

# 融合知识图谱与协同过滤的图书推荐算法

周倩<sup>1</sup>, 王逊<sup>1</sup>, 李灵慧<sup>1</sup>, 黄树成<sup>1</sup>, 王云沼<sup>2</sup>

(1. 江苏科技大学计算机学院, 江苏 镇江 212003; 2. 中国人民解放军陆军通信训练基地, 北京 100029)

**摘要:** 传统的图书推荐算法只考虑外部评分数据, 且会面临物品冷启动等问题。本文将图书外部评分数据与图书内涵知识相结合, 提出融合知识图谱和协同过滤的图书推荐算法。首先通过基于知识图谱的训练将图书的语义信息转化为低维向量矩阵, 利用余弦相似度公式计算图书间的语义相似度, 增加新图书与其他图书的相似性, 根据图书语义相似矩阵获取图书的语义近邻。同时, 改进协同过滤相似性计算方法, 根据图书外部评分矩阵获取图书评分近邻, 最后将评分近邻与语义近邻相结合, 得到最终的图书推荐结果集。该算法在 Book-Crossing 数据集上进行测试, 实验结果表明算法精确率提高到 4.37%, 比传统方法提高了 0.69%, 并且比其他相关算法有更好的表现。

**关键词:** 协同过滤; 知识图谱; 语义相似性; 推荐系统

**DOI:** 10.11907/rjdk.212010

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1672-7800(2022)008-0056-06

## Book Recommendation Algorithm Fusing Knowledge Graph and Collaborative Filtering

ZHOU Qian<sup>1</sup>, WANG Xun<sup>1</sup>, LI Ling-hui<sup>1</sup>, HUANG Shu-cheng<sup>1</sup>, WANG Yun-zhao<sup>2</sup>

(1. School of Computer Science, Jiangsu University of Science and Technology, Zhenjiang 212003, China;

2. PLA Army Communication Training Base, Beijing 100029, China)

**Abstract:** Traditional book recommendation algorithms only consider external scoring data, and will face problems such as cold start of items. This paper combines book external scoring data with book connotation knowledge, and proposes a book recommendation algorithm (CKCF) integrating knowledge graph and collaborative filtering. Firstly, based on the training of knowledge graph, the semantic information of books is transformed into low-dimensional vector matrix, the semantic similarity between books is calculated by cosine similarity formula, the similarity between new books and other books is increased, and the semantic nearest neighbor of books is obtained according to the book semantic similarity matrix. At the same time, improve the collaborative filtering similarity calculation method, obtain the book scoring nearest neighbor according to the book external scoring matrix, and finally combine the scoring nearest neighbor and semantic nearest neighbor to obtain the final book recommendation result set. The algorithm is tested on the Book-Crossing dataset. The experimental results show that the accuracy of the algorithm is improved to 4.37%, 0.69% higher than the traditional method, and has better performance than other related algorithms.

**Key Words:** collaborative filtering; knowledge graph; semantic similarity; recommendation system

## 0 引言

随着互联网的发展, 面对海量数据不断涌现, 人们很难选择个性化的信息。由此, 推荐算法应运而生, 它能够

缓解信息过载问题, 并且为用户推荐感兴趣的信息<sup>[1]</sup>。在推荐算法中包括 3 种较为流行的推荐: 基于内容的推荐(Content-based Recommendation)、基于协同过滤的推荐(Collaborative Filtering-based Recommendation)以及基于关联规则的推荐。学者们也进行了大量研究, 比如 Hernando

收稿日期: 2021-08-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(61772244)

**作者简介:** 周倩(1996-), 女, 江苏科技大学计算机学院硕士研究生, 研究方向为数据挖掘; 王逊(1973-), 女, 硕士, 江苏科技大学计算机学院副教授, 研究方向为数据挖掘、信息安全、软件工程; 李灵慧(1996-), 女, 江苏科技大学计算机学院硕士研究生, 研究方向为数据挖掘; 黄树成(1969-), 男, 博士, 江苏科技大学计算机学院教授, 研究方向为机器学习、数据挖掘、软件工程; 王云沼(1970-), 男, 中国人民解放军陆军通信训练基地工程师, 研究方向为软件工程、数据融合。本文通讯作者: 王逊。

等<sup>[2]</sup>提出一种基于贝叶斯概率模型的用户评级协同过滤推荐预测方法;Zhang等<sup>[3]</sup>将学生的学习轨迹、借书时间信息以及图书流通时间融入算法,提出一种基于时间序列的协同过滤个性化书籍推荐算法;赵杰<sup>[4]</sup>提出一种改进的LDA用户兴趣模型用于个性化图书推荐,将借书者特征信息的相似度计算和借书者属性融入相似度计算方法;邹海涛等<sup>[5]</sup>利用局部网络拓扑结构组合模型,将用户自身购买历史与社交网络特征相结合,提升推荐结果准确度。

然而,上述算法没有考虑到图书本身的语义信息。知识图谱(Knowledge Graph, KG)作为最近新兴的辅助数据源,引起越来越多人的关注。例如,Zhang等<sup>[6]</sup>利用网络嵌入和自编码器获取结构化知识的向量化表示、文本知识特征、图片知识特征,在将这3类特征融合到协同集成学习框架实现个性化推荐;Wang等<sup>[7]</sup>提出RippleNet算法,通过在推荐算法中利用知识图谱并结合注意力机制得到用户的偏好特征表示,有效提高了推荐算法的准确性;Wang等<sup>[8]</sup>提出RKGE-CF算法,将知识图谱实体嵌入与神经网络相结合,提高了推荐性能;李浩等<sup>[9]</sup>将物品的外部附加数据和用户的偏好数据加入知识图谱,提取实体与关系的语义,将结果与协同过滤推荐结果相融合,准确率有显著提升;Wang等<sup>[10]</sup>提出KGCN模型,利用用户和项目属性提出一种将知识图谱作为辅助信息的神神经网络推荐模型,有效缓解稀疏性和冷启动问题,提升推荐效果。

综上所述,为了更好地进行图书推荐,本文提出融合知识图谱与协同过滤的图书推荐算法。首先,利用TransE算法计算得到图书之间的语义表示,然后利用余弦相似性计算方法计算图书的语义近邻;然后,在协同过滤算法基础上利用同现相似度公式计算相似度,并改进相似度公式,加入活跃用户惩罚因子,减少热门书籍和活跃用户对结果的影响;最后,将两种结果通过创新性的高位替换低位方式融合形成最终推荐结果。本文算法融入了图书的语义信息,寻找图书之间的语义相似度,根据语义相似程度进行推荐,对改进推荐算法的物品冷启动问题有一定效果。

## 1 相关工作

### 1.1 基于图书的协同过滤推荐

协同过滤推荐算法是应用最为广泛的推荐算法之一,通过挖掘用户历史行为数据发现用户偏好,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<sup>[11-12]</sup>。协同过滤推荐算法包括基于用户(User-based)和基于物品(Item-based)的协同过滤算法<sup>[13]</sup>。基于用户的协同过滤算法根据用户历史评分数据计算用户偏好物品,利用用户偏好物品寻找与用户偏好一致的用户,然后将寻找到用户的其他偏好商品推荐给该用户。而基于物品的协同过滤算法思想与基于用户的协同过滤算法类似,只是将用户变

为物品,例如喜欢物品A的用户都喜欢物品B,用户T喜欢物品A,则给用户C推荐物品B。

目前,各网上商城用户数量明显多于图书数量,因此本文采用基于物品的协同过滤推荐算法,且利用余弦相似度公式计算物品相似度。

### 1.2 基于知识图谱的推荐

与其他种类的辅助信息相比,知识图谱的引入可以让推荐结果具有可解释性且更加精确<sup>[14]</sup>。将知识图谱引入推荐算法,有以LibFM为代表的基于Embedding的推荐算法<sup>[15]</sup>和以PER、MetaGraph为代表的基于Path的推荐算法<sup>[16]</sup>。基于Embedding的方法通常直接使用来自知识图谱的信息以丰富Item或User表示。该类算法可分为两类:基于翻译的模型,如TransE<sup>[17]</sup>、TransH<sup>[18]</sup>、TransR、TransD等;语义匹配模型,如DistMult等。基于Path的方法通过构建User-item Graph,利用知识图谱中实体的连通性模式进行推荐。由于该算法利用的数据库为Book-Crossing,该图书数据库数据量大且较为稀疏,因此本文将采用翻译方法<sup>[19]</sup>中效果较好的TransE方法。

## 2 本文提出的推荐算法

传统的图书推荐算法未考虑到图书语义信息的缺陷,因此本文提出融合知识图谱和协同过滤的图书推荐算法,首先通过知识图谱自学习算法,将图书语义信息转化为图书向量矩阵,然后利用相似性计算方法计算图书之间的相似性,形成图书语义相似性矩阵。利用协同过滤表示学习,根据用户—图书评分矩阵,获取图书—图书相似性矩阵,根据相似性计算结果获取协同过滤推荐集合,最后将两个结果通过一定比例的低位换高位算法进行融合。

本文算法流程如图1所示。算法需要输入用户—图书评分矩阵 $R_{m \times n}$ 、图书知识图谱和评分矩阵—知识图谱对照表这3部分,输出为融合知识图谱和协同过滤的图书推荐算法的推荐列表。具体流程步骤描述如下:

(1)根据评分矩阵—知识图谱对照表,将用户—图书评分矩阵 $R_{m \times n}$ 进行筛选,获取与知识图谱相关的评分矩阵 $R'_{m \times n}$ 。

(2)利用评分矩阵获取图书集合,再计算图书与图书之间的相似性并得到图书相似性矩阵。

(3)利用TransE算法进行训练,最后得到实体向量集E和关系向量集R。

(4)获取知识图谱中的图书集合,利用上一步得到的实体向量集E,通过余弦相似度计算图书与图书之间的语义相似性并得到图书语义相似性矩阵。

(5)根据当前用户的历史评分数据,获取历史交互的图书列表,根据列表中的图书分别获取协同过滤推荐集合以及语义推荐集合,最后将两个推荐集合排序。

(6)选择融合比例,分别计算出协同过滤推荐集占比 $x$

及语义近邻推荐集占比 $y$ ,然后取协同过滤推荐集中前 $x$ 个成员及语义推荐集中的前 $y$ 个数据。如果在取得过程中某个数据已经存在,则顺延取下一位。

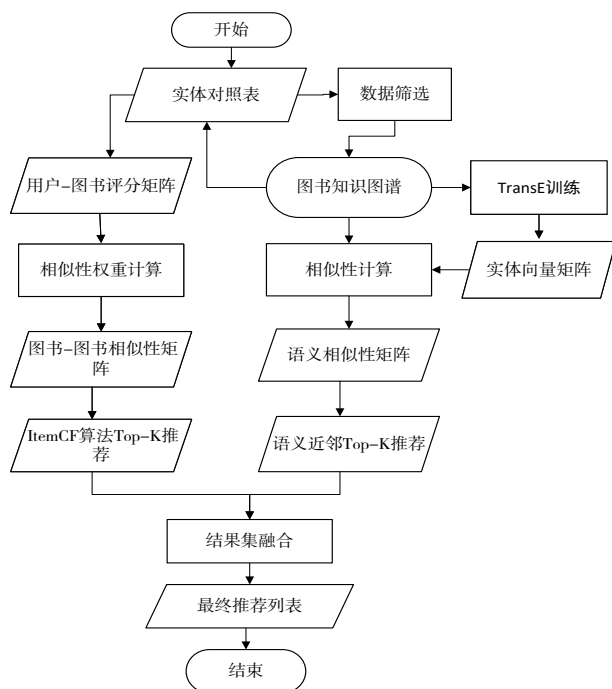


Fig. 1 Algorithm flow chart in this paper

图1 本文算法流程

## 2.1 协同过滤推荐算法

基于物品的协同过滤推荐算法是在用户—图书评分矩阵上为每本书找到 $K$ 个与之最相似的最近邻,根据相邻图书的相似度权重以及用户对图书的偏好计算相似度矩阵。在相似度方法选择中,本文使用同现相似度公式计算图书之间的相似度。

$$\text{sim}(x, y) = \frac{|N(x) \cap N(y)|}{|N(x)|} \quad (1)$$

其中,分母 $|N(x)|$ 是喜欢物品 $x$ 的用户数,而分子 $|N(x) \cap N(y)|$ 是同时喜欢物品 $x$ 和物品 $y$ 的用户数据。

由于图书会有畅销和冷门的区别,同现相似度公式容易形成任何图书都会与畅销书有较大相似度的现象,于是本文惩罚了畅销书的权重 $\frac{1}{\sqrt{|N(x)| |N(y)|}}$ ,减少畅销书与

很多图书相似的可能性。同时,图书推荐不仅有畅销书的影响,还会有活跃用户的影响。因此,本文还加入了对活跃用户的惩罚 $\sum_{u \in (N(x) \cap N(y))} \frac{1}{|N(u)|}$ ,使推荐结果更加准确。

$$\text{sim}(x, y) = \frac{\sum_{u \in (N(x) \cap N(y))} \frac{1}{|N(u)|} |N(x) \cap N(y)|}{\sqrt{|N(x)| |N(y)|}} \quad (2)$$

其中, $|N(y)|$ 表示喜欢图书 $y$ 的用户数,喜欢图书 $y$ 的用户越多,说明图书 $y$ 越畅销,同时结果也会越小,两本书

的相似度就会越低。 $u$ 代表同时给图书 $x$ 和图书 $y$ 评分的用户, $|N(u)|$ 是用户 $u$ 一共评分过的图书数量。用户 $u$ 评价过的图书数量越少,结果就会越高,两本书的相似度也就越低,这样避免了畅销书及活跃用户对相似度的影响。

## 2.2 知识图谱

知识图谱的本质是一种揭示实体之间关系的语义网络,能够利用已存在的关系数据集判断未标注实体间的关系,使相似度计算结果更加准确<sup>[20]</sup>。图书知识图谱如图2所示。

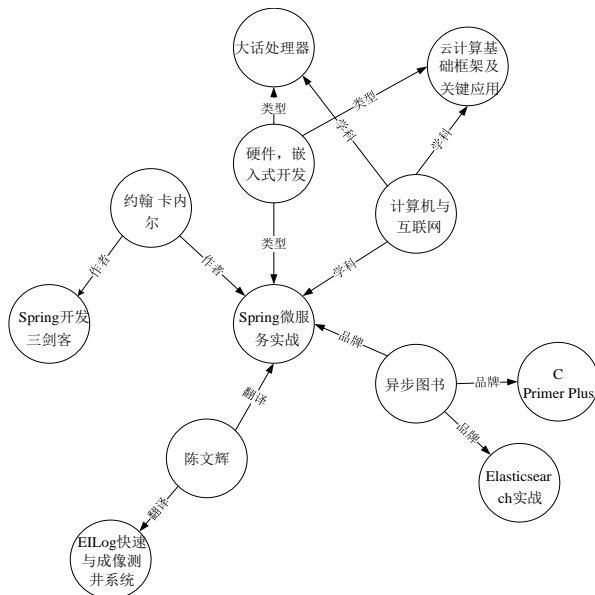


Fig. 2 Book knowledge graph

图2 图书知识图谱

知识图谱是由一条条知识组成,每条知识表示为一个三元组:(实体,关系,实体)、(实体,属性,属性值)。例如,吴承恩与《西游记》通过“创作”关系建立三元组信息。三元组之间互相关联形成知识图谱,因此在图书知识图谱中距离越近的两本图书在语义上越相近。

本文采用TransE算法进行知识图谱训练。以往训练三元组的方法大多存在参数过多问题,以至于模型过于复杂难以理解,而TransE算法能够有效学习三元组的向量表达。通过将每个三元组实例(head, relation, tail)中的关系relation看作从实体head到实体tail的翻译,不断调整 $h$ 、 $r$ 和 $t$ (head、relation和tail的向量),从而使 $(h+r)$ 尽可能与 $t$ 相等,即 $h+r=t$ 。TransE算法训练得到图书语义向量矩阵及关系向量矩阵,再利用相似性公式将图书语义向量矩阵转化为图书语义相似性矩阵,最后可以得出每本图书的语义近邻。本文在选取相似性计算方法时,选用的是余弦相似度公式,如式(3)所示。

$$\text{sim}(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (3)$$

其中,当A、B两个图书向量相似度越大, $\text{sim}(A, B)$ 数值就越接近1,知识图谱中两者的语义相似性越高,反之,



相似性越低。最终计算出图书—图书语义相似性矩阵。根据相似度公式可以得知,矩阵是一个对称阵,即 $a(i,j)=a(j,i)$ 。通过矩阵,可以获得每本图书的语义推荐集合。

为更好地实现新图书推荐(此处新图书指评分数据少于 2 条的图书),在计算新图书的语义相似性时,加入阈值判断,即在计算图书 A、B 的语义相似性时,判断图书 B 是否为新图书,若 B 是新图书,则会获取与图书 A 相似性最大图书 X 的相似度  $\max sim(A,X)$  以及与图书 A 相似性最小图书 N 的相似度  $\min sim(A,N)$ ,若  $sim(A,B)>(\max sim + \min sim)$ , $sim(A,B)$  的相似度计算如式(4)所示。

$$sim(A,B)=sim(A,B)+0.5*sim(A,B)$$

(4)

这样既可以增加新图书语义推荐概率,也不会造成新图书与任何图书都有较大相似性的现象,对解决物品冷启动有一定意义。

2.3 算法融合

本文创新性地使用高位替换低位的方式进行融合,即首先将知识图谱推荐结果集及协同过滤推荐结果集按相似度大小倒序排序,然后将知识图谱推荐集合与协同过滤推荐集合按适当的比例选取相似度高的图书集成最优结果集。这样既考虑了外部评分数据,也考虑了图书语义信息,同时可以缓解新物品因为评分信息不足而无法得到推荐的现象。融合过程如下:

输入:  $Set ListCF = \{C_0, C_1, \dots, C_n\}$ ,  $Set ListKG = \{K_0, K_1, \dots, K_n\}$  及融合比例  $x$

输出: Top-K 推荐结果集:  $Set ListBook = \{B_0, B_1, \dots, B_n\}$

```
1 kglens=int(N*x)
2 cflens = N-kglens
3 len1 = 0
4 len2 = 0
5 if len(ListCF)==0:
6     return ListKG
7 for i in range(len(ListCF)):
8     if ListCF[i] not in ListBook:
9         if len1 < cflens:
10             ListBook.add(ListCF[i])
11             len1 +=1
12 for i in range(len(ListKG)):
13     if ListKG[i] not in ListBook:
14         if len2 < kglens:
15             ListBook.add(ListKG[i])
16             len2 +=1
17 return ListBook
```

假定要为用户推荐 N 本图书,  $ListCF$  为协同过滤算法推荐的集合(已排序),  $ListKG$  为语义相似度矩阵推荐的集合(已排序)。  $ListBook$  为最终给用户推荐的结果集,融合比例为  $x$ ,其取值范围为  $x \in [0,1]$ 。在最终推荐结果集中,若  $ListCF$  集合不为空,则  $ListCF$  集合的数量为  $cflen = \lfloor N*x \rfloor$ ,其中  $\lfloor * \rfloor$  为向下取整,  $ListKG$  的数量为  $kglens = N - cflen$ 。融合算法根据输入的融合比例分别计算两个近

邻集中数量占比。算法在取推荐数据时会判断结果集中是否包含本数据,最终得到结果集  $ListBook$ 。

3 实验及结果分析

3.1 实验数据集

本文使用 Book-Crossing 数据集进行测试。将该数据集信息转换为隐式反馈数据,其中每个条目都标有 1,表示用户对该图书给予正面评价,并为每个用户采样一个标记为 0 的未监视图书。此外,Book-Crossing 数据集数据较为稀疏,因此未设置肯定评分阈值。

知识图谱则利用 Microsoft Satori 构建。首先从整个 KG 中选择关系包含“书”的三元组子集,然后通过将 Book-Crossing 中 ID 与三元组头部或尾部匹配以获取有效数据,同时排除没有匹配或者多匹配实体的项目。此时,Book-Crossing 中每一个 ID 都可以在三元组中找到对应数据,但三元组中头部或尾部在 Book-crossing 中不一定有数据,即模拟现实中某些图书只有语义信息而没有评分信息。

本文将评分数据随机分为 4 份,选取其中 1 份作为测试集合,其他 3 份作为训练集,每次实验结果运行 5 次取平均值。数据集详细信息如表 1 所示。

Table 1 Book-Crossing data set information

表 1 Book-Crossing 数据集信息

数据集	Book-Crossing
#users	17 860
#items	14 910
#interactions	139 746
#KG triples	19 793
#relation	10

3.2 实验环境

实验硬件处理器型号为 Inter(R) Core(TM) i5-1021U,内存为 12G,软件环境为 Python 3.7。

3.3 评价指标

对于推荐算法结果,本文使用 3 个评价指标进行分析:精确率(Precision)、召回率(Recall)、F1 分数。3 个评价指标都可以根据混淆矩阵计算得出。精确率表示预测为正样本的样本中,正确预测为正样本的概率;召回率表示正确预测出正样本占实际正样本的概率;F1 分数折中了召回率和精确率,如式(5)一式(7)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

(5)

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

(6)

$$F1 = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision}$$

(7)

其中,  $TP$  代表样本的真实类别为正,最后预测得到的结果也为正,  $FP$  代表样本的真实类别为负,最后预测得到的结果为负;  $FN$  代表样本的真实类别为正,最后预测得到的结果却为负。

### 3.4 实验结果分析

实验将融合比例作为变量,显示不同融合比例下的推荐效果。本次实验选取Top-K的K值为10,定义相似图书数量为20。协同过滤推荐:对语义相似性推荐的融合比例从0:10到10:0分别做实验,每个融合比例均运行10遍求平均值。精确率、召回率、F1指标曲线如图3所示。横坐标为融合比例,纵坐标分别为精确度、召回率、F1值。从图3可以看出,精确率、召回率、F1在融合比例为5:5时效果最好,即进行Top-10推荐时,协同过滤推荐与语义相似性推荐各占一半时,效果最好。

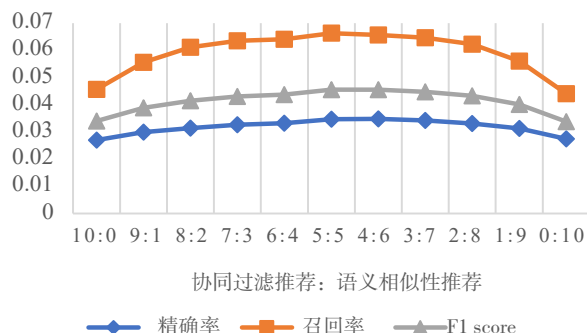


Fig. 3 Curve of precision rate, recall rate and F1 score

图3 精确率、召回率、F1 score 指标曲线

本文选取经典和新的推荐算法进行比较,如KGCN算法、RippleNet算法和RKGE-CF算法与CKCF算法进行比较,验证本文算法的可行性和优越性。由于F1分数折中召回率和精确率,则展示召回率和精确度指标上的对比结果。本文算法与KGCN, RippleNet和RKGE-CF算法在召回率和精确度指标上的对比结果如图4、图5所示。从图4可以看出,不管K值为多少,4种算法的召回率不相上下,说明本文算法虽有优势,但优势不明显。

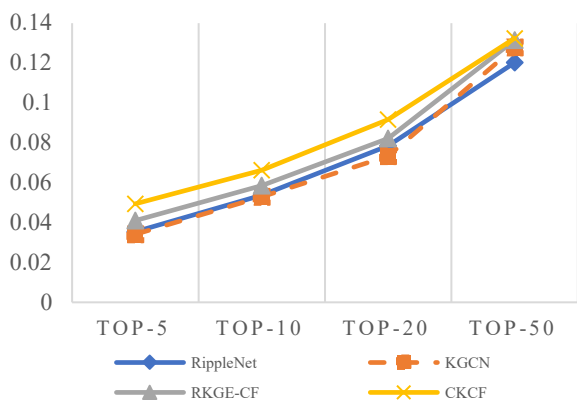


Fig. 4 Comparison of recall rates of various algorithm

图4 各算法召回率比较

从图5可以看出,本文算法在Top-5、Top-10优势明显,在Top-20及Top-50上也有一定提高。CKCF算法在精确率指标上随TOP-K的K值呈递减趋势变化。精确率最高在TOP-5时达0.0437,与其他算法相比有明显提高。在TOP-50时达0.0131,但相比其他算法仍有一定提高。

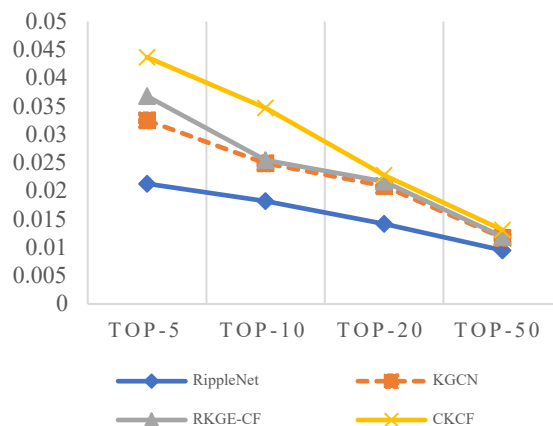


Fig. 5 Comparison of precision of various algorithm

图5 各算法精确率比较

综合考虑,本算法在计算物品相似度时不仅惩罚了热门图书还惩罚了活跃用户的比重,使得协同过滤推荐结果更加准确,同时基于知识图谱训练计算图书的语义相似度,然后将评分近邻与语义近邻相结合,从而提升推荐质量。

## 4 结语

本文提出一种融合知识图谱和协同过滤的图书推荐算法CKCF,通过协同过滤发现用户现有兴趣,同时利用知识图谱挖掘用户潜在兴趣,最后将两者融合以提升推荐效果。CKCF算法能够利用TransE将三元组数据转换为低维空间向量矩阵,获取图书实体向量矩阵。通过余弦相似度公式计算出每本图书之间的语义相似性,同时提升新图书的语义相似性,生成语义相似性矩阵并获取图书语义近邻。在获取协同过滤推荐集合时改进相似度计算方法,加入惩罚因子减少畅销书及活跃用户对推荐结果的影响。最后将语义相似性矩阵推荐结果与协同过滤推荐结果集融合,得到个性化推荐结果。本文算法在语义的层面上增强了协同过滤算法推荐效果,但算法还有待优化之处,如未考虑知识图谱关系向量矩阵,这为今后工作提出了新的思路。

### 参考文献:

- [1] HUANG H S. Research on personalized learning resource recommendation based on knowledge graph [J]. Software Engineering, 2018, 21(10): 23, 24-26.  
黄华升. 基于知识图谱的个性化学习资源推荐研究[J]. 软件工程, 2018, 21(10): 23, 24-26.
- [2] HERNANDO A, BOBADILLA J, ORTEGA F. A non negative matrix factorization for collaborative filtering recommender systems based on a Bayesian probabilistic model [J]. Knowledge-based Systems, 2016, 97(1): 188-202.
- [3] ZHANG F. A personalized time-sequence-based book recommendation algorithm for digital libraries [J]. IEEE Access, 2016, 4: 2714-2720.
- [4] ZHAO J. Personalized book recommendation algorithm based on improved

- user interest model [J]. Machine tools and hydraulics, 2018, 46(6): 193-198.
- 赵杰. 基于改进用户兴趣模型的个性化图书推荐算法[J]. 机床与液压, 2018, 46(6):193-198.
- [5] ZOU H T, CHEN Q M. Research on adaptive recommendation model based on trust network and collaborative filtering [J]. Journal of Jiangsu University of science and Technology (Natural Science Edition), 2019, 33(4): 45-50.
- 邹海涛,陈沁梅. 基于信任网络与协同过滤的自适应推荐模型研究[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2019, 33(4):45-50.
- [6] ZHANG F, YUAN NJ, LIAN D, et al. Collaborative knowledge base embedding for recommender systems [C]//San Francisco: Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2016: 353-362.
- [7] WANG H, ZHANG F, WANG J, et al. RippleNet: propagating user preferences on the knowledge graph for recommender systems [C]//Torino: Proceedings of the 27th ACM International Conference on Information and Knowledge Management, 2018: 417-426.
- [8] WANG H, ZHANG F, XIE X, et al. DKN: deep knowledge-aware network for news recommendation [C]// 2018 World Wide Conference, 2018: 1835-1844.
- [9] LI H, ZHANG Y C, KANG Y, et al. Fusion of circular knowledge atlas and collaborative filtering film recommendation algorithm [J]. Computer Engineering and Application, 2020, 56(2): 106-114.
- 李浩,张亚钊,康雁,等. 融合循环知识图谱和协同过滤电影推荐算法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(2):106-114.
- [10] WANG H W, ZHAO M, XIE X, et al. Knowledge graph convolutional networks for recommender systems [C]// WWW'19: The World Wide Web Conference, 2019: 3307-3313.
- [11] MENG K Y, YUE Y H, CAO Q N. Review of news recommendation system [J]. Software Guide, 2021, 20(1): 249-252.
- 孟开元,岳宇航,曹庆年. 新闻推荐系统研究综述[J]. 软件导刊, 2021, 20(1):249-252.
- [12] CUI G Q, LI L. Collaborative filtering recommendation algorithm for e-commerce platform with penalty factor [J]. Software Guide, 2020, 19(1): 103-107.
- 崔国琪,李林. 加入惩罚因子的电商平台协同过滤推荐算法[J]. 软件导刊, 2020, 19(1):103-107.
- [13] SARWAR B, KARYPIS G, KONSTAN J, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms [C]// Hongkong: Proceedings of the 10th International Conference on World Wide Web, 2001: 285-295.
- [14] SUN Y S, ZHU B, ZHU L J. Research progress of information recommendation based on knowledge graph in China [J]. Information Theory and Practice, 2019, 42(12): 149, 163-169.
- 孙雨生,祝博,朱礼军. 国内基于知识图谱的信息推荐研究进展[J]. 情报理论与实践, 2019, 42(12):149, 163-169.
- [15] RENDLE S. Factorization machines with libFM [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2013, 3(3):1-22.
- [16] DAVIDSON J, LIEBALD B, LIU J, et al. The YouTube video recommendation system [C]// Barcelona: Proceedings of the Fourth ACM Conference on Recommender Systems, 2010: 293-299.
- [17] BORDES A, USUNIER N, GARCIA-DURÁN A, et al. Translating embeddings for modeling multi-relational data [C]//Nevada: Proceedings of the 26th International Conference on Neural Information Processing Systems, 2013: 2787-2795.
- [18] WANG Z, ZHANG J, FENG J, et al. Knowledge graph embedding by translating on hyperplanes [C]//Québec City: Proceedings of the Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2014: 1112-1121.
- [19] LIU K, ZHANG Y Z, JI G L, et al. Research progress and prospect of knowledge base question answering based on representation learning [J]. Journal of Automation, 2016, 42(6): 807-818.
- 刘康,张元哲,纪国良,等. 基于表示学习的知识库问答研究进展与展望[J]. 自动化学报, 2016, 42(6):807-818.
- [20] YUAN Q, CHENG Z H, JIANG Y. Research on film recommendation algorithm based on knowledge graph and collaborative filtering [J]. Computer Engineering and Science, 2020, 42(4): 714-721.
- 袁泉,成振华,江洋. 基于知识图谱和协同过滤的电影推荐算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(4):714-721.

(责任编辑:孙娟)