

硕士专业学位论文

基于用户聚类的协同过滤推荐算法研究

作者：

导师：

北京交通大学

2017年4月

学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解北京交通大学有关保留、使用学位论文的规定。特授权北京交通大学可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，提供阅览服务，并采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编以供查阅和借阅。同意学校向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘。学校可以为存在馆际合作关系的兄弟高校用户提供文献传递服务和交换服务。

（保密的学位论文在解密后适用本授权说明）

学位论文作者签名： 导师签名：

签字日期： 年 月 日 签字日期： 年 月 日

学校代码：10004

密级：

北京交通大学

**硕士专业学位论文**

基于用户聚类的协同过滤推荐算法研究

作者姓名： 学 号：

导师姓名： 职 称：

专业学位类别： 学位级别：硕士

北京交通大学

2017年4月

致谢

时光荏苒，岁月如梭，一转眼间两年的研究生生活接近了尾声，我的学生生涯也即将画上一个圆满的句号。在这段宝贵的时间里，我得到了很多老师和同学的支持帮助，正是由于他们的关怀和照顾让我的研究生生活充满色彩，终生难忘。在此，我要向帮助我、关心我的人说一声感谢。

首先，我要感谢我的导师，杜晔老师，在论文的撰写和修改过程中，导师给与我悉心的知道，我不仅从老师那里学到了很多的专业知识，而且还学到了很多为人处世的道理，在今后的学习及工作生活过程中十分受用。期间从论文的选题，论文理论框架以及遣词造句等方面的应用都非常感谢导师的无私指导。

其次，我要感谢同门的师兄和师妹们，在我论文的写作过程中给我了许多的帮助和鼓励。回想整个论文的写作过程，虽然很不易，但是我从中成长了很多，收获知识，更收获了友谊。

再次，我要感谢我的同学与朋友。感谢专硕2班的全体同学陪伴我度过了美好的研究生生活，我很荣幸能够成为这个大家族的一员你，这里留下了我美好的回忆。特别的，要感谢我的室友，和你们在一起我很快乐，谢谢你们一直以来对我的鼓励和支持。

我还要感谢我的父母，谢谢你们在我求学的生涯中给予我无微不至的关怀和帮助，一如既往的支持我，鼓励我，是我顺利完成学业的动力和基础条件，以后走向社会我也会更加的努力，不会辜负你们的。愿你们身体健康，永远快乐。

最后，向百忙之中抽出宝贵时间评阅、答辩,并提出宝贵意见的老师致以诚挚的谢意!

摘要

中文摘要应将学位论文的内容要点简短明了地表达出来，硕士学位论文一般为500~1000字，博士学位论文一般为1000~2000字。留学生英文版学位论文不少于3000字中文摘要，留学生英文版博士学位论文不少于5000字中文摘要。字体为宋体小四号。内容应包括工作目的、研究方法、成果和结论。要突出本论文的创新点，语言力求精炼。为了便于文献检索，应在本页下方另起一行注明论文的关键词（3-8个），如有可能，尽量采用《汉语主题词表》等词表提供的规范词。图X幅，表X个，参考文献X篇。

**关键词：**

ABSTRACT

一般为1000个左右实词。

协同过滤算法是目前电子商务推荐系统中广泛应用的技术之一，然而数据稀疏性会影响协同过滤算法的推荐质量，其中相似性度量方法的效果直接决定了推荐系统的准确率。提出一种基于联合用户聚类的协同过滤算法，改进的算法将用户评分差异度融入传统的相似性度量方法中，和用户评分差异度和用户偏好相似度。

**KEYWORDS：**

序言

学位论文的序或前言，一般是作者或他人对本篇论文基本特征的简介，如说明研究工作缘起、背景、主旨、目的、意义、编写体例，以及资助、支持、协作经过等；也可以评述和对相关问题发表意见。这些内容也可以在正文引言中说明。

目录

[摘要 iii](#_Toc480538931)

[ABSTRACT iv](#_Toc480538932)

[序言 v](#_Toc480538933)

[1 引言 1](#_Toc480538934)

[1.1 研究背景及意义 1](#_Toc480538935)

[1.2 国内外研究现状 2](#_Toc480538936)

[1.2.1 国内研究现状 2](#_Toc480538937)

[1.2.2 国外研究现状 2](#_Toc480538938)

[1.3 研究内容和目标 3](#_Toc480538939)

[1.4 论文组织结构 4](#_Toc480538940)

[1.5 本章小结 4](#_Toc480538941)

[2 相关技术研究 5](#_Toc480538942)

[2.1 协同过滤算法 5](#_Toc480538943)

[2.1.1 协同过滤算法概述 5](#_Toc480538944)

[2.1.2 基于用户的协同过滤算法 8](#_Toc480538945)

[2.1.3 基于项目的协同过滤算法 8](#_Toc480538946)

[2.1.4 协同过滤算法存在的问题及解决方案 8](#_Toc480538947)

[2.2 相似度度量 10](#_Toc480538948)

[2.2.1 余弦相似性度量 10](#_Toc480538949)

[2.2.2 修正的余弦相似性度量 10](#_Toc480538950)

[2.2.3 Pearson相关系数 11](#_Toc480538951)

[2.3 聚类算法 11](#_Toc480538952)

[2.3.1 K-means算法 11](#_Toc480538953)

[2.4 本章小结 11](#_Toc480538954)

[3 基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法 12](#_Toc480538955)

[3.1 融合用户评分差异度的Pearson相似度 12](#_Toc480538956)

[3.1.1 问题的提出与分析 12](#_Toc480538957)

[3.1.2 用户评分差异度 13](#_Toc480538958)

[3.1.3 融合用户评分差异度的Pearson相似度 14](#_Toc480538959)

[3.2 基于项目类别偏好的用户聚类 15](#_Toc480538960)

[3.2.1 问题的提出与分析 15](#_Toc480538961)

[3.2.2 项目类别偏好矩阵 15](#_Toc480538962)

[3.2.3 基于项目类型偏好的用户聚类 16](#_Toc480538963)

[3.3 基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法设计 16](#_Toc480538964)

[3.3.1 离线用户聚类 17](#_Toc480538965)

[3.3.2 在线寻找最近邻居并产生推荐 18](#_Toc480538966)

[3.4 实验结果与分析 19](#_Toc480538967)

[3.4.1 实验环境及实验数据 19](#_Toc480538968)

[3.4.2 度量标准 20](#_Toc480538969)

[3.4.3 实验结果分析 21](#_Toc480538970)

[3.5 本章小结 24](#_Toc480538971)

[4 电影推荐系统设计与实现 25](#_Toc480538972)

[4.1 系统需求分析 25](#_Toc480538973)

[4.2 系统设计 25](#_Toc480538974)

[4.2.1 系统架构设计 25](#_Toc480538975)

[4.2.2 系统功能模块设计 25](#_Toc480538976)

[4.2.3 系统数据库设计 25](#_Toc480538977)

[4.3 推荐系统实现 25](#_Toc480538978)

[4.3.1 系统实现环境 25](#_Toc480538979)

[4.3.2 系统功能实现 25](#_Toc480538980)

[4.4 本章小结 25](#_Toc480538981)

[5 结论与展望 26](#_Toc480538982)

[5.1 本文总结 26](#_Toc480538983)

[5.2 工作展望 26](#_Toc480538984)

[参考文献 27](#_Toc480538985)

[附录 A 28](#_Toc480538986)

[索引 29](#_Toc480538987)

[作者简历及攻读硕士/博士学位期间取得的研究成果 30](#_Toc480538988)

[独创性声明 31](#_Toc480538989)

[学位论文数据集 32](#_Toc480538990)

1 引言

1.1 研究背景及意义

随着信息技术的迅速发展，互联网已经成为人们获取资源和交流信息的重要渠道。根据互联网信息中心（CNNIC）已完成的第39次《中国互联网发展状况统计报告》显示：截止2016年12月，中国上网用户规模达7.31亿，全年共计新增4299万人。互联网普及率为53.2%，较2015年底提升了2.9个百分点[1]。现如今，随着互联网的普及，网络资源不断丰富，互联网中的信息呈指数爆炸型增长。用户量以及信息量的增长使得用户很难在大量资源中检索到自己需要的或者适合自己的资源，从而出现了所谓的信息过载现象。信息过载是指人们接受的了太多的信息，却无法有效整合、组织及内化成自己需要的信息，以致影响到人们的工作、生活以及人际关系等[2]。因此，如何能够有效的筛选和过滤信息成为了当今互联网领域研究的重要问题。搜索引擎技术是帮助用户获取有用信息的技术之一，当用户输入检索的关键字后，搜索引擎会将这些关键字与互联网中的海量信息进行比对，从而将比较符合的信息返回给用户。虽然搜索引擎在一定程度上减少了用户检索信息耗费的时间，并且提高了互联网的服务质量。但是搜索引擎检索出来的结果无法满足用户的个性化需求，不同的用户检索同一关键字返回的检索结果都是相同的。为了解决这一问题，出现了另一种筛选和过滤信息的技术，个性化推荐系统。

个性化推荐系统是缓解信息过载问题最有效的办法之一。推荐系统能够根据用户兴趣特点和购买行为，分析出用户的兴趣爱好和需求，从海量信息中找到用户感兴趣的内容，并推荐给用户。随着Web2.0时代的到来，个性化推荐系统受到越来越广泛的应用。在国内，大型的电子商务网站，如淘宝、当当等都使用推荐系统向客户推荐其可能感兴趣或者满意的商品。在国外，雅虎、亚马逊等网站中也可以看到它的身影。个性化推荐系统是建立在海量数据挖掘基础上的一种智能平台，它能够为用户提供完全个性化的决策支持和信息服务[3]。好的推荐系统可以大大提高用户的忠诚度，并为电子商务带来巨大的利益。目前，各大型电子商务网站都不同程度的使用了推荐系统，用以向用户推荐商品，提高经济效益。

当前常见的推荐系统可以分为基于内容过滤的推荐系统、基于协同过滤的推荐系统以及混合推荐系统。基于内容过滤的推荐系统，顾名思义，是通过分析资源及用户档案等内容产生推荐结果。与基于内容过滤的推荐系统不同，基于协同过滤的推荐系统所做的，不是从数据中分析出信息，而是建立一套有效的评价反馈机制，让用户形成良好的反馈，让用户本身对产品进行推荐。也就是说，用户得到的推荐，也许根本不是从数据中挖掘出来的，而是由其他用户贡献的。前面提到的这两种推荐算法都在一定程度上实现了个性化的推荐，但是由于它们各自的缺陷所以受限于特定的应用场景。比如基于内容的推荐算法在不好抽取的物品上获取内容属性存在困难；协同过滤推荐算法存在冷启动、可扩展性及数据稀疏性等问题。基于以上这些问题，出现了混合推荐系统，混合推荐系统结合不同系统优点的同时，又能克服各自的缺点。本文对推荐系统中应用比较广泛的协同过滤推荐算法展开研究。

1.2 国内外研究现状

20世纪90年代中期，推荐系统的概念首次被提出。后来随着信息技术的进步及电子商务和网上交易的蓬勃发展，推荐系统得到了良好的发展契机和平台，推荐系统得到了飞速的发展[4]。由于巨大的应用需求和使用价值，推荐系统因此得到广泛的关注，许多国内外学者也纷纷将推荐系统作为研究对象。

1.2.1 国内研究现状

国内目前的研究多集中在推荐系统的理论和技术方面，并取得了丰硕的成果。针对评价数据的稀疏性，文献[9]提出一种优化的协同过滤推荐算法，文献[10]提出一种基于项目评分预测的协同过滤推荐算法，采用一种新颖的相似性度量方法计算目标用户的最近邻居。针对算法的可扩充性，文献[11]提出基于项目聚类的协同过滤推荐算法，显著的提高了推荐系统的推荐质量。以上各种推荐算法都各有各的优缺点，因此许多研究者提出结合多种过滤技术，以克服各自的优缺点。例如文献[12]提出基于内容和合作模式的信息推荐机制，文献[13][14]提出基于语义相似性的资源协同过滤技术。文献[15]对稀疏问题和冷启动问题做了系统研究，文献[16]研究了基于神经网络和模糊逻辑的智能推荐系统。文献[17]将推荐系统的应用领域扩展到数字图书馆。

1.2.2 国外研究现状

国外在这方面的研究起步比较早。在用户模型方面，文献[5]提出使用智能代理技术来分析顾客的需求，建立用户模型，并据此提供推荐服务。在推荐算法方面，协同过滤技术是应用最广泛的个性化推荐技术之一，基于用户之间的相似性，即邻居用户产生推荐结果。随着推荐系统规模的扩大，实时性研究逐渐成为热点。文献[6]使用奇异值分解技术减少特征向量空间的维数，提高最近邻居的搜索速度。文献[7]对用户最近邻居和项采用不同权重的方法来提高推荐质量。由于传统的协同过滤技术根据用户显式评分产生推荐结果，用户使用不方便，很多研究者提出可以通过web挖掘技术获取用户隐式评分，由此，各种数据挖掘技术也开始应用到推荐系统中。文献[8]中提出了一种利用神经网络和遗传K-means算法通过分析用户在电子商务网站的浏览路径来获取用户偏好的方法。各种挖掘技术如关联规则挖掘、聚类挖掘等被应用于web日志的分析中，以提高推荐系统的精度。在推荐系统的应用方面，出现了一些研究型推荐系统实例，如GroupLens，自动协同过滤推荐系统，用于新闻信息推荐。GroupLens系统通过用户的评分信息自动搜索用户的最近邻，然后根据评分信息产生最终的推荐结果，适合于用户量比较大的场合。MovieLens也是一种自动协同过滤推荐系统，用于推荐电影。与GroupLens不同，MovieLens是一个基于web的推荐，系统通过浏览器方式进行用户评分数据收集和推荐结果显示，用户使用方便。

1.3 研究内容和目标

本文深入研究了个性化推荐系统中的协同过滤推荐算法，并针对传统协同过滤推荐算法存在的推荐精度不高及推荐效率低的问题，提出一种基于联合用户聚类的协同过滤算法。

本文主要做了以下几个方面的工作：

1. 分析推荐系统及协同过滤推荐算法的发展现状，讨论现有协同过滤推荐算法存在的不足及相关解决方案，介绍k-Means聚类技术。
2. 分析传统协同过滤推荐算法的推荐过程，将评分差异度融入传统相似性计算方法中，并在此基础上联合基于项目评分的用户聚类和基于项目类别偏好的用户聚类，并将改进的相似度应用到协同过滤推荐算法中，提出了一种改进的基于用户聚类的协同过滤推荐算法
3. ，针对Pearson相似性度量方法存在的问题，本文提出一种融合了用户评分差异度的Pearson相似度计算方法。
4. 针对传统基于用户聚类的协同过滤算法推荐效率精度低的问题，本文在用户聚类时，综合考虑了用于评分信息和项目类别偏好，提出一种基于联合用户聚类的协同过滤算法，提高了推荐系统的推荐质量。
5. 本文采用MovieLens数据集，对本文提出的改进算法、传统协同过滤算法及传统基于用户聚类的协同过滤算法作对比实验，验证本文提出的改进算法的有效性。
6. 本文基于改进算法设计并实现了个性化电影推荐系统，该系统为根据用户历史评分记录，为用户产生实时电影推荐。

1.4 论文组织结构

论文共分为五个章节，根据上述论文的主要工作，对本文的组织结构安排如下：

第一章，本章介绍了本文的研究背景和意义，分析了协同过滤推荐技术的研究背景及国内外研究现状，并阐述了论文的主要研究内容和目标，本章的最后对论文的组织结构进行了说明。

第二章，本章详细介绍了该课题所涉及的相关技术，包括传统的协同过滤技术以及经典的基于项目和基于用户的协同过滤推荐算法，K-means聚类技术。分析了现有的协同过滤算法存在的问题及相关解决方案，并介绍了协同过滤算法中常用的三种相似性度量方法。

第三章，本章重点研究了传统Pearson相似性度量方法存在的不足及数据稀疏性对传统的基于用户聚类的协同过滤算法的影响，提出一种基于联合用户聚类的协同过滤算法，并给出了算法的改进思路和具体实现步骤。本章最后采用MovieLens数据集作对比实验，验证了本文提出的改进算法的有效性。

第四章，基于改进算法设计并实现了个性化电影推荐系统。该章节详细介绍了系统各个模块的实现细节，并提供了关键部分的结果演示。

第五章，结论与展望。本章对全文的内容进行了总结，描述了本文所完成的任务，并指出本文的不足之处以及将来的研究方向。

1.5 本章小结

本文首先阐述了论文的研究背景和意义。随后介绍了推荐算法的国内外研究现状。接着对本文的主要研究内容进行了简单介绍。最后描述了本文的基本结构。

本章小结

2 相关技术研究

2.1 协同过滤算法

协同过滤推荐算法是诞生最早，并且较为著名的推荐算法。协同过滤的概念是在1992年由Goldberg、Nicols、Oki及Terry首次提出的，应用于Tapestry系统[20]，该系统仅适用较小用户群（比如一个单位内部），而且对用户有过多要求（比如，要求用户显式的给出评价）。作为协同过滤推荐系统的雏形，Tapestry展示了一种新的推荐思想，但存在许多技术上的不足。其后，出现了基于评分的自动协同过滤推荐系统，例如，推荐新闻和电影的GroupLens。

2.1.1 协同过滤算法概述

作为当前研究最多、应用最广泛的推荐算法，协同过滤推荐算法的主要功能是预测和推荐，算法通过对用户历史行为数据的挖掘发现用户偏好，基于不同的偏好对用户进行群组划分并推荐品味相似的商品。一般来说，协同过滤推荐算法分为三步：建立用户模型、寻找最近邻居及产生推荐。具体的推荐原理如图1所示。



图1[21] 经典协同推荐原理

1. 建立用户模型

协同过滤推荐算法是从用户的行为和偏好中发现规律的，并且基于此为用户产生推荐列表。因此，如何收集用户的偏好信息成为系统推荐效果最基础的决定因素。用户可以通过很多方式提供自己的偏好信息，用户对物品或者信息的偏好，根据其应用本身的不同，可以包括用户对物品的评分，用户查看物品的记录，用户的购买信息等。表1中列举了部分可提供偏好信息的方式，这些用户的偏好信息可以分为两类：显式的用户反馈和隐式的用户反馈。

表1 用户行为和用户偏好

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 用户行为 | 类型 | 特征 | 作用 |
| 评分 | 显式 | 整数量化的偏好，可能取值是[0,n]；n一般取值为5或者10 | 通过用户对项目的评分，可以精确的得到用户的偏好 |
| 购买 | 显式 | 布尔量化的偏好，取值是0或1 | 用户的是否购买能够很明确的反应他对该项目的偏好 |
| 投票 | 显式 | 布尔量化的偏好，取值是0或1 | 通过用户对项目的投票，可以精确的得到用户的偏好 |
| 转发 | 显式 | 布尔量化的偏好，取值是0或1 | 通过用户对项目的转发，可以精确地得到用户的偏好 |
| 收藏 | 显式 | 布尔量化的偏好，取值是0或1 | 通过用户对项目的收藏，可以精确的得到用户的偏好 |
| 点击流（查看） | 隐式 | 一组用户的点击，可通过分析，得到用户的偏好 | 用户的点击一定程度上反映了用户的注意力，所以它可以从一定程度上反应用户的喜好 |
| 页面停留时间 | 隐式 | 一组时间信息，噪音大，需要进行去噪，分析，得到偏好 | 用户在页面停留的时间一定程度上反应了用户的注意力和喜好，但是噪音大，不好利用 |

协同过滤推荐算法首先通过显式或隐式的方式收集用户的评分、评价行为等，然后对收集到的数据进行数据清理、转换和录入，最终形成用户对各种项目的评价矩阵，如表2所示。其中：*Rij*代表第*i*个用户*ui*对项目*Ij*的评分。一般来说，。分数越高，用户对该项目的认可程度越高。

表2 用户评分矩阵

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 用户 | 商品 | | | | | |
| Item1 | Item2 | … | Item*j* | … | Item*n* |
| User1 | 3 | 5 | … | 2 | … | / |
| User2 | / | 4 | … | 5 |  | 4 |
| … | … | … | … | … | … | … |
| User*i* | 4 | 3 | … | / | … | 3 |
| … | … | … | … | … | … | … |
| User*m* | 5 | / | … | 4 | … | 5 |

1. 寻找最近邻居

常用的挑选邻居的原则可以分为两类：固定数量的邻居和基于相似度门槛的邻居。

1. 固定数量的邻居

使用这种方法寻找邻居用户集时不论邻居的远近，只取最近的K个作为目标用户邻居。如图(a)所示，假设要计算3的5-邻居，那么根据点之间的距离，我们取最近的五个点，分别是点1，点2，点5，点6和点8。但是很明显的可以看出，这种方法对于孤立的点的计算效果不好，因为要取固定个数的邻居，当它附近没有足够多比较相似的点，就被迫取一些不太相似的点作为邻居，这就影响了邻居相似的程度，比如图中，点6和点3并不是很相似。

1. 基于相似度门槛的邻居

与计算固定邻居的原则不同，基于相似度门槛的邻居计算是对邻居的远近进行最大值的限制，落在以当前点为中心，距离K的区域内的所有点都作为当前点的邻居，这种方法计算得到的邻居数目个数不确定，但相似度不会出现较大的误差。如图中，从点3出发，计算相似度在K内的邻居，得到点1，点2，点5和点8，这种方法计算出的邻居的相似程度比前一种优，尤其是对孤立点的处理。

 

图 相似邻居计算示意图

一般来说，协同过滤算法可以分为两类：基于用户的协同过滤推荐算法和基于项目的协同过滤推荐算法。

2.1.2 基于用户的协同过滤算法

基于用户的协同过滤推荐技术是推荐系统中应用最为广泛的技术，它又被称为基于内存的推荐(MB-CF)，基于用户的协同过滤推荐算法的基本思想是用户选择某个推荐对象是基于朋友给他的推荐，也就是说如果一些用户对某些物品的评分比较相似，则说明这些用户的兴趣比较相似，那么他们对其他的推荐对象的评分应该也是相似的。所以协同过滤推荐首先找到和目标用户兴趣偏好相似的最近邻居，然后根据他的最近邻居对推荐对象的评分来预测目标用户对未评分的推荐对象的评分，选择预测评分最高的若干个推荐对象作为推荐结果反馈给用户，即为目标用户产生Top-N推荐。推荐过程如图所示。

基于用户的协同过滤推荐主要工作有两个，首先是查询最近邻居，然后是产生推荐。寻找最近邻居：在这一阶段，主要完成对目标用户最近邻居的查找。通过计算目标用户与其他用户之间的相似度，算出与目标用户最相似的“最近邻居集”。把用户i和用户j之间的相似度记为sim(i,j)。每个用户对推荐的评分可看作是一个m维向量，度量用户间的相似度就可以用不同的m维向量间的相似度进行度量，如图所示，度量用户间的相似度

2.1.3 基于项目的协同过滤算法

基于项目的协同过滤推荐也是协同过滤推荐的一种，该算法基于一种假设，即当前用户对多用户评分相同或相似的项目评分也相似。该算法首先找出与项目i 评分相似的邻居项目，然后利用K个最近邻居项目的加权来预测目标用户对项目i的评分，进而为用户产生推荐。

当我们通过分析用户的偏好信息得到评分矩阵后，我们可以根据用户喜好计算相似用户和物品，然后基于相似用户或者物品对目标用户进行推荐，这就是最典型的协同过滤的两个分支：基于用户的协同过滤和基于项目的协同过滤。

2.1.4 协同过滤算法存在的问题及解决方案

随着个性化推荐系统在应用中的迅猛发展，协同过滤推荐技术的应用越来越广泛，通过对协同过滤算法的深入研究，发现其在实际应用中还存在很多的问题。这些问题主要表现为数据稀疏问题、冷启动问题以及可扩展性问题。

（1）数据稀疏问题

稀疏性问题是造成协同过滤推荐系统推荐质量下降的一个首要问题。协同过滤算法依靠用户对资源项目的评价产生推荐。如果用户对资源项目的评价不够多，那么依靠少量的评价无法产生精确地推荐，这就是协同过滤所遇到的评价数据的稀疏问题。

实际上，在一个大型的电子商务网站如淘宝、京东等中，陈列的资源项目往往达成百上千万，而一个普通用户所评价的项目数目仅占网站总商品数量的微乎其微的一部分，因此，造成评分矩阵非常的稀疏。此外，数据的高维性是引起评价数据稀疏性的一个重要原因。这些问题使得基于协同过滤算法的应用受到局限。

（2）冷启动问题

冷启动问题是协同过滤算法中比较经典的一个问题，该问题一直影响着协同过滤推荐算法的推荐质量，广义上的冷启动问题包括项目冷启动和用户冷启动。

协同过滤系统是依靠用户对项目的评价产生推荐。在基于项目的协同过滤系统中，当系统中加入一个新的项目，该项目没有被任何的用户评价过，那么根据协同过滤算法，这个项目就永远也不会有被推荐的机会。那么对于这个项目而言，推荐系统就失去了作用。这就是推荐系统冷启动的问题。还有一种情况出现在基于用户的协同过滤推荐系统中，当一个新的用户加入时，该用户最初向系统提供的自己的信息，包括兴趣爱好、评分等非常有限，因此系统无法找到该用户的最近邻居，从而也无法进行推荐。无论是项目冷启动还是用户冷启动问题，都是由于用户的评价行为不够产生的。其中，项目的冷启动问题更具有代表性。对于一个电子商务推荐系统而言，总是不断的有新项目加入到系统中来，如何使这些没有用户评价过的项目能够获得推荐的机会，是每个推荐系统都要面临的问题。

（3）可扩展性问题

随着计算机网络技术的迅速发展，带动电子商务系统的规模不断扩大，用户量和项目数也随之不断增加，这使得协同过滤算法的复杂度剧增，传统协同过滤算法会呈现出缺乏可扩展性问题。

许多在线系统在考虑用户的购买和评价历史记录后，需迅速为用户做出推荐，传统协同过滤算法在最近邻居搜索时需要扫描整个数据集，在一个用户和商品数量均以万计的电子商务推荐系统中，计算量随着用户和项目的不断增多变得越来越大，同时为数以万计的用户提供实时的推荐变得越来越困难，以致无法满足推荐的实时性要求，此时算法即使再精确对推荐系统而言也是徒劳。因此，如何使得协同过滤算法在用户和项目数量不断增加的情况下尽量降低在线推荐系统所需的时间成为协同过滤算法研究的一个重要课题。

2.2 相似度度量

基于用户的协同过滤算法中一个关键的步骤是计算用户间的相似度，然后选择相似度最高的用户作为邻居集。关于相似度的计算，现在的几种基本方法都是基于向量的，其实就是计算两个向量的距离，距离越近相似度越大。在用户-项目矩阵中，我们可以把用户对项目的偏好作为一个向量来计算用户之间的相似度，或者将所有用户对某个项目的偏好作为一个向量来计算物品之间的相似度。相似性的度量方法有很多种，不同的度量方法的应用范围也不一样，传统的相似度计算方法有三种[19]。本文以基于用户的协同过滤算法为例说明相似性的计算方法，基于项目的协同过滤算法的相似性计算与其类似。

2.2.1 余弦相似性度量

把用户评分看做n维项目空间上的向量，用户间的相似性通过向量间的余弦夹角度量，设用户*i*和用户*j*在n维项目空间上的评分分别表示为向量，，则用户*i*和用户*j*之间的相似性为：

2.2.2 修正的余弦相似性度量

余弦相似性度量方法中没有考虑不同用户的评分尺度问题，修正的预先相似性度量方法通过减去用户对项目的平均评分来改善上述缺陷，设经用户*i*和用户*j*共同评分的项目集合用*Iij*表示，*Ii*和*Ij*分别表示经用户*i*和用户*j*评分的项目集合，则用户*i*和用户*j*之间的相似性为：

其中，表示用户*i*对项目c的评分，和分别表示用户*i*和*j*对项目的平均评分。

2.2.3 Pearson相关系数

设经用户*i*和用户*j*共同评分的项目集合用*Iij*表示，则用户*i*和用户*j*之间的相似性*sim(i,j)*通过Pearson相关系数度量：

其中，表示用户*i*对项目c的评分，和分别表示用户*i*和*j*对项目的平均评分。

总体来讲，三种方式均为基于向量的相似度计算方式，进行对象属性之间的严格匹配。余弦相似性度量方法把用户评分看做一个向量，用向量的余弦夹角度量用户间的相似性，然而没有包含用户评分的统计特征；修正的余弦相似性方法在余弦相似性基础上，减去了用户对项目的平均评分，然而该方法更多体现的是用户之间的相关性而非相似性，相关性

2.3 聚类算法

2.3.1 K-means算法

2.4 本章小结

3 基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法

3.1 融合用户评分差异度的Pearson相似度

3.1.1 问题的提出与分析

在基于用户的协同算法中，Pearsn是常用的相似度计算方法，传统的Pearson相似度计算方法在协同过滤技术中存在一定的弊端，如：在数据高维稀疏的情况下，用户之间共同评分项目的规模大多偏小且不一致，传统的相似性度量方法容易过分的快打或者缩小用户间的真实相似性[23]，受数据稀疏性等因素的影响，推荐精度较低[23]；Pearson相关系数在计算时必须满足数据之间的线性关系以及残差相互独立并且均值为0等假设[23]。当这些条件不满足时，其计算准确度将会降低。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 用户 | 项目 | | | |  |
| *I*1 | *I*2 | *I*3 | *I*4 | *I*5 |
| *u*1 | 3 | 2 | 3 | 2 | 3 |
| *u*2 | 5 | 4 | 5 | 4 | 5 |
| *u*3 | 4 | 5 | 4 | 5 | 4 |
| *u*4 | 3 | 2 | 2 | 2 | 3 |
| *u*5 | 0 | 2 | 0 | 0 | 0 |

若使用Pearson相似度计算*u*1与其他用户之间的相似度则有：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *u*1 | *u*2 | *u*3 | *u*4 | *u*5 |
| *u*1 | / | 1 | -1 | 0.6667 | 1 |

从表可以看出，用户*u*1和*u*2之间共有4个共同评分的项目，使用Pearson相关系数计算*u*1和*u*2的相似性，得*sim*(*u*1, *u*2) = 1，完全正相关，相似度最高，而实际上，*u*1的评分整体上偏低，*u*2的评分整体偏高，所以它们的相似度并没有那么高。对于用户*u*1和*u*3，相似性*sim*(*u*1, *u*2) = -1，完全负相关，相似度最低，虽然*u*1和*u*3的普遍评分偏低，但它们的相似度并没有那么低。对于判断*u*4和*u*5谁与*u*1更相似时，由于*u*1和*u*5只有一个共同评分的项目且评分一样，用Pearson相关系数计算得到*sim*(*u*1, *u*4) = 0.6667，*sim*(*u*1, *u*5) = 1，*u*5与*u*1有更相似，而实际上*u*4与*u*1有三个共同评分项目且评分一致，显然它们的相似度应该更高。

通过上面的分析可以看出，Pearson相关性分析方法存在以下几个问题：

1. 没有考虑共同评分项的数量对相似度的影响。

比如有两个用户他们共同观看了100部电影，虽然在电影的评分上不一定完全一样，但是他们之间的相似度应该要比只观看了两部相同电影的用户高。但是使用Pearson相关性计算时，结果并一定如此。若用户对观看的这两部电影的评分与目标用户相似或相近，那么，通过Pearson相关性计算得到的相似度一定会大于共同观看了100部电影的用户。可以看出Pearson系数只会对重叠的记录进行计算。

1. 如果用户间只有一个共同评分项，则相关性无法计算。

对于用户而言，如果两个用户间的共同评分的项目只有一个，那么从数学的角度上讲，至少有一组记录的标准差为0，这导致分母为0，无法计算相关性。

1. 如果用户间的评分完全相同，则无法计算相关性。

使用Pearson相关性计算时，如果两个用户间的共同评分项的所有评分都一样，则和（2）相同，至少会有一组记录的标准差为0，这导致分母为0，同样无法计算相关性。

1. Pearson系数对绝对数值不敏感

从表中可以看出，*u*1和*u*2虽然评分的项目完全相同，并且评分的趋势也相同，但是*u*1的整体评分偏低*，u*2的评分整体偏高，所以Pearosn相关性计算对绝对数值并不敏感。

所以对于传统的Pearson相似度计算方法而言，在计算用户之间相似性时无法准确的计算出某些用户评分之间的相似度。因此，对Pearson系数对绝对数值不敏感的现象，本文提出一种改进的Pearson相似度计算方法，该方法融合了用户间评分的差异度。

3.1.2 用户评分差异度

本文提出一种改进的Pearson相似度计算方法，该方法将用户间的评分差异度作为权重来修正原始的相似性计算。综合考虑用户评价对推荐效果的影响。

本文的改进算法需要计算用户间共同评分项目的评分差异度，两个用户之间评分差异度越大，表明两个用户之间的相似度越低。用户间评分差异度计算步骤如下：

(1) 假设用户*u*1和*u*2共同评分的项目集合为*I* = {*I*1, *I*2, …, *In*}，*u*1和*u*2共同评分为*u*1 = {, , …, }和*u*2 = {, , …, }，*u*1和*u*2的评分差异*d*(*u*1, *u*2)定义为：

*d*(*u*1, *u*2) = ()

= (*d*1, *d*2, …, *dn*)

(2) 使用欧几里得定理计算*u*1与*u*2之间的评分差异度，差异度

(3) 考虑到两个用户拥有的共同评分项数目*n*也会对相似度产生影响，*n*越大，相似度越大，所以加入1/*n*作为权重，新的差异度计算公式为：

式中：*n*为用户*u*1和*u*2共同评分集合大小；*di*为第*i*项评分的差值；由公式可知，取值范围为0到，

(4) 将归一化到(0,1)

由于越大相似度越低，所以采用指数函数对做归一化操作，归一化之后，差异度的取值范围为0到1，值越大，用户间的相似度越高。

针对于表，计算用户*u*1与其他用户之间的评分差异度。首先计算用户*u*1与其他用户之间的评分差异矩阵，如表所示。

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 用户 |  | 项目 | | | | |
| *I*1 | *I*2 | *I*3 | *I*4 | *I*5 |
| *u*1 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| *u*2 | -2 | -2 | -2 | -2 | -2 |
| *u*3 | -1 | -3 | -1 | -3 | -1 |
| *u*4 | 0 | 0 | 1 | 0 | 0 |
| *u*5 | / | 0 | / | / | / |

然后根据公式（）计算用户评分差异度，如表所示：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *u*1 | *u*2 | *u*3 | *u*4 | *u*5 |
| *u*1 | / | 0.4088 | 0.3999 | 0.8187 | 1 |

通过归一化操作之后，用户评分差异度越大，用户间相似度越高。如表所示，除了用户*u*5外，*u*4与*u*1的相似度最高。所以，用户间评分差异度可以有效的改善Pearson相关性计算中对绝对数值不敏感的问题。对于用户间只有一个共同评分项的问题，如*u*5，在实际情况中，因为项目的数量比较大，本文通过设置共同评分阈值来解决这个问题，如果共同评分项目数少于共同评分阈值，则认为两个用户之间没有可比性，将相似度置为0，否则按照相似度计算公式计算相似度。

3.1.3 融合用户评分差异度的Pearson相似度

本文的改进算法将评分差异度作为权重与传统Pearson相似度*simpearson*(*i,j*)相结合，能有效的改善Pearson相似度计算方法对绝对数值不敏感的问题。用户对项目的评分相似性基于用户-项目评分矩阵，使用Pearson相关相似性公式计算。用户之间的评分差异度基于评分差异矩阵，使用公式（）计算。融合用户评分差异度的相似度计算公式为：

根据公式（），重新计算表（）中用户*u*1与其他用户的相似度，如表（）所示：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *u*1 | *u*2 | *u*3 | *u*4 | *u*5 |
| *u*1 | / | 0.4088 | -0.3999 | 0.5458 | 1 |

由表可知，除用户*u*5外，*u*4与*u*1相似度最高，*u*2次之，*u*3相似度最低。与传统Pearson相似度计算方法得到的相似度值相比，融合用户评分差异度的Pearson相似度计算方法得到的结果更符合实际情况，这也验证了本文提出的算法的有效性。

3.2 基于项目类别偏好的用户聚类

3.2.1 问题的提出与分析

在基于用户聚类的协同过滤推荐系统中，k-Means聚类方法通常使用用户对项目的评分来计算用户之间的相似性，从而将具有相似兴趣的用户放入同一聚类中。当目标用户到达时，首先判断用户所属聚类，然后在对应聚类中搜索目标用户的最近邻居，最后根据最近邻居对项目的评分预测目标用户对项目的评分并产生推荐列表。但是在实际应用中，许多大型电子商务网站中商品的数目是巨大的，用户购买或者评价的商品仅仅占全部商品很小的一部分，同时由于用户的主动性评分和参与性不足等原因，导致用户-项目评分矩阵极端稀疏。对这种高维且稀疏的数据进行聚类严重影响到聚类的效果，从而影响到个性化推荐系统的推荐效果。

针对高维且极端稀疏的用户评分矩阵聚类效果不佳的情况，本文提出了一种联合的用户聚类方法，该方法综合考虑了用户评分信息和项目类别偏好信息，使得邻居查找更准确，提高了推荐系统的推荐质量。其中，基于项目类别偏好的用户聚类方法，从用户对不同项目类别偏好的角度出发，构建用户项目类别偏好矩阵，然后通过k-Means聚类算法对用户进行聚类，将项目类别偏好比较相似的用户放入同一聚类中。由于实际的电子商务系统中，项目类别数目远远小于项目总数，所以项目类别偏好矩阵具有更低的维度和更低的数据稀疏性，在这种数据结构中对用户进行聚类，有助于产生更好的聚类效果，从而提高推荐系统的推荐质量。

3.2.2 项目类别偏好矩阵

一个项目可以包含多个类别属性，例如一部电影既可能是爱情片又可能是喜剧片。项目属性集合可以用一个集合{*c*1*,c*2*, …, c*n}表示，某个项目具有的属性可通过项目特征属性矩阵C表示，其中C(i,j) = 1代表项目i具有属性j，C(i,j) = 0代表项目i不具备属性j。基于上述考虑构建项目特征属性矩阵如表所示：

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *c*1 | … | *cj* | … | *ck* |
| *Item*1 | 0 | … | 1 | … | 0 |
| *Item*2 | 1 | … | 1 | … | 0 |
| … | … | … | … | … | … |
| *Itemi* | 1 | … | 0 | … | 1 |
| … | … | … | … | … | … |
| *itemn* | 1 | … | 1 | … | 0 |

在实际的电子商务应用中，用户一般只在自己感兴趣的类型下浏览和购买商品，因此可以认为对同一项目类型比较感兴趣的用户之间存在某些相似性。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | *I*1 | *I*2 | *I*3 | *I*4 | *I*5 |
|  | *c*1 | *c*1 | *c*1 | *c*1 | *c*1 |
| *u*1 | 3 | 5 | 4 | / | / |
| *u*2 | / | / | / | 2 | 5 |

如表（）所示，假设用户u1和u2对项目*I* = {*I*1, *I*2, *I*3, *I*4, *I*5}进行评价，并且项目*I* = {*I*1, *I*2, *I*3, *I*4, *I*5}属于c1类，1为最低分，5为最高分，/表示用户没有对该项目打分。根据表（）可以看出，用户u1分别对项目I1，I2，I3进行了打分，用户u2只对项目I4，I5打了分。如果只是按照用户的评分进行相似度计算，那么用户u1和u2的相似度为0。但是，他们所评分的项目都属于c1类，很明显，用户u1和u2有相同的兴趣，所以他们之间的相似度不应该那么低。

现实生活中，若用户对于某一类项目评价的次数越多，可以认为用户在此类项目上的偏好程度越大。由用户评分信息可以得到如表所示的类别偏好矩阵。

3.2.3 基于项目类型偏好的用户聚类

3.3 基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法设计

本文提出的基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法主要分为两部分：离线用户聚类模块和在线推荐模块。离线时，算法首先对基本用户聚类，产生若干用户聚类中心及用户类别所属矩阵。在线时，算法仅仅计算目标用户与各个聚类中心的相似性，从而求出目标用户所属类别，然后通过搜索离线时获得的类别所属矩阵找出与目标用户同类别的基本用户。通过计算目标用户与这些基本用户之间的相似性获得目标用户的最近邻居，再由这些最近邻居进行目标用户评分的预测，并产生推荐。离线用户聚类算法对基本用户进行聚类，使得每一类中的基本用户数目远远少于全部的基本用户数目，在线时系统只需要计算目标用户与其同类别的基本用户之间的相似性，因而，在线查找目标用户的最近邻居所需时间将大大缩短。

3.3.1 离线用户聚类

本文算法对基本用户聚类的目的是产生基本用户的类别所属矩阵，使得在线时系统能够通过类别所属矩阵快速搜索到目标用户的最近邻居。

目前聚类方法很多，本文采用k-Means算法[22]的思想对基本用户进行聚类。由于使用k-Means算法时需要事先给出聚类数目，因而本文首先采用对基本用户进行预处理用以确定聚类数目。因此，本文提出的离线用户聚类模块分为两个阶段，阶段一，本文使用了Canopy聚类算法给出聚类数目和初始聚类中心。Canopy算法中首先计算基本用户两两之间的相似性，将相似性大于一定阈值的基本用户归于同一原始类别中，然后选取包含用户数量最多的前k个原始类别初始条件，通过计算它们的均值得到k个初始聚类中心。阶段二，使用k-Means聚类算法对基本用户进行聚类，其中的聚类数目k和初始聚类中心由阶段一所得。

**算法1** Canopy算法确定聚类数目和初始聚类中心

**输入：**数据源*D = (U，I，R)*。

**输出：**聚类数目*k，k*个初始聚类中心*Cluster( k, n)*。

**方法：**

1. 计算基本用户两两之间的距离*dist( i, j)*。
2. 选择距离阈值T2。
3. 从数据源*D = (U，I，R)*中任选一个对象*p*，作为一个*canopy*，并从*D = (U，I，R)*中移除*p*。
4. 计算数据源*D = (U，I，R)*中所有对象到*p*的距离dist。
5. 若*dist <T2*，则将该对象加入这个*canopy*，并将其从数据源*D = (U，I，R)*中移除。
6. 重复步骤3~5，直至数据源*D = (U，I，R)*为空为止。
7. 选取包含用户量最多的前*k*个*canopy*作为初始条件。
8. 计算每个原始类别中的对象的均值作为初始的聚类中心。

本文使用Canopy算法预处理数据的目的是得到聚类数目*k*和初始聚类中心*Cluster( k, n)*，所以计算对象间相似性时本文选择了简单、计算代价较低的余弦相似性计算方法，对数据进行“粗”聚类，然后将相似的对象放在一个子集中，这个子集被叫做Canopy ，通过一系列计算得到若干Canopy，最后计算每个Canopy中对象的均值作为初始聚类中心。对于借助Canopy算法计算k-Means中的*k*值来说，Canopy算法中的距离阈值T1没有意义，只需要设定距离阈值T2 (T1 > T2) 即可，本文将T2设置为用户间平均相似度的一半。

**算法2** k-Means基本用户聚类算法

**输入：**数据源*D = (U，I，R)*，聚类数目*k*，初始聚类中心*Cluster( k, n)*。

**输出：***k*个用户聚类中心*Cluster( k, n)*，类别所属矩阵*Idx( m, 1)*。

**方法：**

1. 计算每个对象与各个聚类中心之间的相似性，将对象分配到相似性最大的聚类中。
2. 所有对象分配完后，计算同一聚类中的所有用户的平均评分作为该聚类的聚类中心。
3. 与前一次计算得到的k个聚类中心比较，如果聚类中心发生变化，转到第(1)步，否则转到第(4)步。
4. 当聚类中心不发生变化时停止并输出聚类结果。

由算法2获得用户聚类中心*Cluster( k, n)*以及用户类别所属矩阵*Idx( m, 1)*。

用户聚类中心*Cluster( k, n)*中，*k*行代表*k*个用户聚类中心，*n*列代表*n*个项目，第*i*行第*j*列的元素*cij*代表用户聚类中心*i*对项目*j*的评分，其实用户聚类*i*中所有用户对项目*j*评分的均值。

基本用户的类别所属矩阵*Idx( m, 1)*中，*m*行代表每个基本用户，1列代表用户所属类别，第*i*行第1列的元素*Idx( i,* 1*)*代表用户*i*所属的类别。经过聚类，每个类别中的用户数目远远小于基本用户数目。

3.3.2 在线寻找最近邻居并产生推荐

本文提出的算法在上述离线处理结果的基础上，首先计算目标用户与各个聚类中心之间的相似性，获得目标用户所属各个聚类程度的向量，将目标用户分配到相似性最大的聚类中，然后搜索类别所属矩阵*Idx*(*m,* 1)，找到与目标同类别的基本用户，计算目标用户与这些基本用户之间的相似性，确定目标用户的最近邻居。

根据上述的相似度度量方法，将在线搜索目标用户最近邻居和产生推荐的算法描述如下：

**算法3** 在线搜索最近邻居算法

**输入：**目标用户评分向量，用户聚类中心矩阵*Cluster( k, n)*，类别所属矩阵*Idx*(*m*,1)。

**输出：**目标用户的*l*个最近邻居。

**方法：**

1. 计算目标用户与*k*个聚类中心之间的相似性，获得1*k*的向量()。
2. 将目标用户分配到相似性最大的聚类中。
3. 搜索类别所属矩阵*Idx*(*m*,1)，得到与目标用户同类别的所有基本用户。
4. 使用公式计算目标用户与其他用户之间的相似性。
5. 将相似性最大的前*l*个基本用户视为目标用户的最近邻居。

通过算法3得到目标用户的最近邻居后，下一步可以直接根据公式()产生对目标用户的推荐。因为聚类后，同一类别中的用户远远小于全部用户的数量，所以可以提高在线推荐的效率。

3.4 实验结果与分析

3.4.1 实验环境及实验数据

实验平台使用Intel(R) Core(TM) i7-4790 CPU @ 3.60GHz，4G内存，操作系统为Windows 7 旗舰版，所有程序均采用Matlab实现。

本次实验，我们采用美国Minnesota大学GroupLens项目组提供的数据集MovieLens（[http://www.grouplens.org/](http://movielens.umn.edu/)）。MovieLens是一个基于Web的研究型推荐系统，用于接收用户对电影的评分并提供相应的电影推荐列表。目前，该Web站点的用户已经超过43000人，可供用户评分的电影超过3500部。本次实验我们选取的是100k的数据集，该数据集中包含了943个用户对1682部电影的100 000条评分数据，其中每个用户至少对20部电影进行了评分。评分范围从1~5，表示用户对电影的喜爱程度，1表示最不喜欢，5表示最喜欢。实验数据分析如表所示。

表 实验数据分析

|  |  |
| --- | --- |
| 用户总数 | 943 |
| 电影总数 | 1682 |
| 评分总数 | 100000 |
| 用户最大评分项 | 752 |
| 用户最小评分项 | 20 |
| 用户平均评分项 | 106.04 |

GroupLens项目组提供全部MovieLens数据集的同时，将其分为5个互不相交的子集，从而形成5对base数据集和test数据集。在此基础上，我们使用5-折交叉验证方法进行实验。每次实验选择一对base数据集和test数据集，使用base数据集中的用户作为基本用户，对test数据集中的目标用户产生推荐测试。为了度量整个数据集的稀疏性，本文引入了稀疏度的概念，其定义了用户已评价的数据占整个数据集的比例。本文所用数据集的稀疏度为1-100000/（943\*1682）=93.7%，可见数据集相当稀疏。

3.4.2 度量标准

评价推荐系统质量的度量标准主要包括统计精度度量方法和决策支持精度度量方法[18]。统计精度度量方法中常用的是平均绝对偏差MAE（Mean Absolute Error）；决策支持精度度量方法中主要有召回率（Recall）、准确率（Precision）及ROC（Receiver Operating Characteristic）等三种方法[]。本文采用平均绝对偏差MAE、召回率（Recall）和准确率（Precision）作为度量标准。

（1）平均绝对误差（MAE）通过计算预测的用户评分与实际的用户评分之间的偏差度量预测的准确性，MAE越小，推荐质量越高。假设预测的用户评分集合为{*p*1, *p*2, …, *pn*}，对应的实际评分集合为{*q*1, *q*2, … , *q*n}，则MAE值的计算公式如下：

由公式可见，MAE是通过计算目标用户的预测评分与实际评分之间的偏差度量预测的准确性，因而MAE越小，推荐质量越高。

（2）召回率(Recall)反应了待推荐项目被推荐的比率：

其中，*test*表示测试数据集中的项目数量，top-N表示系统推荐给用户的N个项目。

（3）推荐准确率（Precision）表示算法推荐成功的比率：

其中，*test*表示测试数据集中的项目数量，top-N表示系统推荐给用户的N个项目。

召回率（Recall）和准确率（Precision）是一对矛盾，当top-N个数增加时，召回率（Recall）升高而推荐准确率（Precision）下降。一个推荐结果的召回率和推荐准确率同样重要，故而综合考虑算法这两方面的性能是比较科学的。文献[30]综合二者提出了一个F1指标，参数F1采用相同的权重将召回率和推荐准确率结合起来，在二者之间找到最佳的平衡点，计算公式如下。

3.4.3 实验结果分析

|  |  |
| --- | --- |
| CF | 传统的协同过滤算法 |
| COS-CF | 基于余弦相似性的传统协同过滤算法 |
| ACOS-CF | 基于修正的余弦相似性的传统协同过滤算法 |
| PCC-CF | 基于Pearson相似性的传统协同过滤算法 |
| DIF-CF | 传统的协同过滤算法基础上，计算相似性时融合了用户评分差异度 |
| UCCF | 传统的基于用户聚类的协同过滤算法 |
| CRP-UCCF |  |
|  | 基于联合用户聚类的协同过滤算法，用户聚类时 |

Pearson方法因数据稀疏性的影响，最近邻居的选择存在误差，随着邻居数目的增大，MAE值增大。

公式（）是协同过滤算法常用的三种度量相似度的公式。为了获得较好的实验结果，本文采用余弦相似性（COS）、修正的余弦相似性（ACOS）和相关相似性（PCC）3种相似性度量方法计算用户之间的相似度，以MAE值为标准衡量3种相似度计算方法的度量效果，从而选取度量效果最好的相似度公式。由于用户评分矩阵的稀疏性，一般而言，用户仅仅对其中的一部分项目进行评分。因而，在计算用户之间相似性时，需要考虑用户之间共同评分项目的数量。在本文的实验中，如果用户之间共同评分项目的数量低于某个阈值时，我们认为二者无可比性，直接将二者之间的相似度置为0。只有二者之间的共同评分项目数量高于阈值时才进行相似性的计算。在实验过程中，本文首先将最近邻居数目设定为20，共同评分项目数量阈值从10变化到40，间隔为5，研究共同评分项目阈值对3种相似性度量方法的影响。结果如图所示。

图 共同评分项目阈值对推荐精度的影响

由图可知，随着共同评分项目阈值的增加，MAE总体变化的趋势为逐渐增加。由于评分数据极其稀疏，如果共同评分项目阈值取值过大，反而可能削弱项目的评分相似性，而共同评分项目阈值取值过小时，又不足以准确表示项目间的评分相似性。如图所示，当共同评分阈值大于20时，对MAE的影响虽然逐渐增加，但是增加的趋势逐渐变缓，因此，本文将共同评分阈值设定为20，后面的所有实验都是在共同评分阈值为20的情况下进行的。

进一步实验过程中，本文将共同评分阈值设定为20，计算用户之间相似性时，最近邻居数目从5变化到40，间隔为5，研究最近邻居数目对3种相似性度量方法的影响。结果如图所示。

图 三种相似性度量方法的MAE值变化曲线对比

实验结果表明，随着目标用户的最近邻居数目的增加，3种相似性度量方法对MAE的影响都呈现下降的趋势，当最近邻居数目为20时，下降趋势逐渐变缓。其中，度量效果最差的是余弦相似性，修正的余弦相似性次之，最好的是Pearson相关性。在基于用户的协同过滤算法中，Pearson相关性方法根据双方共同评分的项目进行用户间的相似性计算，能够更好的体现用户之间的相似程度。因此，在本文后续的实验中将采取Pearson相似性公式来计算用户之间的相似性。

本文3.1节提出一种融合了用户评分差异度的Pearson相似性改进算法（DIF-CF），将本文提出的改进算法与传统的基于Pearson相似性的算法（CF）作对比实验。实验中，共同评分项设定为20，最近邻居数目从5变化到40，间隔为5，研究两种算法对推荐精度的影响，以MAE和RMSE为度量标准。结果如图所示。

1. MAE值变化曲线对比 (b) RMSE值变化曲线对比

图DIF-CF与传统CF推荐精度比较

实验结果表明，随着目标用户最近邻居数目的增加，以上两种算法在RMSE和MAE指标上都呈现逐渐下降的趋势。但是在任意邻居数取值的条件下，本文提出的融合了用户评分差异度的Pearson相似性改进算法得到的RMSE和MAE值较传统的用户相似度度量方法更低，即推荐精度均高于传统方法。这是因为传统的Pearson相似度度量方法对绝对数值并不敏感，忽略了用户评分之间的差异。本文结合用户评分差异度和Pearson相似性系数计算用户之间的相似度，能够获得更准确的用户相似度。因此，可以说明，本文提出的融合了用户评分差异度的Pearson相似性度量方法，在推荐精度上确实有一定的改进，能够较好的提高推荐系统的推荐质量。

本文3.2节在考虑了用户评分信息和项目类别偏好的基础上，提出一种联合的用户聚类算法（CRP-UCCF），将本文提出的算法与传统的基于用户聚类的算法（UCCF）作比较实验。由于UCCF算法和CRP-UCCF算法中聚类的个数对算法的性能有重要的影响，聚类数目过多则每个簇中用户数目就过少，用户近邻也过少，影响预测评分准确性，聚类数目过少则每个簇中用户数目就过多，算法的实时性得不到改善。所以，首先对聚类个数进行最优化的实验。将聚类数目范围定为5到15，分别计算对应的MAE值，确定MAE值最小的为最优聚类数目。实验结果如图所示。

图 不同聚类数目下CRP-UCCF算法MAE值比较

由图可知，聚类数目为9时，UCCF算法和CRP-UCCF算法MAE均值最小，且推荐所消耗的时间最少。因此，出于算法效率和推荐精度两个方面的考虑，在实验中我们选取用户聚类数目为。由表可知，各类簇中用户数分布比较均匀，所以选择的聚类数目比较合适，聚类的结果比较合理。

表 不同簇中用户数

确定聚类数目后，比较UCCF算法和CRP-UCCF算法MAE值大小。结果如图所示。

图 CRP-UCCF、UCCF和CF算法推荐精度比较

图 CRP-UCCF、UCCF和CF算法推荐效率比较

由图可知，CF算法MAE值最大，CRP-UCCF算法MAE值最小。实验结果表明，CRP-UCCF算法与UCCF算法、CF算法相比，在MAE指标上有显著的降低，大大提高了推荐精度。由图可知，CF算法推荐所消耗时间最长，CRP-UCCF算法次之，推荐效率最高的是UCCF算法。这是因为CF算法搜索邻居时需要计算目标用户与所有基本用户之间的相似性，基本用户数量大，所以相似性计算非常耗时。CRP-UCCF算法和UCCF算法通过k-Means聚类后，在簇内查找最近邻居，降低了近邻查询空间和计算复杂度，提高了系统的实时性。因为CRP-UCCF算法的每个簇中融入了项目类别偏好比较相似的用户，所以每个簇中的用户相比UCCF较大，计算相似系数时所需时间更长。虽然CRP-UCCF算法与UCCF算法相比推荐效率差异并不是很大，但是CRP-UCCF算法的推荐精度却比UCCF算法高很多，所以综合两方面考虑，CRP-UCCF算法比UCCF算法更优。

前面的两个对比实验分别验证了本文提出的两个创新点的有效性。进一步实验，同时应用两个创新点，比较本文提出的基于联合用户聚类的协同过滤算法（CRPD-UCCF）、UCCF算法和CF算法的推荐精度。以MAE值、

选择列表长度为20、30、40时进行各算法召回率（Recall）和准确率（Precision）的实验，结果如图所示。

由图可知，随着列表长度的增加，各算法的召回率都有所提升。其中算法召回率最低，算法召回率低于算法，算法召回率最高。由图可知，随着推荐列表长度的增加，各算法的准确率都有所下降。其中算法准确率最低，算法准确率低于算法准确率，算法准确率最高。

根据计算所得的召回率和准确率计算F值，计算结果如图所示。

实验结果表明，算法比算法在MAE、召回率、准确率和F值指标上都有了较大的提高，有效的改善了推荐算法的性能。

3.5 本章小结

本章介绍了本文提出的基于联合用户聚类的协同过滤算法，包括算法的改进原因、改进思路和实现步骤，并将本文提出的算法与传统协同过滤算法（CF）和基于用户聚类的协同过滤算法（UCCF）进行多组对比性实验，验证了本文提出的算法具有更高的推荐精度。

4 电影推荐系统设计与实现

个性化推荐算法在电影系统中有着广泛的应用，本章将结合本文提出的基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法，设计并实现个性化电影推荐系统。

4.1 系统需求分析

4.2 系统设计

个性化电影推荐系统需要实现的功能包括用户的管理以及电影信息的管理和使用等。具体的讲，它包含用户管理中常见的注册、登录操作，电影新的的显示、播放、搜索、评论以及个人信息资料的操作，电影管理和评论管理中的添加、删除和修改等。

本文的电影推荐系统采用B/S模式，用户可以在线搜索、浏览以及评论电影，并可通过用户服务模块对个人信息进行修改以及重置密码等操作。管理员可对用户、电影信息、评论信息进行增加、删除以及修改等操作。改系统包括四大模块：会员管理，电影信息显示播放、电影信息搜索和管理员模块。

本系统根据使用该网站的用户角色不同可分为三种用户：

管理员：负责管理网站上用户信息、电影信息、评论信息的管理。其中包括电影信息的增加、删除、修改，用户信息和评论信息的删除和修改。

普通用户：采用先注册后登陆的方式进入网站，在网站中可以在线浏览电影信息，搜索、评论电影以及对个人信息的管理。

普通游客：只能对本站的电影信息进行搜索和浏览，不可以评论等。

本系统的功能模块如图所示：

图 系统功能模块图

4.2.1 系统架构设计

4.2.2 系统功能模块设计

4.2.3 系统数据库设计

本系统的数据库设计如下：

用户信息表有三个属性

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 数据类型 | 默认值 | 允许非空 | 自动递增 | 备注 |
| Id | Int unsigned |  | NO | YES | 主键 |
| Username | Varchar(20) |  | NO |  | 用户名 |
| Password | Varchar(32) |  | NO |  | 密码 |
| sex | Enum(“男”，”女”,”保密”) | 保密 | NO |  | 性别 |
| Email | Varchar(50) |  | NO |  | 邮箱 |
| regTime | Int unsighed |  | NO |  | 注册时间 |

管理员表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 数据类型 | 默认值 | 允许非空 | 自动递增 | 备注 |
| Id | Tinyint unsigned |  | NO | YES | 主键 |
| Username | Varchar(20) |  | NO |  | 管理员名称，唯一 |
| Password | Varchar(32) |  | NO |  | 管理员密码 |
| Email | Varchar(50) |  | NO |  | 邮箱 |

电影信息表

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 字段名称 | 数据类型 | 默认值 | 允许非空 | 自动递增 | 备注 |
| Id | Int unsigned |  | NO | YES | 主键 |
| cName | Varchar(50) |  | NO |  | 电影中文名 |
| oName | Varchar(50) |  | NO |  | 电影外文名 |
| Rating | Decimal(2,1) | 0 | NO |  | 电影评分 |
| RatingNum | int | 0 | NO |  | 评价数 |
| Info | text | NULL | NO |  | 电影概况 |
| Director | Varchar(50) | NULL | NO |  | 导演 |
| Year | Varchar(10) |  | NO |  | 年份 |
| Country | Varchar(20) | NULL | NO |  | 地区 |
| Category | Varchar(50) |  | NO |  | 类别 |
| Img | Varchar(255) |  | NO |  | 图片链接 |

4.3 推荐系统实现

4.3.1 系统实现环境

4.3.2 系统功能实现

4.4 本章小结

5 结论与展望

5.1 本文总结

随着推荐系统规模越来越大，用户数目和项目数目急剧增加，推荐系统的实时性要求越来越难满足，针对上述问题，本文提出一种基于联合用户聚类的协同过滤推荐算法，首先根据用户对项目的评分和用户对项目类型的偏好信息进行离线用户聚类，然后离线计算用户间的相似度，最后利用融合了用户评分差异度的协同过滤算法在线搜索最近邻居并产生推荐。实验表明，本文提出的算法可以显著提高推荐系统的在线响应速度，从而有效解决推荐系统面临的实时性问题。

5.2 工作展望

由于k-Means聚类算法中，初始设定的k值对聚类效果的影响非常大，因此合理的选取k值，是k-Means聚类法的关键。一般在推荐系统中，用户和项目的数量比较大，如何合理的确定聚类的数目，是值得我们进一步研究的问题。

参考文献

[30] Pazzani M, Billsus D. Learning and revising user profiles: The identification of interesting web sites[J]. Machine learning, 1997, 27(3): 313-331.

参考文献是文中引用的有具体文字来源的文献集合。按照GB 7714《文后参考文献著录规则》的规定执行。

参考文献以文献在整个论文中出现的次序用[1]、[2]、[3]……形式统一排序、依次列出。

参考文献的表示格式为:

著作：[序号]作者.译者.书名[M].版本(第一版不著录).出版地:出版社,出版时间:引用部分起止页.

期刊：[序号]作者.译者.文章题目[J].期刊名,年份,卷号(期数):引用部分起止页.

会议论文集：[序号]作者.译者.文章名[C]. //编者.论文集名,会议地址，会议时间.出版地:出版者，出版年.引用部分起止页.

学位论文：[序号]作者.题名[D].保存地点:保存单位,年份.引用部分起止页.

专利：[序号]专利申请者.专利文献题名[P].国别,专利文献种类,专利号.发布日期:引用部分起止页.

技术标准：[序号]起草责任者.标准代号.标准顺序号——发布年.标准名称.出版地.出版者.出版年份:引用部分起止页.

报纸: [序号]作者.题名[N].报纸名，出版日期(版次)

附录 A

附录是作为论文主体的补充项目，并不是必须的。

论文的附录依序用大写正体英文字母A、B、C……编序号，如：附录A。

索引

按照需要编排分类索引、著者索引、关键词索引等。

作者简历及攻读硕士/博士学位期间取得的研究成果

包括教育经历、工作经历、攻读学位期间发表的论文和完成的工作等。行距16磅，段前后各为0磅。

一、作者简历

二、发表论文

[1]

[2]

[3]

.

.

.

三、参与科研项目

[1]

[2]

[3]

.

.

.

四、专利

[1]

[2]

[3]

.

.

独创性声明

本人声明所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作和取得的研究成果，除了文中特别加以标注和致谢之处外，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交通大学或其他教育机构的学位或证书而使用过的材料。与我一同工作的同志对本研究所做的任何贡献均已在论文中作了明确的说明并表示了谢意。

学位论文作者签名： 签字日期： 年 月 日

学位论文数据集

表1.1： 数据集页

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 关键词\* | 密级\* | 中图分类号 | UDC | 论文资助 |
|  |  |  |  |  |
| 学位授予单位名称\* | | 学位授予单位代码\* | 学位类别\* | 学位级别\* |
| 北京交通大学 | | 10004 |  |  |
| 论文题名\* | | 并列题名\* | | 论文语种\* |
|  | |  | |  |
| 作者姓名\* |  | | 学号\* |  |
| 培养单位名称\* | | 培养单位代码\* | 培养单位地址 | 邮编 |
| 北京交通大学 | | 10004 | 北京市海淀区西直门外上园村3号 | 100044 |
| 专业学位\* | | 研究方向\* | 学制\* | 学位授予年\* |
|  | |  |  |  |
| 论文提交日期\* |  | | | |
| 导师姓名\* |  | | 职称\* |  |
| 评阅人 | 答辩委员会主席\* | | 答辩委员会成员 | |
|  |  | |  | |
| 电子版论文提交格式 文本（ ） 图像（ ） 视频（ ） 音频（ ） 多媒体（ ） 其他（ ） 推荐格式：application/msword；application/pdf | | | | |
| 电子版论文出版（发布）者 | | 电子版论文出版（发布）地 | | 权限声明 |
|  | |  | |  |
| 论文总页数\* |  | | | |
| 共33项，其中带\*为必填数据，为21项。 | | | | |