



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目: 基于 GNN 的矩阵分解推荐算法
作者: 王英博, 孙永荻
网络首发日期: 2020-12-31
引用格式: 王英博, 孙永荻. 基于 GNN 的矩阵分解推荐算法. 计算机工程与应用.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20201231.1301.012.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于 GNN 的矩阵分解推荐算法

王英博¹, 孙永荻²

1. 辽宁工程技术大学 创新实践学院, 辽宁 阜新 123000

2. 辽宁工程技术大学 软件学院, 辽宁 葫芦岛 125105

摘要: 相较于协同过滤, 矩阵分解有着更好的拓展性和灵活性, 但同样受到数据稀疏和冷启动的困扰。针对上述问题, 提出一种融合 GNN 和 PMF 的推荐算法 (GNN_MF)。该算法通过神经网络对社交网络图以及用户项目图进行建模, 将两个图内在的联系起来, 学习目标用户在社会空间以及项目空间上的特征向量。然后通过 MLP 将两个特征向量串联提取用户的潜在特征向量。最后集成在概率矩阵分解模型上, 产生预测评分。在真实数据集 Epinions、Ciao 上的大量实验表明, GNN_MF 算法的均方根误差和平均绝对误差较传统 PMF 分别降低了 2.91%、3.10% 和 4.83%、3.84%。验证了 GNN_MF 算法在推荐系统中的有效性以及可行性。

关键词: 概率矩阵分解; 图神经网络; 推荐算法; 社交网络

文献标志码: A 中图分类号: TP393 doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009-0013

GNN-based matrix factorization recommendation algorithm

WANG Yingbo¹, SUN Yongdi²

1. School of Innovation Practice, Liaoning Technical University, Fuxin, Liaoning 123000, China

2. Software College of Liaoning Technical University, Huludao, Liaoning 125105, China

Abstract: Compared with collaborative filtering, matrix factorization has better scalability and flexibility, but it is also troubled by data sparseness and cold start. Aiming at the above problems, a recommendation algorithm (GNN_MF) combining GNN and PMF is proposed. The algorithm uses graph neural networks to model social network graphs and user item graphs, connects the two graphs internally, and learns the feature vector of the target user in the social space and item space. Then through MLP, the two feature vectors are connected in series to extract the user's potential feature vector. Finally, it is integrated on the probability matrix factorization model to generate prediction scores. A large number of experiments on real data sets Epinions and Ciao show that the root mean square error and average absolute error of the GNN_MF algorithm are reduced by 2.91%, 3.10%, 4.83%, and 3.84% respectively compared with traditional PMF. The effectiveness and feasibility of the GNN_MF algorithm in the recommendation system are verified.

Key words: probability matrix decomposition; graph neural network; recommendation algorithm; social network

基金项目: 辽宁省教育厅基础研究项目 (理) (LN2020JCL029)。

作者简介: 王英博 (1964-), 男, 博士, 教授, 研究领域为智能数据处理, 图形图像处理; 孙永荻 (1995-), 男, 硕士研究生, 研究领域为智能数据处理, E-mail: 914767648@qq.com。

前言

在信息爆炸的时代,推荐系统因其在缓解信息过载上的特殊能力受到越来越多的关注,被电子商务、在线新闻、社交媒体网站等众多在线服务机构广泛采用^[1]。推荐系统利用用户和项目之间的交互信息来深入挖掘用户的行为偏好,从而预测用户的兴趣偏好,并向需要该项目的特定用户推荐最合适的项目,这类方法被称为协同过滤^[2,3]。在众多协同过滤推荐算法中,矩阵分解(MF)^[4,5]已成为最受欢迎的推荐算法之一,并引起了广泛关注。它主要是将用户和项目嵌入到一个共享的潜在空间中,将用户和项目用特征潜在向量表示。之后,用户和项目之间的交互被建模为其潜在特征向量的内积。受Netflix奖的影响,MF已经成为潜在因素模型推荐的实际方法。许多研究工作致力于改进MF,SoRec^[6]提出了一种协因子分解方法,该方法通过评分和社会关系来共享一个共同的潜在用户特征矩阵。SocialMF^[7]通过分解社会信任网络,将用户映射到两个低维空间:信任者空间和受托者空间。近年来,深度神经网络模型对学习各个领域的有效特征表示产生了很大的影响,如语音识别、计算机视觉(CV)和自然语言处理(NLP)。最近的一些研究已经将深度神经网络应用于推荐任务,并取得了令人满意的结果^[8,9],但大多数研究都使用深度神经网络来建模音乐的音频特征,项目的文本描述,以及图像的视觉内容。此外,NeuMF^[10]提出了一个神经协作过滤框架来学习用户和项目之间的非线性交互作用。DLMF^[11]在评级上使用自动编码器来学习初始化的现有矩阵分解的表示。提出了一种两阶段的信任感知推荐过程,利用深层神经网络对矩阵分解进行初始

化,综合用户的兴趣和信任朋友的兴趣以及基于矩阵分解的社区效应的影响。DeepSoR^[12]将用户社会关系的神经网络集成到概率矩阵分解中。他们首先使用预先训练的节点嵌入技术来表示用户,并进一步利用k近邻来连接用户嵌入特征和神经网络。最近,图神经网络(GNNs)已经被证明能够学习图结构数据^[13,14]。在推荐系统的任务中,用户-项目交互包含了用户对推荐项目的评价,是一种典型的图形数据。因此,有人提出了GNNs来解决推荐问题^[15,16]。sRMGCNN^[17]采用GNNs提取用户和项目的图嵌入,然后结合递归神经网络进行扩散过程。尽管先前的工作取得了令人瞩目的成功,但人们对GNNs的社会推荐关注甚少。本文提出了一种用于社会推荐的图神经网络来填补这一空白。

在本文中,我们探讨了如何利用GNN建模学习用户潜在特征。这项工作的主要贡献如下。

1. 提出一种神经网络架构来建模学习用户潜在特征,通过用户项目图和社交网络图发现其内在联系,并集成到概率矩阵分解上形成推荐。
2. 提出一种在用户项目图中将用户意见和项目交互联系在一起的方法。
3. 在两个真实数据集中进行了广泛的实验数据集来证明GNN与MF结合的有效性和可行性。

1 相关工作

1.1 矩阵分解

2006年,在著名的Netflix大赛^[18]中,采用矩阵分解法处理评分预测问题的推荐算法大放异彩。与考虑用户和项目之间的相似度的基于近邻协同过滤推荐算法相比,矩阵分解推荐方法更节省内存,

更精确。与奇异值分解(SVD)类似, 矩阵分解将用户项目评分矩阵分解为两个低秩矩阵的乘法, 其中可以存储用户和项目的潜在因素。因此, 矩阵分解可以发现具有相似内容和隐含特征的项目。用户 u 和项目 i 的矩阵分解推荐系统将分别产生用户向量 $p_u \in R^f$ 和项目向量 $q_i \in R^f$, 其 $p_u^T q_i$ 捕捉用户 u 和项目 i 之间的交互。

矩阵分解的主要难题是在因子向量中找到用户和项目之间的映射。为了学习因子向量 p_u 和 q_i , 将评级矩阵 R 中的值作为训练数据, 并分解为 $p_u^T q_i$, 其目标函数:

$$\text{Loss} = \sum_u^N \sum_i^M I_{ui} (r_{ui} - p_u^T q_i)^2 + \lambda_p \sum_u^N \|p_u\|^2 + \lambda_q \sum_i^M \|q_i\|^2 \quad (1)$$

其中, I_{ui} 是指示函数, 有评分为 1, 否则为 0。

r_{ui} 为真实评分, $p_u^T q_i$ 为预测评分。 λ 为防止过拟合的正则化参数。

1.2 图神经网络

随着互联网技术的快速发展, 大量的图结构数据已经遍布各个领域。例如, 微博用户之间形成社交网络, 淘宝用户与商品构成电子商务网络, 生物分子网络以及交通网络等等^[19]。与图像、文本不同, 图结构是复杂多变的不规则领域。近年来, 图形数据的深度神经网络技术有了长足的发展。这些深层神经网络结构被称为图神经网络 (GNNs) ^[20], 它被提出学习有意义的图形数据表示。他们的主要思想是如何使用神经网络迭代地从局部图邻域聚集特征信息。同时, 节点信息经过转换和聚合后可以

通过图来传播。因此, GNNs 自然地整合了节点信息和拓扑结构, 并被证明在表示学习方面具有强大的能力。另一方面, 社会推荐中的数据可以用两个图来表示。这两个图包括表示用户之间关系的社交图和表示用户与项目之间交互的用户项目图。用户同时参与到这两个图中。此外, 社交推荐的自然方式是将社交网络信息纳入用户和项目潜在因素学习。学习项目 and 用户的表征是建立推荐系统的关键。因此, 鉴于 GNN 的优势, GNN 为促进社交推荐提供了前所未有的机会。

2 本文算法

2.1 问题描述

设 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 和 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 分别是用户集和项目集, 其中 n 是用户数, m 是项目数。假设 $R \in \mathbb{R}^{n \times m}$ 是评分矩阵, 也称为用户项目图。如果 u_i 给 v_j 评分, r_{ij} 为评分得分, 否则用 0 表示从 u_i 到 v_j 的未知评分, 即 $r_{ij} = 0$ 。观察到的评分 r_{ij} 可以看作是用户 u_i 对项目 v_j 的意见。设 $O = \{ \langle u_i, v_j \rangle | r_{ij} \neq 0 \}$ 为已知意见集合, $\Gamma = \{ \langle u_i, v_j \rangle | r_{ij} = 0 \}$ 为未知意见集合。设 $N(i)$ 为 u_i 直接连接的用户集, $C(i)$ 为 u_i 已交互的项集。此外, 用户之间还可以建立社交关系。用 $T \in R^{n \times n}$ 表示用户-用户社会关系图, 如果 u_j 与 u_i 有关系, 则 $T_{ij} = 1$, 否则为 0。在给定用户项目图 R 和社交图 T 的情况下, 我们的目标是预测 R 中缺失的评分值。用嵌入向量 $p_i \in R^f$ 表示用户 u_i 特征, 用嵌入向量 $q_j \in R^f$ 来表示项目 v_j 特征, 其中 f 是嵌入向量的长度。

2.2 GNN_MF 框架

图 1 显示了 GNN_MF 概率模型的整体视图。

GNN_MF 的目标是找到用户和项目的潜在模型 ($U \in R^{f \times n}$ 和 $V \in R^{f \times m}$, 其中 f 是维数), 通过 $(U^T V)$ 重建评级矩阵 R 预测评分。其条件分布可以定义为:

$$p(R|U, V, \sigma_R^2) = \prod_i \prod_j N(r_{ij} | u_i^T v_j, \sigma_R^2) \quad (2)$$

其中 $N(x | \mu, \sigma_R^2)$ 是平均 μ 和方差 σ_R^2 的高斯正态分布的概率密度函数。

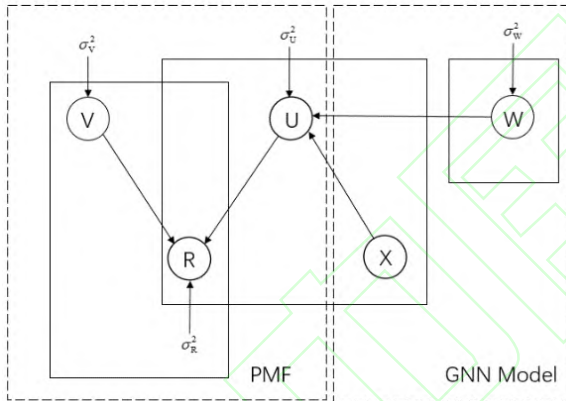


图 1 GNN_MF 图形框架

Fig.1 GNN_MF graphics framework

对于概率矩阵分解中的用户潜在特征向量, 有神经图生成的用户潜在特征向量来近似, 如下所示:

$$u_i^{pre} = Net_u(W, x_i) + \varsigma_i \quad (3)$$

其中 x_i 是用户 i 的偏好信息, 稍后将进行描述。将 Net_u 和噪声 ς 中的内部权重 W (权重和偏差) 分别建模为方差为 σ_W^2 和 σ_U^2 的零均值高斯分布。因此, 定义一个给定 W 和 X 的 U 的条件分布来建模用户潜在模型, 如下所示:

$$p(U|W, X, \sigma_U^2) = \prod_i N(u_i^{pre} | Net_u(W, x_i), \sigma_U^2) \quad (4)$$

2.3 用户潜在特征模型

用户偏好的目的是学习用户的潜在因素, 表示为 $u_i^{pre} \in R^f$ 。问题在于如何将用户项目图和社交图内在地结合起来。为了解决这个问题, 使用两种类型的聚合从两个图中学习潜在因子, 如图 2 所示。第一个聚合表示为项目聚合, 用于从用户项目图中学习项目空间用户自身偏好潜在因子 $u_i^{item} \in R^f$ 。第二种是社会聚集, 从社会图中学习社会空间用户社交偏好潜在因素 $u_i^s \in R^f$ 。然后, 将这两个因素结合起来, 形成最终的用户潜在因素 u_i^{pre} 。接下来, 将介绍项目聚合、社交聚合以及如何从项目空间和社交空间两个方面结合用户潜在因素。

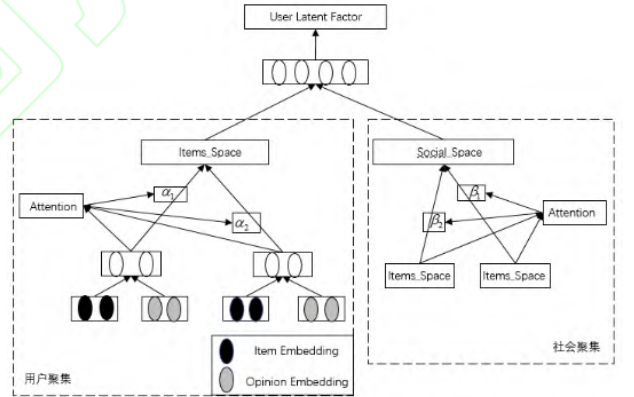


图 2 用户潜在特征模型

Fig.2 User latent feature model

2.3.1 项目聚集

项目聚合的目的是通过考虑用户 u_i 交互过的项目和用户对这些项目的评分意见来学习项目空间用户潜在因素 u_i^{item} 。具体聚合函数如下:

$$u_i^{item} = f(W \cdot \{ \sum_{a \in C(i)} \alpha_{ia} o_{ia} \} + b) \quad (5)$$

其中 $C(i)$ 是用户 u_i 与之交互的项目集, o_{ia} 表示用户 u_i 和项目 v_a 之间的意见交互的表示向量,

而 α_{ia} 表示历史交互项目的权重。 W 和 b 是神经网络的权值和偏差。接下来我们将讨论如何定义意见交互向量 o_{ia} 和权重 α_{ia} 。

在用户-项目交互过程中，用户可以表达他/她的观点（或评分分数），用 r 表示。这些对项目的看法可以捕捉到用户对项目的偏好，有助于对项目空间用户潜在因素进行建模。为了建立观点模型，对于每一类意见 r ，引入一个意见嵌入向量 $e_r \in R^d$ ，它将每个意见 r 表示为一个稠密向量表示。针对用户 u_i 与项目 v_a 之间的意见 r 交互，通过多层感知器（MLP）将意见交互表示 x_{ia} 建模为项目嵌入 q_a 和意见嵌入 e_r 的组合。

$$o_{ia} = gv([q_a \oplus e_r]) \quad (6)$$

其中 \oplus 表示两个向量之间的串联操作。

将项目权重 α_{ia} 参数化为一个两层神经网络，称之为注意力网络。注意力网络的输入是交互的意见表示 o_{ia} 和目标用户 u_i 的嵌入 p_i 。形式上，注意力网络被定义为：

$$\alpha_{ia}^* = w_2^T \cdot f(W_1 \cdot [o_{ia} \oplus p_i] + b_1) + b_2 \quad (7)$$

最后的注意权重通过使用 Softmax 函数对上述注意得分进行归一化得到：

$$a_{ia} = \frac{\exp(a_{ia}^*)}{\sum_{a \in C(i)} \exp(a_{ia}^*)} \quad (8)$$

2.3.2 社会聚集

根据社会相关理论^[6,8]，用户的偏好与他/她直接联系的社交朋友相似或受其影响。因此应该结合社会信息来进一步模拟用户的潜在因素。同时，用户之间的联系强度可以从社交图中进一步影响用户的行为。换言之，学习社会空间目标用户的潜在因素应考虑社会关系的异质性优势。因此，引入了一种注意机制来选择具有代表性的社交好友来表征用户的社交信息，并对其信息进行聚合。

为了从这个社会化的角度来表达用户的潜在因素，提出了社交空间用户潜在因素，即从社交图中聚合相邻用户的项目空间用户潜在因素。具体而言， u_i 的社交空间用户潜因子 u_i^S ，是将用户在 u_i 的邻居 $N(i)$ 中的项目空间用户潜因子聚合起来，如下所示：

$$u_i^S = f(W \cdot \{ \sum_{k \in N(i)} \beta_{ik} u_k^{item} \} + b) \quad (9)$$

如前所述，强关系和弱关系在一个社交网络中是混合在一起的，用户可能会与强关系而不是弱关系分享更多相似的偏好。因此，用一个双层神经网络来执行一个注意力机制，通过将社会注意力 β_{ik} 与 u_k^{item} 和目标用户嵌入 p_i 相关联，提取出这些对 u_i 有重要影响的用户，并对他们的关联强度进行建模，如下所示：

$$\begin{aligned}\beta_{ik}^* &= w_2^T \cdot f(W_1 \cdot [u_k^{item} \oplus p_i] + b_1) + b_2 \\ \beta_{ik} &= \frac{\exp(\beta_{ik}^*)}{\sum_{k \in N(i)} \exp(\beta_{ik}^*)}\end{aligned}\quad (10)$$

其中 β_{ik} 可以看作是用户之间的优势，值越高代表其意见对目标用户的影响越大。

为了更好地了解用户潜在因素，需要将项目空间用户潜在因素和社会空间用户潜在因素结合起来考虑，因为社会图和用户项目图从不同的角度提供了关于用户的信息。通过一个标准的 MLP 将这两个潜在因素结合成最终用户潜在因素，其中项目空间用户潜在因素 u_i^{item} 和社交空间用户潜在因素 u_i^s 在输入 MLP 之前被连接起来。形式上，用户潜在因素 u_i^{pre} 定义为：

$$\begin{aligned}x_i &= [u_i^{item} \oplus u_i^s] \\ h_2 &= f(W_1 \cdot x_i + b_2) \\ &\dots \\ h_i &= f(W_i \cdot h_{i-1} + b_i)\end{aligned}\quad (11)$$

2.4 优化 GNN_MF 模型

为了优化 GNN 的用户潜在模型、权重和偏差变量等变量，使用最大后验概率(MAP)估计如下：

$$\begin{aligned}&\max_{U,V,W} (U, V, W \mid R, X, \sigma_R^2, \sigma_U^2, \sigma_V^2, \sigma_W^2) \\ &= \max_{U,V,W} [p(R \mid U, V, \sigma_R^2) p(U \mid W, X, \sigma_U^2) \\ &\quad p(V \mid \sigma_V^2) p(W \mid \sigma_W^2)]\end{aligned}\quad (12)$$

对于变量 u_i 和 v_j ，使用坐标上升法迭代优化潜在变量，同时固定剩余变量：

$$\begin{aligned}u_i &\leftarrow (VI_i V^T + \lambda_U I_f)^{-1} (VI_i R_i + \lambda_U Net_u(W, x_i)) \\ v_j &\leftarrow (UI_j U^T + \lambda_V I_f)^{-1} UI_j R_j\end{aligned}\quad (13)$$

其中 $\lambda_U = \sigma_R^2 / \sigma_U^2$ ， $\lambda_V = \sigma_R^2 / \sigma_V^2$ ， $\lambda_W = \sigma_R^2 / \sigma_W^2$ 。

给定 U 和 V ，可以使用反向传播学习算法学习每层的 W 。根据得到的用户项目潜向量预测评分

$$\tilde{r}_{ij} = u_i^T v_j。$$

2.5 算法步骤

输入：用户项目图、社交网络图；

输出：预测评分 \tilde{r}_{ij} 。

Step1: 利用矩阵分解生成用户、项目潜向量 U ， V 。

Step2: 根据公式 (6)，生成用户交互意见向量。

Step3: 根据公式(5)(9)，生成项目空间和社会空间的特征。

Step4: 根据公式(11)，输出用户潜在特征。

Step5: 结合 step1 的物品隐向量和 step5 的用户潜在特征向量，最后得到优化函数，式(12)。

Step6: 根据公式(13)，更新 u_i 和 v_j 。

Step7: 预测评分。

3 实验

3.1 数据集

实验采用两个具有代表性的数据集 Ciao 和 Epinions，它们来自于社交网站。每个社交网络都

允许用户对项目进行评分、浏览/撰写评论，并将朋友添加到他们的“朋友圈”中。因此，它们提供了大量的评级信息和社会信息。评分范围是从 1 到 5。根据{1,2,3,4,5}中的 5 个分数，用 5 个不同的嵌入向量随机初始化意见嵌入。这两个数据集的统计数据如表 1 所示。

表 1 实验数据集描述

Table 1 Experimental data set description

Dataset	Ciao	Epinions
Users	7317	18088
Items	104975	261649
Ratings	283319	764352
Social Cnnections	111781	355813

3.2 评价指标

为了更加公平的对比算法性能，采用五折交叉验证来对推荐模型进行训练与测试。把数据集中用户对项目的评分数据平均分成 5 等份，在每次实验中，随机选取 1 组作为测试集，其余 4 组作为训练集。5 次实验确保每一组都被测试，最终实验结果为 5 次实验结果的平均值。

利用两个指标来衡量预测精度，即均方根误差 (RMSE) 和平均绝对误差 (MAE)，定义为

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{(i,j) \in R_{test}} (r_{ui} - \hat{r}_{ui})^2}{|R_{test}|}} \quad (14)$$

$$MAE = \frac{\sum_{(u,i) \in R_{test}} |r_{ui} - \hat{r}_{ui}|}{|R_{test}|}$$

从计算公式可以看出，MAE 和 RMSE 越小，

预测精度越高，算法越有效。

3.3 结果分析

3.3.1 参数设置

对于所有的神经网络方法，batch size 和学习率分别在 [32,64,128,512]，[0.0005,0.001,0.005,0.01,0.05,0.1] 中搜索。此外，根据经验将隐藏层的大小设置为嵌入大小，并将激活函数设置为 ReLU。随机初始化模型参数为高斯分布，其中平均值和标准差分别为 0 和 0.1。

对于嵌入大小 f，测试 [8,16,32,64,128,256] 的值。

从图 3，图 4 中，可以看出，当为 64 时效果最好。

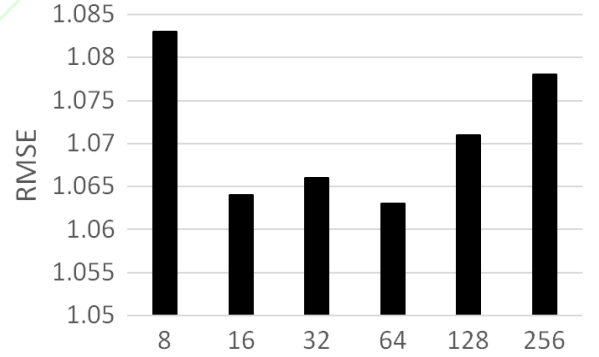


图 3 Epinions 数据集下不同 f 的 RMSE

Fig.3 RMSE of different f under the Epinions dataset

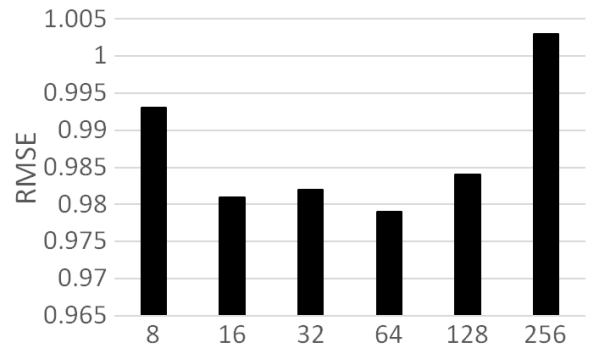


图 4 Ciao 数据集下不同 f 的 RMSE

Fig.4 RMSE of different f under Ciao dataset

图 5 和图 6 显示了不同的 λ_v 取值在 Epinion 数据集和 Ciao 数据集上 RMSE 的变化。

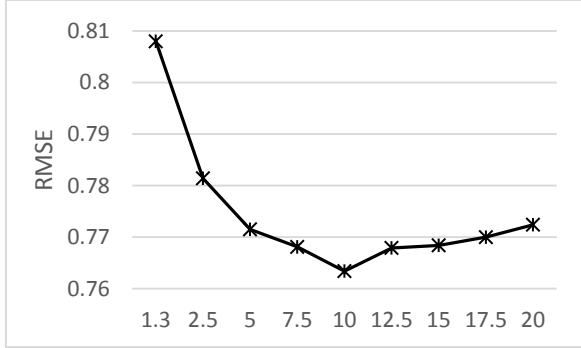


图 5 Epinions 数据集下 λ_v 的 RMSE

Fig.5 RMSE of λ_v under the Epinions dataset

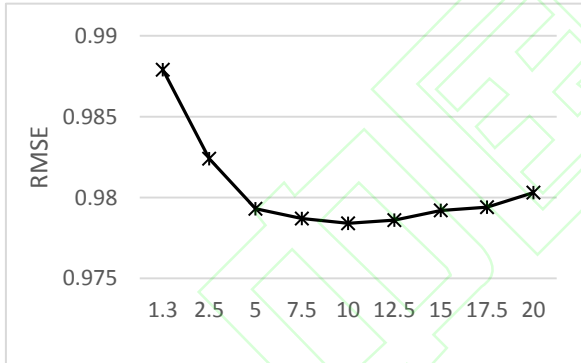


图 6 Ciao 数据集下 λ_v 的 RMSE

Fig.6 RMSE of λ_v under Epinion dataset

从图中可以看出, RMSE 随 λ_v 的变化, 呈现先减小后增大的趋势。当 $\lambda_v=10$ 时 RMSE 取得最小值, 性能最优, 因此将 λ_v 设置为 10。

图 7 和图 8 分别给出了在 Epinions 数据集和 Ciao 数据集上, λ_v 的取值对本文提出的 GNN_MF 算法在 RMSE 上的影响。

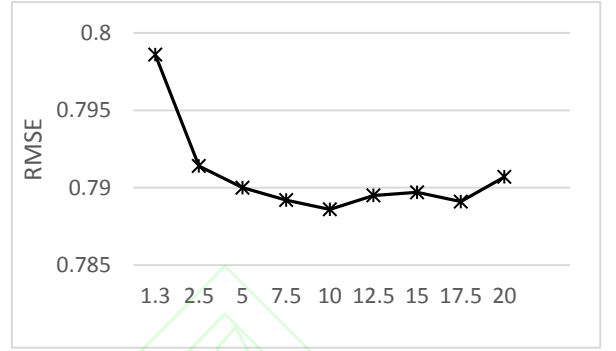


图 7 Epinion 数据集下 λ_v 的 RMSE

Fig.7 RMSE of λ_v under Epinion dataset

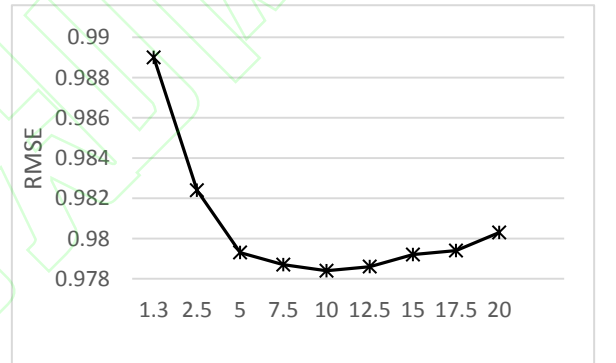


图 8 Ciao 数据集下 λ_v 的 RMSE

Fig.8 RMSE of λ_v under Ciao dataset

从图 7 和图 8 可以看出, 随 λ_v 的增大, RMSE 呈现先减小后增大的趋势, 且在 $\lambda_v=10$ 的时候取得最小值。故, 将 λ_v 设置为 10。

对比算法的参数采用文献中的配置, 然后被仔细地调整以达到最佳性能

3.3.2 算法性能对比

为了验证基于 GNN_MF 推荐算法的性能, 将本文所提出的算法和 PMF, SocisIMF, NeuMF 以及 DeepSoR 等经典推荐算法进行比较, 并对得到的实验结果进行分析。

PMF^[7]: 一个典型的潜在因子模型, 它对公共子空间[18]中的用户和项进行因子分解。

SocialMF^[6]: 它考虑信任信息和信任信息的传播到推荐系统的矩阵分解模型中。

NeuMF^[10]: 这种方法是一种最先进的神经网络结构矩阵分解模型。最初的实现是针对推荐排名任务, 我们将其损失调整为损失的平方来进行评级预测。

DeepSoR^[13]: 该模型利用深度神经网络从社会关系中学习每个用户的表示, 并集成到概率矩阵因子分解中进行评级预测。

表 2 不同推荐推荐算法的性能比较

Table 2 Performance comparison of different recommendation algorithms

Datasets	Epinions		Ciao	
	RMSE	MAE	RMSE	MAE
Meterics	Improve	Improve	Improve	Improve
PMF	0.78625	0.62643	1.02434	0.78124
	2.91%	3.10%	4.83%	3.84%
SocialMF	0.79398	0.62561	0.99508	0.74941
	3.85%	2.97%	2.03%	2.72%
NeuMF	0.77969	0.62257	0.99524	0.75676
	2.09%	2.50%	2.05%	3.67%
DeepSoR	0.78006	0.61729	0.99506	0.75176
	2.14%	1.67%	2.03%	3.02%
GNN_MF	0.7634	0.60701	0.9749	0.72902

比较了各种方法的推荐性能。表 2 显示了 Ciao 和 Epinions 数据集推荐方法中的总体评级预测误差 RMSE 和 MAE。有以下主要发现:

SocialMF 和 DeepSoR 的表现总是优于 PMF。

所有这些方法都是基于矩阵分解的。SocialMF 和 DeepSoR 同时利用评级和社交网络信息; 而 PMF 只使用评级信息。这些结果支持社交网络信息是对推荐的评级信息的补充。

NeuMF 的性能比 PMF 好得多。两种方法都只利用评级信息。然而, NeuMF 是基于神经网络结构的, 这表明了神经网络模型在推荐系统中的强大作用。

DeepSoR 的性能优于 SocialMF。它们都利用了评级和社交网络信息。然而, DeepSoR 是基于神经网络体系结构的, 这进一步表明了神经网络模型在推荐中的作用。

本文方法 GNN_MF 始终优于所有对比方法。

与 DeepSoR 相比, GNN_MF 提供了先进的模型组件来集成评级和社交网络信息。此外, 还提供了一种在用户项图中同时考虑交互和意见的方法。

4 结束语

本文提出了一种融合 PMF 和 GNN 的 GNN_MF 算法。在 PMF 的基础上, 通过神经网络, 在用户项目图以及社交图中学习用户潜在特征, 将其与 PMF 学习的项目潜在特征进行结合, 对推荐

系统中的数据稀疏以及冷启动问题有很大的改善。特别的提出一种在用户项目图上融合意见和交互的方法。在数据量和稀疏性均不同的 Epinions 和 Ciao 数据集上的实验结果表明,本文算法能有效的提高推荐系统的性能。

目前仅将社交图纳入推荐,而现实世界中的许多行业都与用户和商品相关的丰富的其他方面的信息。例如,用户和项目与丰富的属性相关联。因此,探索具有属性的图神经网络推荐将是一个有趣的未来方向。除此之外,本文假设评级和社会信息都是静态的。然而,评级和社会信息自然是动态的。因此,在未来将考虑建立基于动态图神经网络的社会动态推荐。

参考文献:

- [1] LI T H, TANG Y, LIU B. Multi-interaction hybrid recommendation model based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications,2019,55(01):135-141.
- [2] Sarwar B M, Karypis G, Konstan J A, et al. Item-based collaborative filtering recommendation algorithms[J]. Wwww, 2001, 1: 285-295.
- [3] MA H W, ZANG G W, LI P. Summary of collaborative filtering recommendation algorithm[J]. Small Micro-computer System,2009,30(07):1282-1288.
- [4] He X, Zhang H, Kan M Y, et al.Fast matrix factorization for online recommendation with implicit feedback[C]// Proceedings of the 39th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2016:549-558.
- [5] Koren Y.Factorization meets the neighborhood: A multi-faceted collaborative filtering model[C]//Proc of the 14th ACM SIGKDD Int Conf on Knowledge Discovery and Data Mining.New York:ACM, 2008:426-434.
- [6] Ma H, Yang H, Lyu M R, et al. Sorec: social recommendation using probabilistic matrix factorization[C]//Proceedings of the 17th ACM conference on Information and knowledge management, 2008: 931-940.
- [7] Mnih A, Salakhutdinov R R. Probabilistic matrix factorization[C]//Proceedings of Advances in neural information processing systems. 2008: 1257-1264.
- [8] ZHOU Y, CHEN J Q. Collaborative filtering algorithm based on stacked noise reduction autoencoder[J]. Application Research of Computers, 2017, 34(08): 2336-2339.
- [9] ZENG A, ZHAO H Z. Recommendation algorithm combining LSTM and PMF[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(19): 68-75.
- [10] He X, Liao L, Zhang H, et al. Neural Collaborative Filtering[C]//Proceedings of the 26th international ACM SIGIR conference on Research and Development in Information Retrieval. 2017: 355-364.
- [11] Fan W, Li Q, CHENG M, et al. Deep Modeling of Social Relations for Recommendation[C]//Proceedings of the 2018 national conference on artificial intelligence, Menlo Park, CA: AAAI, 2018: 8075-8076.
- [12] Deng S, Huang L, Xu G, et al. On deep learning for trust-aware recommendations in social networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks & Learning Systems, 2017, 28(5): 1164-1177.
- [13] 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.
- [14] Derr T, MA Y, TANG J. Signed Graph Convolutional Networks[C]//2018 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM). IEEE, 2018: 929-934.
- [15] Berg R V D, Kipf T N, Welling M. Graph Convolutional Matrix Completion[J]. arXiv preprint arXiv:1706.02263. 2017.
- [16] Monti F, Bronstein M M, Bresson X. Geometric matrix completion with recurrent multi-graph neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2017: 3697-3707.
- [17] Ying R, He R, Chen K, et al. Graph Convolutional Neural Networks for Web-Scale Recommender Systems[C]//Acm International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, 2018.
- [18] LI X, ZHANG Z H, ZHAO X, et al. TWD-GNN: A graph neural network recommendation method based on

- three-branch decision[J].Computer Engineering and Applications,2020,56(12):156-162.
- [19] TIAN B J, LIU S,FANG J D. Hybrid recommendation algorithm combining topic information and convolutional neural network[J]. Computer Applications, 2020, 40(07): 1901-1907.
- [20] Fan W, Ma Y, Li Q, et al. Graph Neural Networks for Social Recommendation[C]//The World Wide Web Conference. ACM, 2019: 417-426.

附中文参考文献:

- [1] 李同欢, 唐雁, 刘冰. 基于深度学习的多交互混合推荐模型[J]. 计算机工程与应用,2019,55(1):135-141.
- [3] 马宏伟,张光卫,李鹏.协同过滤推荐算法综述[J].小型微型计算机系统,2009,30(7):1282-1288.
- [8] 周洋,陈家琪.基于栈式降噪自编码器的协同过滤算法[J]. 计算机应用研究,2017,34(8):2336-2339.
- [9] 曾安,赵恢真.融合了 LSTM 和 PMF 的推荐算法[J].计算机工程与应用,2020,56(19):68-75.
- [18] 李嫻,张泽华,赵霞,田华.TWD-GNN: 基于三支决策的图神经网络推荐方法[J].计算机工程与应用, 2020, 56(12): 156-162.
- [19] 田保军,刘爽,房建东.融合主题信息和卷积神经网络的混合推荐算法[J].计算机应用,2020,40(7):1901-1907.