要参考文献：   1. Chuan Shi, Yitong Li, Jiawei Zhang, Yizhou Sun, Philip S. Yu. A survey on Heterogeneous Information Network Analysis. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017. 2. Chuan Shi，Chong Zhou, Xiangnan Kong, Philip S. Yu, Gang Liu, Bai Wang. HeteRecom: A Semantic-based Recommendation System in Heterogeneous Networks. KDD 2012. 3. Binbin Hu, Chuan Shi, Wayne Xin Zhao, Tianchi Yang. Local and Global Information Fusion for Top-N Recommendation in Heterogeneous Information Network. CIKM 2018. 4. Xiaotian Han, Chuan Shi, Lei Zheng, Philip S. Yu, Jianxin Li, Yuanfu Lu. Representation Learning with Depth and Breadth for Recommendation using Multi-view Data. APWeb-WAIM 2018. 5. Chuan Shi, Zhiqiang Zhang, Yugang Ji, Weipeng Wang, Philiph S. Yu, Zhiping Shi. SemRec: A Personalized Semantic Recommendation Method based on Weighted Heterogeneous Information Networks. WWW 2018. 6. Binbin Hu, Chuan Shi, Wayne Xin Zhao, Philip S. Yu. Leveraging Meta-path based Context for Top-N Recommendation with A Neural Co-Attention Model. KDD 2018. 7. Chuan Shi, Zhiqiang Zhang, Ping Luo, Philip S. Yu, Yading Yue, Bin Wu. Semantic Path based Personalized Recommendation on Weighted Heterogeneous Information Networks. CIKM 2015. | | | | | | | |
| 进度安排：  第一阶段（01-02周）：阅读相关论文，了解相似性推荐的实现算法，并提交开题报告；  第二阶段（03-04周）：根据调研结果，对比分析现有的相似性推荐算法，选择合适的算法，并在此基础上改进，进一步设计详细的实现方案；  第三阶段（05-08周）：熟悉数据特点及相应算法框架，完成方案算法的编程实现，进行中期检查；  第四阶段（09-11周）：完成模型实验验证模块的编程实现，并对结果进行评估；  第五阶段（12-15周）：完成毕业设计论文的撰写，进行答辩。 | | | | | | | |
| 指导教师签字 | |  | | 日期 | 2019 年 3 月 10 日 | | |

**北 京 邮 电 大 学**

**本科毕业设计（论文）答辩决议书**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 学院 | 计算机学院 | | | 专业 | | 计算机科学与技术 | | 班级 | | 2015211307 |
| 学生姓名 | 王睿嘉 | | | 学号 | | 2015211906 | | 班内序号 | | 31 |
| 毕业设计  （论文）题目 | （中文）异质信息网络中的相似性推荐算法研究 | | | | | | | 百分制成绩 | |  |
| （英文）Research on Similarity Recommendation Algorithm in Heterogeneous Information Network | | | | | | | 五级分制成绩 | |  |
| 指导教师姓名 | 石川 | 所在单位 | | | | 计算机学院 | | 职称 | | 教授 |
| 指导教师评语： | | | | | | | | | | |
| 指导教师评分(满分40分) |  | | 签字 | |  | | 日期 | | 年 月 日 | |
| 答辩小组评语：  答辩小组评分： 组长职称： 签字：  (满分60分) 成员职称： 签字：  成员职称： 签字：  成员职称： 签字：  成员职称： 签字：  年 月 日 | | | | | | | | | | |

**北 京 邮 电 大 学**

**本科毕业设计（论文）诚信声明**

本人声明所呈交的毕业设计（论文），题目《异质信息网络中的相似性推荐算法研究》是本人在指导教师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。尽我所知，除了文中特别加以标注和致谢中所罗列的内容以外，论文中不包含其他人已经发表或撰写过的研究成果，也不包含为获得北京邮电大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。

申请学位论文与资料若有不实之处，本人承担一切相关责任。

本人签名： 日期：

**异质信息网络中的相似性推荐算法研究**

**摘 要**

推荐是解决信息过载的有效方法，被广泛应用于电子商务和互联网服务中。作为重要的数据挖掘任务，推荐系统包括许多对象类型及对象间的丰富交互关系，可以自然而然地利用异质信息网络（Heterogeneous Information Network）建模。而异质信息网络优越的信息综合能力及丰富的语义信息，进一步使得更准确的推荐成为可能。但是，现有异质信息网络的推荐算法大多聚焦于用户和物品间的交互信息，即购买历史，而这在实际应用中仅能反映用户口味和物品特性的一个方面。因此，为深入挖掘不同方面的语义关系相似性，Neural network based Aspect-level Collaborative Filtering model (NeuACF)设计了基于元路径的推荐算法，使得推荐模型融合多方面语义信息，得到更加全面精确的结果。

本文首先介绍选题背景及相关技术，从宏观角度回顾推荐领域的经典算法。其次，深入分析NeuACF的具体模型结构，并针对其存在的两点问题，提出相应改进方案。具体地，用户和物品的交互可能性利用点积度量，可能导致相似性的传递特征被破坏。为此，本文引入metric learning，利用距离定义的metric捕捉数据间关系，实现更全方位的信息传递。与此同时，NeuACF使用point-wise损失函数，关注于交互可能性的绝对数值。但对于Top-N推荐而言，相对交互可能性更为重要。因此，本文考虑使用基于负采样的pair-wise损失函数，产生排序更合理的推荐列表。最后，本文在推荐数据集Amazon和MovieLens上，与NeuACF等经典算法进行了大量对比实验，验证了所提模型的优越性。

**关键词** 推荐 异质信息网络 度量学习

**Research on Similarity Recommendation Algorithm in Heterogeneous Information Network**

**ABSTRACT**

Recommendation is an effective way to address information overload and is widely used in e-commerce and Internet services. As an important data mining task, the recommendation system includes many object types and rich interactions between objects, which can be naturally modeled using the Heterogeneous Information Network (HIN). The superior information integration capability and rich semantic information of HIN further empower more exact recommendation. However, the existing HIN recommendation algorithms mainly focus on the interaction information between users and items, that is, purchase history. And this can only reflect one aspect of users’ taste and the characteristics of items in practical applications. Therefore, in order to dig deeper into the semantic similarity of various aspects, the Neural network based Aspect-level Collaborative Filtering model (NeuACF) designed a recommendation algorithm based on the meta-path, which makes the recommendation model fuse multiple aspects of semantic information and obtain more comprehensive and accurate results.

This paper first introduces the background of the topic and related technologies, and reviews the classic algorithms in the recommendation field from a macro perspective. Secondly, it analyzes the specific model structure of NeuACF in depth, and proposes the corresponding improvement schemes for its two problems. In particular, the possibilities of interaction between users and items utilize a dot product metric that may result in the destruction of the transfer characteristics of the similarity. To this end, this paper introduces metric learning, using the metric defined by the distance to capture the relationship between data, to achieve a more comprehensive information transmission. At the same time, NeuACF uses a point-wise loss function to highlight the absolute value of the interaction possibilities. But for Top-N recommendation, the relative interaction possibilities are more important. Therefore, this paper considers using a pair-wise loss function based on negative sampling to produce a more reasonable list of recommendation. Finally, this paper has carried out extensive comparative experiments with the classical algorithms such as NeuACF on the recommended datasets Amazon and MovieLens, and verifies the superiority of the proposed model.

**KEY WORDS** recommendation heterogeneous information network metric learning

**目 录**

[第一章 引言 1](#_Toc7953803)

[1.1 课题背景 1](#_Toc7953804)

[1.1.1 研究意义 1](#_Toc7953805)

[1.1.2 研究现状 1](#_Toc7953806)

[1.2 课题任务 2](#_Toc7953807)

[1.2.1 课题内容 2](#_Toc7953808)

[1.2.2 本人承担任务 2](#_Toc7953809)

[1.3 论文结构 3](#_Toc7953810)

[第二章 相关技术介绍 4](#_Toc7953811)

[2.1 异质信息网络 4](#_Toc7953812)

[2.1.1 基本定义 4](#_Toc7953813)

[2.1.2 元路径 5](#_Toc7953814)

[2.2 Neural network based Aspect-level Collaborative Filtering model（NeuACF） 6](#_Toc7953815)

[2.3 度量学习 6](#_Toc7953816)

[2.4 本章小结 6](#_Toc7953817)

[第三章 系统的需求分析 7](#_Toc7953818)

[3.1 系统用户角色分析（可选） 7](#_Toc7953819)

[3.1.1 XXXXX 7](#_Toc7953820)

[3.2 系统功能需求分析 7](#_Toc7953821)

[3.3 系统非功能需求分析 7](#_Toc7953822)

[3.4 XXXXXX 7](#_Toc7953823)

[3.n 本章小结 7](#_Toc7953824)

[第四章 系统的总体设计 8](#_Toc7953825)

[4.1 系统网络结构设计 8](#_Toc7953826)

[4.1.1 XXXXX 8](#_Toc7953827)

[4.2 系统软件层次架构设计 8](#_Toc7953828)

[4.3 系统功能模块设计 8](#_Toc7953829)

[4.4 系统的数据库设计 9](#_Toc7953830)

[4.5 系统的界面设计 9](#_Toc7953831)

[4.n 本章小结 9](#_Toc7953832)

[第五章 系统主要功能模块的详细设计与实现 10](#_Toc7953833)

[5.1 XXXXX模块的详细设计与实现 10](#_Toc7953834)

[5.1.1 XXXXX 10](#_Toc7953835)

[5.2 XXX模块的详细设计与实现 10](#_Toc7953836)

[5.3 XX模块的详细设计与实现 10](#_Toc7953837)

[5.4 XXXXX模块的详细设计与实现 10](#_Toc7953838)

[5.n 本章小结 10](#_Toc7953839)

[第6章 系统测试 11](#_Toc7953840)

[6.1 系统测试方法介绍 11](#_Toc7953841)

[6.2 系统的功能测试 11](#_Toc7953842)

[6.3 系统的性能测试 11](#_Toc7953843)

[6.n 本章小结 11](#_Toc7953844)

[第N章 结束语 12](#_Toc7953845)

[N.1 论文工作总结 12](#_Toc7953846)

[N.2 问题和展望 12](#_Toc7953847)

[参考文献 13](#_Toc7953848)

[致 谢 15](#_Toc7953849)

[附 录 16](#_Toc7953850)

[外 文 资 料 17](#_Toc7953851)

[外 文 译 文 18](#_Toc7953852)

# 引言

## 1.1 课题背景

### 1.1.1 研究意义

推荐是解决信息过载的有效方法，被广泛应用于电子商务和互联网服务中。作为重要的数据挖掘任务，推荐系统包括许多对象类型（如电影推荐中的用户、电影、演员和导演等）及对象间的丰富交互关系（如观看信息、社交信息和属性信息等）。因此，融合更多信息进行混合推荐是解决数据稀疏性的有效技术。

近年来，大量涌现的社会媒体网站包含许多不同类型对象间的复杂交互，将这些对象建模为同质网络是很困难的。作为半结构化的表示方法，异质信息网络（Heterogeneous Information Network），即多种类型节点和链路的建模方式，可以有效建模和处理复杂多样的数据。其次，与同质网络相比，异质网络可以融合更多类型的对象及其复杂交互关系，也可以融合多个社交网络平台的信息。最后，异质信息网络包含丰富的语义，将导致更细微的知识发现。因此，异质信息网络作为有效的信息融合方法可以用于整合推荐系统中的对象和关系，可能产生更加准确的推荐结果。

### 1.1.2 研究现状

传统的推荐系统通常仅利用用户-物品评分反馈信息进行推荐。协同过滤[1]是最普及的技术之一，其基本假设是：有着相似购买历史的用户会倾向于购买相似的物品。为捕捉相似用户的购买偏好，隐因子模型（如矩阵分解）[2,3]应运而生，并在推荐系统中表现出令人瞩目的性能。具体地，它将用户-物品评分矩阵分解为两个低秩的用户因子和物品因子，然后利用隐因子进行预测。由于隐因子模型极易受数据稀疏性影响，随着社交媒体的普及，越来越多的研究人员通过整合辅助信息扩展隐因子模型，如异质网络推荐系统[4]。

近年来，异质信息网络，即多种类型节点和链路的建模方式，在数据挖掘领域大放异彩。作为重要的数据挖掘任务，推荐系统包括许多对象类型（如电影推荐中的用户、电影、演员和导演等）及对象间的丰富交互关系（如观看信息、社交信息和属性信息等），可以自然而然地利用异质信息网络建模。而异质信息网络优越的信息综合能力及丰富的语义信息使得更准确的推荐成为可能。

元路径（meta-path），即连接两类对象的关系组合，被广泛用于异质信息网络中的语义信息建模和关系抽取。Shi等人[5]实现了一个基于语义的推荐系统HeteRecom，利用元路径的语义信息来评估电影间的相似性。此外，考虑属性值，如链接上的评分，他们进一步将推荐系统建模为加权异质信息网络，并提出基于语义路径的个性化推荐方法SemRec[6]。为充分利用关系异质性，Yu等人[7]引入基于元路径的隐特征来表示沿不同类型路径的用户和物品间的连接，然后利用贝叶斯排名优化技术在全局和个性化水平上定义推荐模型。同样基于元路径，NeuACF[8]利用深度神经网络模拟和融合不同方面级别的隐因子，从不同方面表示用户偏好和物品特征，并自动确定其重要性。

许多方法利用异质信息网络来融合各种信息。结合不同上下文，Jamali等人[9]提出基于上下文的矩阵分解模型，考虑每个实体的一般隐因子和依赖于上下文的隐因子。使用用户隐式反馈数据，Yu等人[7]进一步解决全局和个性化实体推荐问题。根据相关的兴趣组，Ren等人[10]提出基于簇的引用推荐框架来预测每个查询在书目网络中的引用。同样，Wu等人[11]结合兴趣组信息，利用图表摘要和基于内容的聚类方法来进行媒体推荐。此外，利用多种类型的关系，Luo等人[12]提出一种社交协同过滤算法。

总的来说，大多数异质信息网络的相似性推荐算法集中在简单的网络结构（如二分或星型模式）和粗糙的语义建模（如元路径）上。但很多实际数据，特别是电子商务数据，所构建的异质信息网络包含很多节点和边类型，没有简单的网络模式。这种无模式异质信息网络带来了很多新的研究问题，如多种类型对象关系的管理及元路径的自动产生等，与此同时也亟需更强大的语义建模和分析方法挖掘丰富细致的语义信息。

## 1.2 课题任务

### 1.2.1 课题内容

本课题的主要内容是改进基于异质信息网络的推荐算法，使得推荐模型更好地融合多种语义信息，得到更加全面准确的结果。

为此，首先阅读异质信息网络综述，了解异质信息网络中的关键理论及相似性推荐算法的研究现状。建立了宏观概念后，有选择地调研相关论文，具体学习部分相似性推荐算法。在此基础上，对比分析现有的相似性推荐算法，选取合适的算法并改进。最终，完成相应改进模型的编码工作，并进行实验验证及结果评估。

### 1.2.2 本人承担任务

首先，了解课题背景及意义，调研相似性推荐算法，完成开题工作。

其次，基于对现有算法的分析，选择NeuACF作为基本模型，并剖析其存在的问题。具体地，NeuACF中，用户和物品的交互可能性是利用embedding间的点积来度量的。由于点积本身所固有的缺陷——不满足三角不等式，可能导致相似性的传递特征被破坏，从而限制模型效果的提升。与此同时，NeuACF使用point-wise损失函数，关注于交互可能性的绝对数值。但对于Top-N推荐而言，相对交互可能性更为重要，因而通过修改损失函数显式捕捉排序信息，可能产生更为精准的推荐列表。

针对分析所得结论，进一步完成相应改进方案的详细设计。具体地，引入metric learning，利用距离定义的metric捕捉数据间关系，弥补点积的不足，从而实现更全方位的信息传递。与此同时，使用基于负采样的pair-wise损失函数替换point-wise损失函数，产生排序更合理的推荐列表。

确定改进方案后，熟悉数据特点及相应算法框架。编码实现模型，完成中期报告及答辩。

最终，基于经典数据集进行实验验证，并对推荐结果进行分析评估，完成并提交毕业设计论文、相关文档及源程序，进行答辩。

## 1.3 论文结构

本文除引言外，后续内容可分为四个章节：

第二章主要介绍模型相关的背景技术，包括异质信息网络的关键概念、基本模型NeuACF的具体框架及度量学习的基础知识。

第三章主要介绍模型的改进方案。首先，阐述NeuACF存在的问题与不足，及其可能对模型性能产生的不良影响。其次，介绍如何结合先进方法完善NeuACF，及其背后相应的理论原因。

第四章主要介绍在经典数据集Amazon和MovieLens上所进行的对比实验，并对所得推荐结果进行解释分析，总结模型的优点及问题。

第五章，作为最后一个章节，对本文进行回顾，综合评价模型的创新点及进一步的优化方向，并对异质信息网络推荐算法的未来发展进行展望。

# 第二章 相关技术介绍

## 2.1 异质信息网络

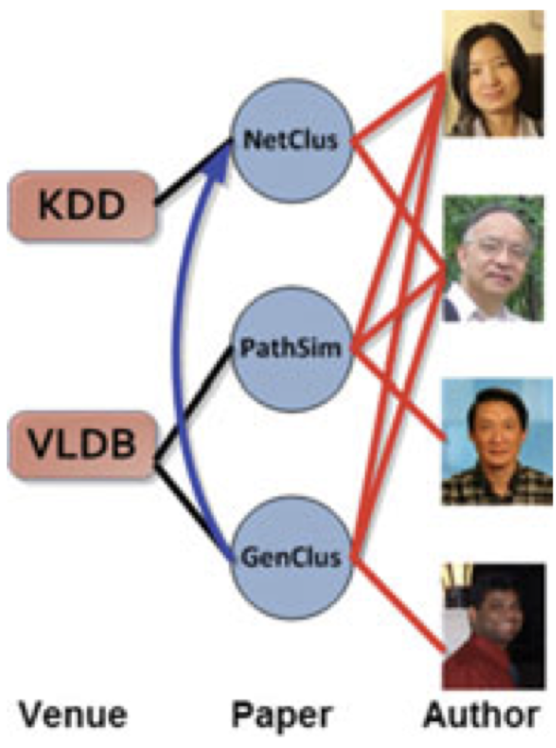
### 2.1.1 基本定义

众所周知，大多数实际系统通常由许许多多交互的、多类别的部件组成，如社交活动、计算机系统和生物网络等。在这些系统中，交互的部件构成信息网络。而无处不在的信息网络，形成了现代信息基础设施的重要组成部分，从而吸引了研究人员的广泛关注。一个信息网络代表现实世界中对象及其之间交互的抽象，正式定义如下：

**定义2.1**（信息网络[13,14])：信息网络定义为一个有向图,并具有对象类型的映射函数和链路类型的映射函数。每个对象属于对象类型集合中的某特定对象类型，每个链路属于关系类型集合中的某特定关系类型。如果两链路属于同一关系类型，那么这两个链路的始末对象类型分别相同。

为明确区分信息网络中的对象和关系类型，提出了异质/同质信息网络的概念，定义如下：

**定义2.2**（异质/同质信息网络）：若信息网络的对象类型数或关系类型数，那么称为异质信息网络；否则，称为同质信息网络。

（a）网络实例 （b）网络架构

图2-1 文献数据的异质信息网络[20]

图2-1是文献数据的异质信息网络示例[13]。一个文献信息网络，如从DBLP1中抽取的涉及计算机科学研究人员的文献网络，是典型的异质网络，它包括三种类型的实体：论文、会议和作者。对于每篇论文，都有到相应作者集合和会议的链路，这些链路属于链路类型的集合。

为更好地理解复杂异质信息网络中的对象和链路类型，有必要提供元层次（即模式层次）的网络描述。因此，进一步以网络模式来描述网络元结构：

**定义2.3**（网络模式[13, 14]）：网络模式记为，是信息网络的元结构，并有对象类型映射和链路类型映射。网络模式是定义在对象类型集合上的有向图，以上的关系为边。

异质信息网络的网络模式强调了对象集合与对象间关系类型的限定，这些限定使异质信息网络半结构化，并指导网络的语义探索。遵循某网络模式的信息网络称为网络模式的实例。对于从对象类型到对象类型的链路类型，即，和分别是链路类型的源对象类型和目标对象类型，可分别记为和。自然地，有逆关系。通常，不等于，除非是对称的。

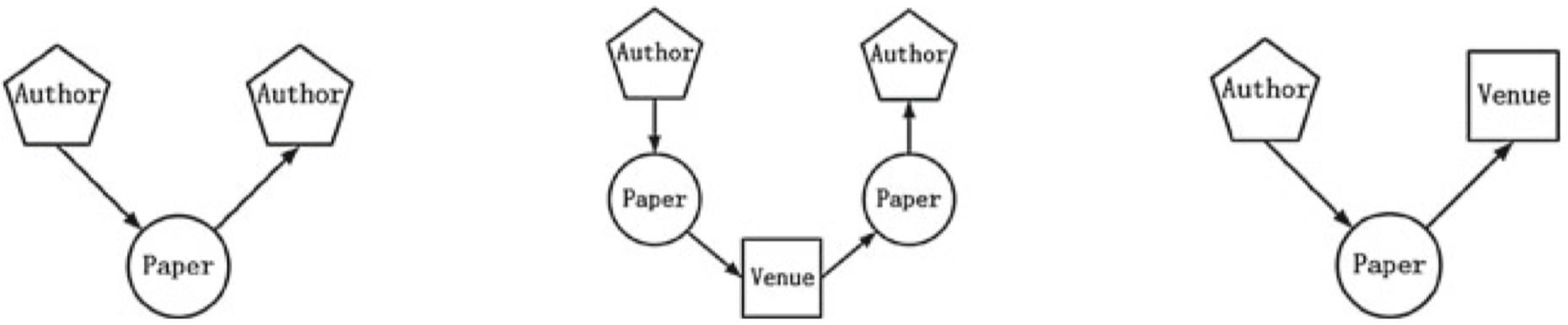
如上所述，图2-1（a）展示了文献数据中真实对象及其之间的联系，图2-1（b）展示了文献数据相应网络模式，且图2-1（a）是图2-1（b）的网络实例。在此示例中，包含三种类型对象：论文（），作者（）和会议（）。链路连接不同类型的对象，由两种对象类型间的关系定义。 例如，作者和论文间的链路表示写或被写关系，而会议和论文间的链路表示发表或发表于关系。

### 2.1.2 元路径

与同质网络不同，异质网络中两对象可通过不同的路径连接，这些路径具有不同的实际意义，从而以元路径分类：

**定义2.4**（元路径[15]）：元路径是在模式上定义的路径，记为。同时，定义对象间的复合关系，其中表示关系上的合成运算。

简单起见，若同一组对象类型间没有多种关系类型，可以使用对象类型表示元路径：。例如，图2-1（a）中作者在会议上发表论文，可以利用长度为2的元路径，或简写来描述。类似地，对象和间的具体路径是相关路径的路径实例。如果在中，对于每个，都有，且每个链路都属于关系，则记。当由元路径定义的关系是对称时（即等于），元路径是对称路径，如和。



(a) APA (b) APVPA (c) APV

图2-2 文献数据的元路径示例[20]

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 路径实例 | 元路径 | 实际意义 |
| 孙-NetClus-韩 | 作者-论文-作者 | 作者合作同一篇论文 |
| 孙-PathSim-VLDB-PathSim-韩  孙-PathSim-VLDB-GenClus-阿加沃尔 | 作者-论文-会议-论文-作者 | 作者在同一会议发表论文 |
| 孙-NetClus-KDD  孙-PathSim-VLDB | 作者-论文-会议 | 作者在一个会议上发表论文 |

表2-1 关于文献数据的元路径示例及其实际意义

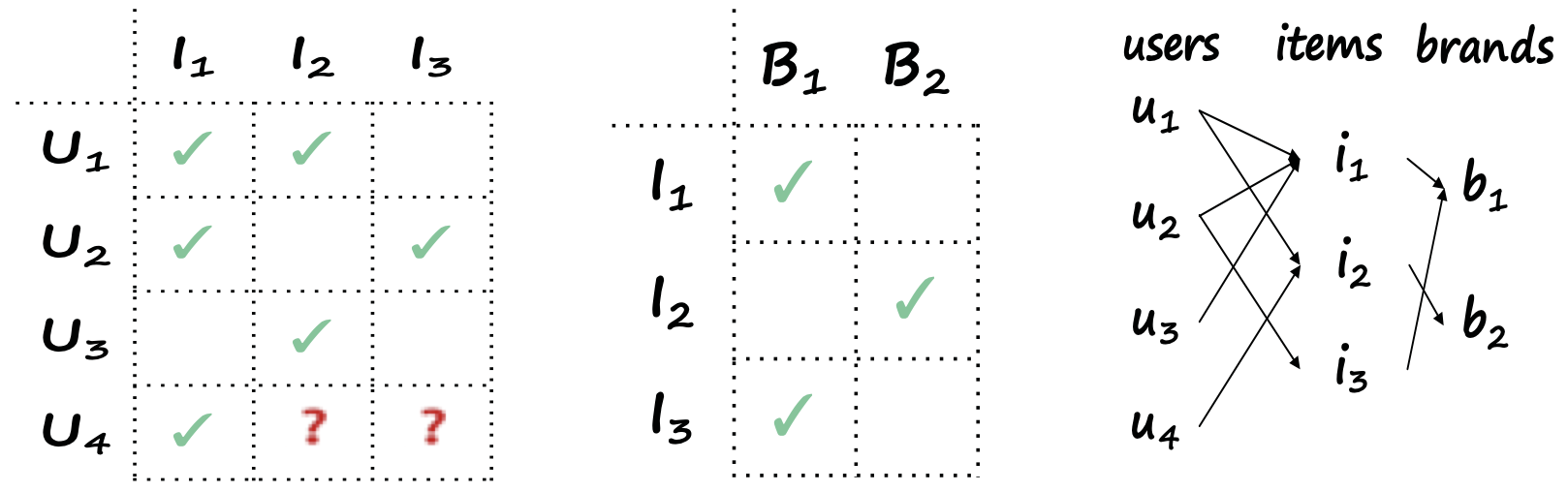
以图2-2所示的元路径为例，作者可以通过相应元路径连接，如“作者-论文-作者”路径，“作者-论文-会议-论文-作者”路径等。此外，表2-1说明了元路径的路径实例和相应语义。显然，这些路径的语义不同。路径指作者合作了一篇论文（即合作作者关系），而路径指作者在同一会议发表论文。

元路径包含丰富语义是异质网络的一个重要特征。基于不同的元路径，对象具有不同的连接关系和相应的路径语义，这可能会对数据挖掘任务的结果产生影响。例如，基于不同元路径评估作者间的相似性得分是不同的[15]。根据路径，共同发表论文的作者更相似，而根据路径，在同一会议发表论文的作者将更相似。作为一个独特的特征和有效的语义捕捉工具，元路径已被广泛使用在异质网络的信息挖掘中，如相似性度量[17, 15]、聚类[18]和分类[19]等。

## 2.2 Neural network based Aspect-level Collaborative Filtering model（NeuACF）

经广泛调研后，本文选择NeuACF作为基础模型，并加以改进。因此，本节具体介绍NeuACF的基本思想及模型结构。

虽然现有的隐因子模型在推荐领域表现出了强劲性能，但它们通常只挖掘购买历史的信息，而这仅从一个方面反映用户偏好和物品特征。但是，用户和物品的隐因子源于实际应用的不同方面。这些方面，从不同角度反映用户偏好和物品特征。因此，隐因子模型应利用来自不同方面的信息。以图2-3为例，进一步说明多方面信息的重要性。如果仅利用图2-3（a）中的交互矩阵（即购买历史），会推断出用户将购买物品和。然而，若考虑到图2-3（b）所示的品牌信息时，可以发现物品可能更受用户喜爱，因为物品和属于同一品牌。



（a）用户-物品交互矩阵 （b）物品-品牌关系矩阵 （c）异质信息网络

图2-3 用户-物品方面级交互关系示例[8]

尽管全面利用各方面信息是极有价值的，但面临两个严峻挑战。其一，如何提取不同方面级的信息。其二，如何从不同方面学习和融合隐因子。即使能够提取出不同方面的特征，学习相应的隐因子并实现有效融合仍不是一件易事。虽然可以利用矩阵分解学习隐因子，但它只能学习“浅层”的隐因子。

为解决上述挑战，基于深度神经网络的NeuACF应运而生，可以有效提取和融合不同方面级的隐因子。具体地，推荐系统中不同类型的对象和其之间的交互被建模为异质信息网络，并利用元路径[15]从不同方面提取用户和物品特征。如图2-3（c）所示，可以通过用户-物品-用户路径，从购买历史角度提取用户的隐特征。此外，进一步利用深度神经网络捕捉复杂的非线性关系，为用户和物品学习不同方面级的隐因子，并基于注意力机制实现有效融合，进行Top-N推荐。

**2.2.1 模型框架**

NeuACF模型包含三个主要步骤。首先，基于推荐系统中丰富的用户-物品交互信息构造异质信息网络，并在不同元路径下计算不同方面级的相似性矩阵，以反映用户和物品的不同方面级特征。接下来，利用深度神经网络，以所得相似性矩阵为输入，分别学习方面级隐因子。最后，结合注意力机制融合方面级隐因子，获得用户和物品的最终表示。接下来，详细说明以上三个步骤。

**2.2.2 方面级相似性矩阵计算**

给定元路径，选择相似性矩阵提取方面级特征。原因有二，其一，相似性度量可以减弱噪声；其二，相似性数值在之间，便于隐因子学习。因此，使用PathSim[15]计算方面级相似性矩阵，如基于元路径User-Item-Brand-Item-User（）和Item-Brand-Item（）可以提取品牌方面特征。

**2.2.3 方面级隐因子学习**

已计算出不同方面级用户-用户和物品-物品相似性矩阵，接下来需要利用它们学习相应隐因子，架构如图2-4所示：

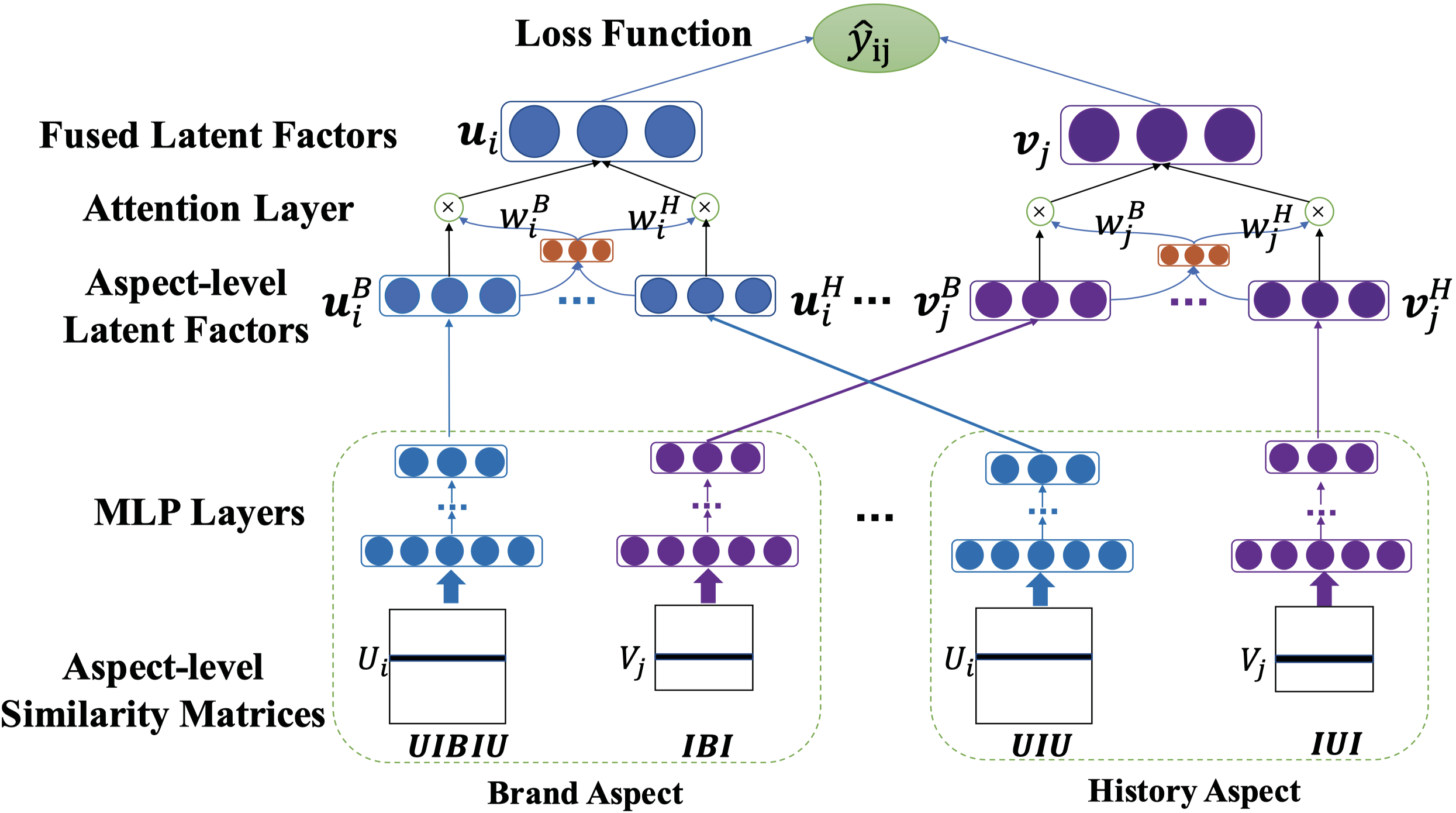


图2-4 NeuACF中的深度神经网络架构

具体地，以方面级相似性矩阵作为多层感知器（Multi-Layer Perceptron，MLP）的输入。相应地，方面级隐因子为其输出。以元路径下的用户相似性矩阵为例，用户以维的向量表示，该向量反映用户与所有其他用户的相似性。其中，是用户总数。MLP将用户的初始相似性向量投影到低维方面级隐因子。在MLP的每层中，输入向量被投影为新空间中的一个向量。形式化如下，给定初始输入向量和隐藏层，其中代表第层，可以通过以下多层映射来学习最终的方面级隐因子：

其中，和分别是第层的权重矩阵和偏置，是隐藏层的激活函数。从图2-4中的架构可以看出，对于用户和物品的每个方面级相似性矩阵，均存在相应的MLP学习该方面级隐因子。

**2.2.4 基于注意力机制的方面级隐因子融合**

已获得用户和物品的方面级隐因子后，接下来需要将它们融合形成最终的表示。比较简单的方法是直接拼接所有方面级隐因子，或者平均所有方面级隐因子。但是，这两种方法都没有区分不同方面的重要性。这显然是不合理的，因为并非所有方面对于推荐都是有意义的。因此，考虑利用先进的注意力机制融合方面级隐因子。

注意力机制在多种机器学习任务中都表现出了优越的特性，如机器翻译[21]。基于注意力机制，可以为所有方面级隐因子分配合适的权重：较高（较低）权重反映相应方面对于推荐是信息量充足（信息量匮乏）的。具体地，利用用户的品牌方面隐因子，通过双层注意力网络计算相应权重：

其中，是权重矩阵，是偏置。

利用Softmax函数归一化，从而获得各方面级隐因子的最终权重，即方面对用户最终表示的贡献：

其中，是方面集合。

获得用户的所有方面级隐因子的权重后，可以计算最终表示：

**2.2.5 模型优化**

将Top-N推荐建模为分类问题，该问题预测用户与物品间的交互概率。为确保输出值是概率，需要将输出约束在内。使用Logistic函数作为输出层的激活函数，根据下式计算用户和物品间的交互概率：

其中，和分别是用户和物品的最终表示。

在所有训练集上，似然函数是：

其中，和分别是正负实例集合，是参数集合。

利用似然函数的负对数形式，得到point-wise损失函数：

其中，是实例的ground truth，是预测结果。上式即为模型的目标函数，可以通过随机梯度下降或其变种技术来优化。

## 2.3 度量学习

## 

## 2.4 本章小结

（从第二章到结束语前，每章结束后要有一个小结，对本章的内容进行总结。）

# 第三章 系统的需求分析

## 3.1 系统用户角色分析（可选）

### 3.1.1 XXXXX

正文：采用宋体小四号字，段落按照“首行缩进”2 字符格式设置，1.2倍行距。

理工科专业要求15000 汉字以上；经管文法类专业要求20000 汉字；英语、日语专业要求7000词以上。（不含图表、程序和计算数字）。

（3）图：每一图应有简短确切的图名，图中标注可采用中文或英文。图名的英文字体为五号Times New Roman ，中文字体为五号楷体。引用图应在图名的右上角标明文献来源。图中坐标上标注的符号和缩略词必须与正文中一致。图序号一律采用阿拉伯数字分章依序编排，如：图3－2 为第三章第二图。如果图中含有几个不同部分，应将分图序号标注在分图的左上角，并在图名下列出各分图图名。绘图必须工整、清晰、规范。示意图应能清楚反映图示内容；照片应在右下角标明放大比例；实验结果曲线图应制成方框图。

（4）表：表序号一律采用阿拉伯数字分章依序编排，如：表5－4 为第五章第四表。每张表格1.1.2 研究意义

## 3.2 系统功能需求分析

## 3.3 系统非功能需求分析

## 3.4 XXXXXX

## 3.n 本章小结

# 第四章 系统的总体设计

## 4.1 系统网络结构设计

### 4.1.1 XXXXX

正文：采用宋体小四号字，段落按照“首行缩进”2 字符格式设置，1.2倍行距。

理工科专业要求15000 汉字以上；经管文法类专业要求20000 汉字；英语、日语专业要求7000词以上。（不含图表、程序和计算数字）。

（4）表：表序号一律采用阿拉伯数字分章依序编排，如：表5－4 为第五章第四表。每张表格1.1.2 研究意义

## 4.2 系统软件层次架构设计

## 4.3 系统功能模块设计

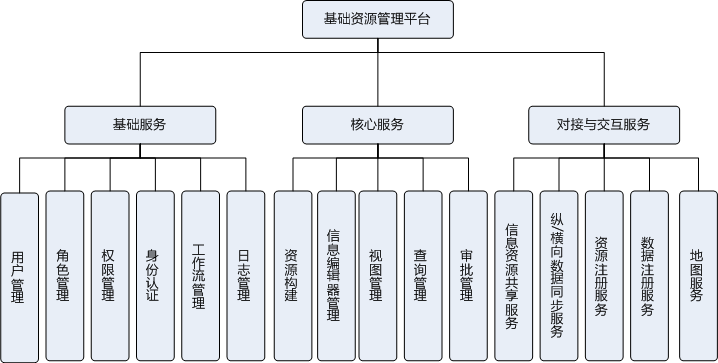


图 4-1 平台功能模块图示例

图：每一图应有简短确切的图名，图中标注可采用中文或英文。图名的英文字体为五号Times New Roman ，中文字体为五号楷体。引用图应在图名的右上角标明文献来源。图中坐标上标注的符号和缩略词必须与正文中一致。图序号一律采用阿拉伯数字分章依序编排，如：图3－2 为第三章第二图。如果图中含有几个不同部分，应将分图序号标注在分图的左上角，并在图名下列出各分图图名。绘图必须工整、清晰、规范。示意图应能清楚反映图示内容；照片应在右下角标明放大比例；实验结果曲线图应制成方框图。

## 4.4 系统的数据库设计

## 4.5 系统的界面设计

……

## 4.n 本章小结

# 第五章 系统主要功能模块的详细设计与实现

## 5.1 XXXXX模块的详细设计与实现

### 5.1.1 XXXXX

正文：采用宋体小四号字，段落按照“首行缩进”2 字符格式设置，1.2倍行距。

理工科专业要求15000 汉字以上；经管文法类专业要求20000 汉字；英语、日语专业要求7000词以上。（不含图表、程序和计算数字）。

（3）图：每一图应有简短确切的图名，图中标注可采用中文或英文。图名的英文字体为五号Times New Roman ，中文字体为五号楷体。引用图应在图名的右上角标明文献来源。图中坐标上标注的符号和缩略词必须与正文中一致。图序号一律采用阿拉伯数字分章依序编排，如：图3－2 为第三章第二图。如果图中含有几个不同部分，应将分图序号标注在分图的左上角，并在图名下列出各分图图名。绘图必须工整、清晰、规范。示意图应能清楚反映图示内容；照片应在右下角标明放大比例；实验结果曲线图应制成方框图。

（4）表：表序号一律采用阿拉伯数字分章依序编排，如：表5－4 为第五章第四表。每张表格1.1.2 研究意义

## 5.2 XXX模块的详细设计与实现

## 5.3 XX模块的详细设计与实现

## 5.4 XXXXX模块的详细设计与实现

……

## 5.n 本章小结

# 第6章 系统测试

## 6.1 系统测试方法介绍

## 6.2 系统的功能测试

## 6.3 系统的性能测试

…….

## 6.n 本章小结

# 第N章 结束语

## N.1 论文工作总结

本文分析了XXX，论述了XXX，讨论了XXX，给出了XXX，提出了XXX，设计了XXX，编码实现了XXX，组织实施了XXX，等

本文取得的主要成果有：（注意：是“成果”，不是你做的工作）

1. XXX
2. XXX

本人在该项目中的主要工作有：

1. XXX
2. XXX

## N.2 问题和展望

# 参考文献

[1] Hu Y, Koren Y, Volinsky C. Collaborative Filtering for Implicit Feedback Datasets[C]//ICDM. 2008, 8: 263-272.

[2] Koren Y, Bell R, Volinsky C. Matrix factorization techniques for recommender systems[J]. Computer, 2009 (8): 30-37.

[3] Koren Y. Factorization meets the neighborhood: a multifaceted collaborative filtering model[C]//Proceedings of the 14th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2008: 426-434.

[4] Shi C, Liu J, Zhuang F, et al. Integrating heterogeneous information via flexible regularization framework for recommendation[J]. Knowledge and Information Systems, 2016, 49(3): 835-859.

[5] Shi C, Zhou C, Kong X, et al. Heterecom: a semantic-based recommendation system in heterogeneous networks[C]//Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2012: 1552-1555.

[6] Shi C, Zhang Z, Ji Y, et al. SemRec: a personalized semantic recommendation method based on weighted heterogeneous information networks[J]. World Wide Web, 2019, 22(1): 153-184.

[7] Yu X, Ren X, Sun Y, et al. Personalized entity recommendation: A heterogeneous information network approach[C]//Proceedings of the 7th ACM international conference on Web search and data mining. ACM, 2014: 283-292.

[8] Han X, Shi C, Wang S, et al. Aspect-Level Deep Collaborative Filtering via Heterogeneous Information Networks[C]//IJCAI. 2018: 3393-3399.

[9] Jamali M, Lakshmanan L. HeteroMF: recommendation in heterogeneous information networks using context dependent factor models[C]//Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web. ACM, 2013: 643-654.

[10] Ren X, Liu J, Yu X, et al. Cluscite: Effective citation recommendation by information network-based clustering[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2014: 821-830.

[11] Wu J, Chen L, Yu Q, et al. Trust-aware media recommendation in heterogeneous social networks[J]. World Wide Web, 2015, 18(1): 139-157.

[12] Luo C, Pang W, Wang Z, et al. Hete-cf: Social-based collaborative filtering recommendation using heterogeneous relations[C]//2014 IEEE International Conference on Data Mining. IEEE, 2014: 917-922.

[13] Sun Y, Han J. Mining heterogeneous information networks: a structural analysis approach[J]. Acm Sigkdd Explorations Newsletter, 2013, 14(2): 20-28.

[14] Sun Y, Yu Y, Han J. Ranking-based clustering of heterogeneous information networks with star network schema[C]//Proceedings of the 15th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2009: 797-806.

[15] Sun Y, Han J, Yan X, et al. Pathsim: Meta path-based top-k similarity search in heterogeneous information networks[J]. Proceedings of the VLDB Endowment, 2011, 4(11): 992-1003.

[16] Li Y, Shi C, Philip S Y, et al. Hrank: a path based ranking method in heterogeneous information network[C]//International Conference on Web-Age Information Management. Springer, Cham, 2014: 553-565.

[17] Shi C, Kong X, Yu P S, et al. Relevance search in heterogeneous networks[C]//Proceedings of the 15th international conference on extending database technology. ACM, 2012: 180-191.

[18] Sun Y, Norick B, Han J, et al. Pathselclus: Integrating meta-path selection with user-guided object clustering in heterogeneous information networks[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data (TKDD), 2013, 7(3): 11.

[19] Kong X, Yu P S, Ding Y, et al. Meta path-based collective classification in heterogeneous information networks[C]//Proceedings of the 21st ACM international conference on Information and knowledge management. ACM, 2012: 1567-1571.

[20] Shi C, Philip S Y. Heterogeneous information network analysis and applications[M]. Springer International Publishing, 2017.

[21] Bahdanau D, Cho K, Bengio Y. Neural machine translation by jointly learning to align and translate[J]. arXiv preprint arXiv:1409.0473, 2014.

1 http://dblp.uni-trier.de/.

# 致 谢

“致谢”两个字之间间隔两格，三号黑体，加粗，居中。致谢主要是对导师和给予指导或协助完成毕业设计（论文）工作的组织和个人表示感谢。文字要简洁、实事求是，切忌浮夸。

# 附 录

附录一般作为学位论文主体的补充，主要包括：正文内过于冗长的公式推导；供读者阅读方便所需要的辅助性的数学工具或重复性数据图表；由于过分冗长而不宜放置在正文中的计算机程序清单；本专业内具有参考价值的资料；论文使用的缩写说明等。附录编于正文后，其页码与正文连续编排。

“附录”两个字之间间隔两格，三号黑体，加粗，居中。

论文的附录依序编排为附录1，附录2……。附录中的图表公式另编排序号，与正文分开。

# 外 文 资 料

外文资料应主要选自近期外文期刊,内容应与毕业设计(论文)内容紧密相关，外文译文不少于5000汉字，外文资料的原件可以为电子版打印稿也可以是原件影印件。

# 外 文 译 文

外文资料应主要选自近期外文期刊，内容应与毕业设计（论文）内容紧密相关，外文译文不少于5000汉字，外文资料的原件可以为电子版的打印稿也可以是原件影印件“外文译文”四个字之间间隔一格，三号黑体，居中。格式要求参照对论文正文内容的要求。

**北 京 邮 电 大 学**

**本科毕业设计（论文）开题报告**

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 学院 | 计算机学院 | 专业 | 计算机科学与技术 | | | 班级 | 2015211307 |
| 学生姓名 | 王睿嘉 | 学号 | 2015211906 | | | 班内序号 | 31 |
| 指导教师姓名 | 石川 | 所在单位 | 计算机学院 | | | 职称 | 教授 |
| 设计（论文）题目 | （中文）异质信息网络中的相似性推荐算法研究 | | | | | | |
| （英文）Research on Similarity Recommendation Algorithm in Heterogeneous Information Network | | | | | | |
| 毕业设计（论文）开题报告内容：  **一、 选题背景和意义**  推荐是解决信息过载的有效方法，被广泛应用于电子商务和互联网服务中。而融合更多信息进行混合推荐是解决数据稀疏性的有效技术。  近年来，大量涌现的社会媒体网站包含许多不同类型对象间的复杂交互，将这些对象建模为同质网络是很困难的。作为半结构化的表示方法，异质信息网络可以有效建模和处理复杂多样的数据。其次，与同质网络相比，异质网络可以融合更多类型的对象及其复杂交互关系，也可以融合多个社交网络平台的信息。最后，异质信息网络包含丰富的语义，将导致更细微的知识发现。因此，异质信息网络作为有效的信息融合方法可以用于整合推荐系统中的对象和关系，可能产生更加准确的推荐结果。  本工作首先调研总结相关异质信息网络推荐算法，了解异质信息网络的数据形式及推荐评价方法。然后，深入挖掘不同元路径下的语义关系相似性，设计基于元路径的推荐算法，使得推荐模型融合多种语义信息，得到更加全面准确结果。   1. **研究现状和目标** 2. **研究现状**   由于大量复杂系统存在广泛的关联数据，信息网络建模与分析成为学术界和工业界的研究热点。很多研究者从不同角度对信息网络展开研究。下面从与本工作密切相关的两个方面，即异质信息网络中的相似性推荐和网络表示学习，分别介绍国内外研究现状。  1.1 异质信息网络中的相似性推荐  传统的推荐系统通常仅利用用户-产品评分反馈信息进行推荐。协同过滤是最普及的技术之一，包括两种方法：基于记忆的方法和基于模型的方法。最近，矩阵分解体现出其在推荐系统中的有效性和效率，它将用户-产品评分矩阵分解为两个低级的用户-特征和产品-特征矩阵，然后利用分解矩阵进行预测。随着社交媒体的普及，越来越多的研究人员通过利用用户间的社交关系研制社交推荐系统。  近年来，异质信息网络（Heterogeneous Information Network），即多种类型节点和链路的建模方式，在数据挖掘领域大放异彩。作为重要的数据挖掘任务，推荐系统包括许多对象类型（如电影推荐中的用户、电影、演员和导演等）及对象间的丰富交互关系（如观看信息、社交信息和属性信息等），可以自然而然地利用异质信息网络建模。而异质信息网络优越的信息综合能力及丰富的语义信息使得更准确的推荐成为可能。  元路径（meta-path），即连接两类对象的关系组合，被广泛用于异质信息网络中的语义信息建模和关系抽取。Shi等人实现了一个基于语义的推荐系统HeteRecom，利用元路径的语义信息来评估电影间的相似性。此外，考虑属性值，如链接上的评分，他们进一步将推荐系统建模为加权异质信息网络，并提出基于语义路径的个性化推荐方法SemRec。为充分利用关系异质性，Yu等人引入基于元路径的隐特征来表示沿不同类型路径的用户和产品间的连接，然后利用贝叶斯排名优化技术在全局和个性化水平上定义推荐模型。同样基于元路径，Burke等人提出在加权混合中包含多个关系的推荐方法。  许多方法利用异质信息网络来融合各种信息。结合不同的上下文，Jamali等人提出基于上下文的矩阵分解模型，考虑每个实体的一般隐因子和依赖于上下文的隐因子。使用用户隐式反馈数据，Yu等人进一步解决全局和个性化实体推荐问题。根据相关的兴趣组，Ren等人提出基于簇的引用推荐框架来预测每个查询在书目网络中的引用。同样，Wu等人结合兴趣组信息，利用图表摘要和基于内容的聚类方法来进行媒体推荐。基于多种异质网络特征，Yang等人使用基于SVMRank的方法将多个特征建模至统一的框架中。利用多种类型的关系，Luo等人提出一种社交协同过滤算法。此外，采用用户和产品的相似性作为正规化，一些工作提出用于推荐的矩阵分解框架。  总的来说，大多数异质信息网络的相似性推荐算法集中在简单的网络结构（如二分或星型模式）和粗糙的语义建模（如元路径）上。但很多实际数据，特别是电子商务数据，所构建的异质信息网络包含很多节点和边类型，没有简单的网络模式。这种无模式异质信息网络带来了很多新的研究问题，如多种类型对象关系的管理及元路径的自动产生等，与此同时也亟需更强大语义建模和分析方法挖掘丰富细致的语义信息。  1.2 网络表示学习  网络表示学习是把网络节点映射到一个低维向量空间，从而用低维向量来表示网络中的节点。网络表示学习使得学习到的节点表示能保持网络中的有效结构及性质等信息，并能够与许多传统机器学习技术实现完美耦合，因此成为近些年数据挖掘研究领域的热点问题。  不同于传统的网络表示学习普遍采用浅层模型，图神经网络采用深度神经网络模型分析图数据，具有更好的学习能力，并有可能融合知识实现推理功能，因此成为近些年的研究热点。图卷积网络作为图神经网络的重要分支被广泛研究，其主要分为Spectral方法和Spatial方法。在Spectral方法中，相关研究对图的拉普拉斯矩阵进行特征值分解模拟离散傅里叶变换，将图信号变换到谱域来构建在图结构数据上的“傅里叶基”，从而在图信号上进行卷积操作。ChebNet模型在图谱论基础上，针对傅里叶基运算耗时问题，设计了基于契比雪夫多项式的滤波器，保证算法的时间复杂度与图规模线性相关。GCN模型将ChebNet进行了一阶近似，将邻接矩阵更换成自环的邻接矩阵；作为ChebNet的一种特殊形式，GCN将谱图卷积和空间结构结合以得到更好的节点表示。在Spatial方法中，相关研究使用图的拓扑结构，将相邻节点看作一个集合，节点之间通过特征信息的相互传递，从而学习每个节点的表示。同时，由于注意力机制在许多任务中取得了效果，研究者也试图在图神经网络中使用注意力机制。  总体来看，目前大多数的网络表示学习重点考虑如何更有效地保持网络的结构以及性质等，并在许多任务上都取得优越的效果。因此，如何将先进的网络表示学习方法更好地运用至异质信息网络中的相似性推荐，将是本工作的关键研究内容。   1. **拟解决的主要问题**   围绕研究目标，学习异质信息网络中的相似性推荐、网络表示学习等相关理论知识，掌握相应算法原理，并尝试在异质信息网络上运用GCN产生更好的推荐结果；  学习并搭建深度学习框架TensorFlow；  编程实现模型，并准备经典数据集对模型进行训练。验证算法的有效性，并对结果进行评估，尝试总结模型优缺点；  对算法的不足之处尽可能进行优化。  **三、 研究方法和措施**  根据本课题的研究内容和拟解决的主要问题，决定采用以下方法进行研究：   1. **文献调研**   异质信息网络中的相似性推荐是未接触过的新问题。首先，阅读相关综述，了解异质信息网络中的重要概念，从而对待研究的问题产生宏观上的总体认知。其次，通过进一步阅读相应论文，学习综述所提及的先进且具有代表性的算法，并根据研究目标认真思索解决方法，尝试对现有模型进行改进。   1. **博客参考**   在了解相似性推荐算法的基本实现方法后，对于论文中阐述不够清晰或模型设置不够明确的部分，通过查找相关视频或博客进一步学习。   1. **源码阅读**   参考GitHub上相似性算法的具体实现，从他人的模型中思考如何实现自身的研究目标，如何在已有的基础上实现改进，在阅读源码过程中寻找灵感。   1. **交流讨论**   在模型设计过程中遇到问题或疑惑，可与导师或师兄交流讨论，在其指导下找到相应的解决方法。   1. **代码实现**   有了详细的设计方案后，可以开始算法代码的编写。在实际操作中进一步熟悉框架的使用方法、参数的优化过程等，并在迭代中观察模型的效果，尝试进一步改进与调整。  **四、 进度安排**  第一阶段（01-02周）：阅读相关论文，了解相似性推荐的实现算法，并提交开题报告；  第二阶段（03-04周）：根据调研结果，对比分析现有的相似性推荐算法，选择合适的算法，并在此基础上改进，进一步设计详细的实现方案；  第三阶段（05-08周）：熟悉数据特点及相应算法框架，完成方案算法的编程实现，进行中期检查；  第四阶段（09-11周）：完成模型实验验证模块的编程实现，并对结果进行评估；  第五阶段（12-15周）：完成毕业设计论文的撰写，进行答辩。  **五、 主要参考文献**  1. Shi C, Li Y, Zhang J, et al. A survey of heterogeneous information network analysis[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2017, 29(1): 17-37.  2. Shi C, Zhou C, Kong X, et al. Heterecom: a semantic-based recommendation system in heterogeneous networks[C]//Proceedings of the 18th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2012: 1552-1555.  3. Shi C, Zhang Z, Ji Y, et al. SemRec: a personalized semantic recommendation method based on weighted heterogeneous information networks[J]. World Wide Web, 2019, 22(1): 153-184.  4. Yu X, Ren X, Sun Y, et al. Personalized entity recommendation: A heterogeneous information network approach[C]//Proceedings of the 7th ACM international conference on Web search and data mining. ACM, 2014: 283-292.  5. Burke R, Vahedian F, Mobasher B. Hybrid recommendation in heterogeneous networks[C]//International Conference on User Modeling, Adaptation, and Personalization. Springer, Cham, 2014: 49-60.  6. Jamali M, Lakshmanan L. HeteroMF: recommendation in heterogeneous information networks using context dependent factor models[C]//Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web. ACM, 2013: 643-654.  7. Ren X, Liu J, Yu X, et al. Cluscite: Effective citation recommendation by information network-based clustering[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. ACM, 2014: 821-830.  8. Wu J, Chen L, Yu Q, et al. Trust-aware media recommendation in heterogeneous social networks[J]. World Wide Web, 2015, 18(1): 139-157.  9. Luo C, Pang W, Wang Z, et al. Hete-cf: Social-based collaborative filtering recommendation using heterogeneous relations[C]//2014 IEEE International Conference on Data Mining. IEEE, 2014: 917-922.  10. Shi C, Wang R, Li Y, et al. Ranking-based clustering on general heterogeneous information networks by network projection[C]//Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management. ACM, 2014: 699-708.  11. Bruna J, Zaremba W, Szlam A, et al. Spectral networks and locally connected networks on graphs[J]. arXiv preprint arXiv:1312.6203, 2013.  12. Defferrard M, Bresson X, Vandergheynst P. Convolutional neural networks on graphs with fast localized spectral filtering[C]//Advances in neural information processing systems. 2016: 3844-3852.  13. Kipf T N, Welling M. Semi-supervised classification with graph convolutional networks[J]. arXiv preprint arXiv:1609.02907, 2016.  14. Veličković P, Cucurull G, Casanova A, et al. Graph attention networks[J]. arXiv preprint arXiv:1710.10903, 2017. | | | | | | | |
| 指导教师签字 |  | | | 日期 | 2019 年 3 月 11 日 | | |

**北 京 邮 电 大 学**

**本科毕业设计（论文）中期进展情况检查表**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 学院 | | 计算机学院 | 专业 | | 计算机科学与技术 | | 班级 | 2015211307 |
| 学生姓名 | | 王睿嘉 | 学号 | | 2015211906 | | 班内序号 | 31 |
| 指导教师姓名 | | 石川 | 所在单位 | | 计算机学院 | | 职称 | 教授 |
| 设计（论文）题目 | | （中文）异质信息网络中的相似性推荐算法研究 | | | | | | |
| （英文）Research on Similarity Recommendation Algorithm in Heterogeneous Information Network | | | | | | |
| 目前已完成任务 | 1. **调研研究现状，深入理解选题背景和意义**   推荐是解决信息过载的有效方法，被广泛应用于电子商务和互联网服务中。而融合更多信息进行混合推荐是解决数据稀疏性的有效技术。  近年来，异质信息网络（Heterogeneous Information Network），即多种类型节点和链路的建模方式，在数据挖掘领域大放异彩。作为重要的数据挖掘任务，推荐系统包括许多对象类型（如电影推荐中的用户、电影、演员和导演等）及对象间的丰富交互关系（如观看信息、社交信息和属性信息等），可以自然而然地利用异质信息网络建模。而异质信息网络优越的信息综合能力及丰富的语义信息使得更准确的推荐成为可能。  元路径（meta-path），即连接两类对象的关系组合，被广泛用于异质信息网络中的语义信息建模和关系抽取。Shi等人实现了一个基于语义的推荐系统HeteRecom，利用元路径的语义信息来评估电影间的相似性。此外，考虑属性值，如链接上的评分，他们进一步将推荐系统建模为加权异质信息网络，并提出基于语义路径的个性化推荐方法SemRec。为充分利用关系异质性，Yu等人引入基于元路径的隐特征来表示沿不同类型路径的用户和产品间的连接，然后利用贝叶斯排名优化技术在全局和个性化水平上定义推荐模型。同样基于元路径，Burke等人提出在加权混合中包含多个关系的推荐方法。  但是，现有异质信息网络的推荐算法大多聚焦于用户和物品间的交互信息，即购买历史，而这在实际应用中仅能反映用户口味和物品特性的一个方面。因此，为深入挖掘不同方面的语义关系相似性，**Neural network based Aspect-level Collaborative Filtering model (NeuACF)**进一步设计基于元路径的推荐算法，使得推荐模型融合多方面语义信息，得到更加全面准确的结果。  但NeuACF中，用户和物品的交互可能性是利用embedding间的点积来度量的。由于点积本身所固有的缺陷——不满足三角不等式，可能导致相似性的传递特征被破坏，从而限制模型效果的提升。与此同时，NeuACF使用point-wise损失函数，关注于交互可能性的绝对数值。但对于Top-N推荐而言，相对交互可能性更为重要，因而通过修改损失函数显式捕捉排序信息，可能产生更为精准的推荐列表。   1. **确定具体改进方案，并根据实际需求选择数据集，编码实现模型**   模型分为三个模块，即首先抽取aspect-level特征，其次进行表示学习并融合，最后利用适当打分和损失函数完成优化，总体框架如下图所示。接下来，分模块阐述算法原理、与NeuACF的异同及相应实现进度。     1. **基于PathSim的aspect-level相似性矩阵计算（NeuACF）**     给定元路径，需要选择合适的算法抽取aspect-level特征。本工作遵循NeuACF，利用PathSim计算相似性矩阵，并作为特征输入后续模型。原因有二，其一，基于相似性可以缓解噪音；其二，利用相似性矩阵可以抽取高阶特征。  为此，查找PathSim源码，并在MATLAB运行，完成该模块的编程实现。   1. **基于Multi-Layer Perception（MLP）的aspect-level表示学习（NeuACF）**     相对于浅层模型而言，深层模型优越的非线性关系捕捉能力使其应用范围越来越广。因此，利用MLP将相似性矩阵作为输入，并输出相应aspect-level embedding：    其中，是相似性矩阵B中用户i的对应向量，是MLP第l层的隐向量，和是相应第l层的权重和偏置矩阵，是MLP输出的用户embedding。与此同时，所有层的激活函数均选择ReLU。  与NeuACF完整模型不同，本阶段暂时以average方式融合aspect-level embedding，完成模型简化版本的编码实现，方便调试与正确性检验。后续阶段再加入attention机制，考虑不同aspect的重要性，进一步提升模型效果。   1. **引入metric learning和pair-wise损失函数（改进）**   首先，NeuACF利用点积度量用户和物品间的交互可能性：    其中是用户embedding，是物品embedding。因为点积不符合三角不等式的约束，因此可能无法反映更细粒度的用户口味，从而降低模型准确度。以一个简单的例子来说明，如下所示：    表格是用户对物品的偏好信息，左图展示基于点积的矩阵分解方法的一组稳定解，即若用户喜爱物品，则他们间点积为2，否则为0。此时，可以观察到，同时喜欢和，但和间点积为0，即用户对物品的偏好虽然得以体现，但用户和用户、物品和物品间的相似性可能遭到忽视，而这一点对于推荐至关重要。  为此，引入距离的概念。距离，是许多机器学习算法的核心概念，如K-nearest neighbor（kNN）、K-means等。Metric learning技术利用距离定义的metric捕捉数据间的关系，从而使得相似对间距离较近，不相似对间距离较远。而metric所需满足的重要性质之一——三角不等式，自然地蕴含相似性的传递过程，即将已知的相似性信息通过距离传递给未知的点对，这与协同过滤的本质思想不谋而合。因此，**Collaborative Metric Learning（CML）**将metric learning应用至协同过滤，通过用户-物品metric，在反映用户偏好的同时，捕捉用户-用户及物品-物品间的相似性。因此，本工作考虑以metric替换NeuACF中的点积估计形式，实现更全方位的信息传递。具体地，参考CML，修改NeuACF打分函数：    其中是用户embedding，是物品embedding。  其次，NeuACF利用point-wise损失函数进行模型优化：    其中，和分别是正负实例集合，是预测分数，是ground truth。在此种情况下，选取top-ranked结果作为最终的推荐集合。但point-wise损失函数作为预测结果与ground truth的交叉熵，更为关注分数的绝对数值，较适合基于显式反馈的rating推荐系统。而基于隐式反馈的Top-N推荐系统注重物品列表的相对分数。因此，本工作进一步考虑使用基于负采样的pair-wise损失函数替换NeuACF中的point-wise损失函数，产生排序更合理的推荐列表。具体地，在metric基础之上，与不喜欢的物品相比，用户应与喜欢的物品有更小的距离。为此，修改损失函数为：      其中，是正样本集合，是超参数margin。  以上两点即为模型的优化部分。至此为止，编码实现了NeuACF改进模型的简化版本（无attention）。   1. **数据集及编程环境说明**   为验证模型有效性，选择公开的MovieLens和Amazon数据集。其中，前者广泛用于电影推荐系统，后者用于商品推荐。除电影和用户外，NeuACF还需导演和演员信息来学习基于元路径的aspect-level节点表示，而这些信息不包含在原数据集中。因此，利用爬虫工具，从IMDb上抓取相应电影的导演和演员列表补充至MovieLens。  进一步，基于Python 3.6搭建TensorFlow 1.2.1环境，并参考NeuACF源码和官方指导手册，熟悉TensorFlow的函数使用方法。与此同时，实现部分官方样例，在动手操作中，加深对框架的理解和体会。 | | | | | | | |
| 是否符合任务书要求进度 是 | | | | | | | |
| 尚需完成的任务 | 1. 进一步优化模型，实现以attention方式融合aspect-level embedding； 2. 在不同数据集下验证模型有效性，并与baseline（NeuACF）进行比较； 3. 撰写毕业设计论文，进行答辩。 | | | | | | | |
| 能否按期完成设计（论文） 能 | | | | | | | |
| 存在问题和解决办法 | 存  在  问  题 | 1. 对深度学习框架TensorFlow的了解不够深入，模型搭建过程难点颇多； 2. 参数较多，难以确定最佳参数组合。 | | | | | | |
| 拟  采  取  的  办  法 | 1. 根据遇到的实现难点，反复阅读TensorFlow官方指导手册、博客或GitHub中相关源码，理解并熟悉函数接口； 2. 采用控制变量法或网格搜索确定最优参数组合。 | | | | | | |
| 指导教师  签字 | |  | | 日期 | | 年 月 日 | | |
| 检查小组  意见 | | 负责人签字： 年 月 日 | | | | | | |