计算机科学 COMPUTER SCIENCE
http://www.jsjkx.com
DOI:10.11896/jsjkx.200400120

融入深度自编码器与网络表示学习的社交网络信息推荐模型

顾秋阳[1,2]　**琚春华**[3]　**吴功兴**[3]
1 浙江工业大学管理学院　杭州 310023
2 浙江工业大学中国中小企业研究院　杭州 310023
3 浙江工商大学管理工程与电子商务学院　杭州 310018

摘　要　近年来,使用深度学习技术与用户信任信息进行推荐的系统已成为学术界的研究热点之一,但要为推荐系统建立结合了这两者的模型仍是目前学界面临的重要挑战之一。文中提出了一种通过构建联合优化函数来扩展深度自解码器和 Top-*k* 语义社交网络信息的混合模型。基于网络表示学习法进行隐性语义信息采集,并使用多个真实社交网络数据集进行实验,通过多种方法评估所述 AE-NRL 模型(Autoencoder-Network Representation Learning Model)的性能。实验结果表明,所提模型在更稀疏且体量更大的数据集中比矩阵分解法具有更优的性能;相比显性信任链接,隐性且可靠的社交网络信息可更好地识别用户间的信任关系;在网络表示学习技术中,基于深度学习的模型(SDNE 和 DNGR)在 AE-NRL 模型中的效果更好。

关键词:自编码器;网络表示学习;社交网络;信息推荐;用户信任信息
中图法分类号　TP181

Social Network Information Recommendation Model Combining Deep Autoencoder and Network Representation Learning

GU Qiu-yang[1,2],JU Chun-hua[3] and WU Gong-xing[3]
1 School of Management,Zhejiang University of Technology,Hangzhou 310023,China
2 China Institute for Small and Medium Enterprises,Zhejiang University of Technology,Hangzhou 310023,China
3 School of Management Science & Engineering,Zhejiang Gongshang University,Hangzhou 310018,China

Abstract　In recent years,using deep learning technology and user-trusted information to improve the recommendation system has become one of the hot topics in the academia,but it is still one of the important challenges to build a model for the recommendation system which combines the two. This paper proposes a hybrid model that expands the deep self-decoder and Top-*k* semantic social network information by constructing a joint optimization function. The model would collect implicit semantic information based on the network representation learning method and perform experiments with multiple real social network datasets to evaluate the performance of the AE-NRL model (Autoencoder-Network Representation Learning Model) by various methods. The results show that the model proposed in this paper has better performance than the matrix decomposition method in more sparse and larger data sets. Compared with explicit trust links,the implicit and reliable social network information can better identify the trust degree between users. In the network representation learning technology,deep learning models (SDNE and DNGR) are more effective in the AE-NRL model.

Keywords　Autoencoder,Network represents learning,Social networks,Information recommendation,User trust information

1　引言

随着近年来互联网和移动技术的快速发展,社交网络已经成为了用户生活中不可分割的一部分,如微信、微博、Instagram、Facebook 和 Twitter 等社交网络都已在全球范围被广泛使用。在此时代背景下,如何实现为用户进行快速、有效的推荐并形成决策意见成为了学术界广泛关注的问题之一[1]。据中国互联网信息中心统计:截至 2019 年 6 月,我国网民规模达到 8.54 亿,较 2018 年底同比增长 2 598 万,互联网普及率达 61.2%,较 2018 年底同比提升 1.6%;我国手机网络新闻用户规模达到 6.60 亿,占手机网民的 78.0%。

学术界常将社交网络推荐模型定义为一种主动的信息过滤工具,其目的是为用户提供最具针对性且最准确的推荐信息,其往往根据用户的实际行为,引导该用户从庞大、复杂的动态搜索空间中发掘出实时的个性化信息。社交网络推荐模型是一种算法框架,它通常采用以下过滤模型来采集客观现

到稿日期:2020-04-24　返修日期:2020-07-27　本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。
基金项目:国家自然科学基金项目(71571162);浙江省社科规划重点课题(20NDJC10Z)
This work was supported by the National Natural Science Foundation of China (71571162) and Zhejiang Province Social Science Planning Key Subject (20NDJC10Z).
通信作者:顾秋阳(guqiuyang123@163.com)

实并进行推荐，如协同过滤(Collaborative Filtering，CF)、基于内容的过滤(Content-Based Filtering，CB)、人口统计系统(Demographic Systems，DG)、基于知识的系统(Knowledge-Based Systems，KB)、基于效用的系统(Utility-Based Systems，UB)和混合系统(Hybrid Systems)[2-3]。但上述现有的过滤模型都普遍存在数据稀疏性、冷启动、同义词、托攻击、数据隐私、有限内容分析和过度特化等问题[4]。目前，协同过滤系统因其多功能性、跨域适用性及受到大型用户空间的支持而被广泛应用，故本文尝试用协同过滤技术建立一种用于评分预测的社交网络用户信息推荐系统。

为了更快、更准确地做出决策，近年来深度学习技术的发展受到了学术界的极大关注。如今学术界及工业界利用的深度学习技术的前沿技术主要集中在计算机视觉(Computer Vision)[5]、自然语言处理(Natural Language Processing，NLP)[6]等智能系统构建领域。而近年来深度学习技术的迅猛发展拓展了其在社交网络推荐系统领域进行用户体验改善的应用。Chaney 等[7]利用协同过滤、非线性特征提取和模型堆叠，组成深度学习联合推荐系统，以更好地采集非线性且复杂的用户与目标信息间的交互特征集，且证实此系统可得到简洁、高质量的结果，其性能在目前是最为先进的，优于传统模型，因此本文使用带有协同过滤特征的深度学习架构进行模型构建。

此外，随着社交网络的不断发展和用户使用量的不断增加，用户在社交互动中给予他人和自身感受到的信任在社交网络推荐模型的个性化处理中都发挥着越来越重要的作用。例如，近年来的一个研究热点是纳入社交网络中的用户间信任链接关系以改善推荐模型，该研究方向能优化传统推荐存在的稀疏性和冷启动问题，因此本文提取了用户的社交关系，并基于此对推荐结果进行个性化处理[8]。Tang 等[9]探讨了显性的、公开可用的用户关系数据在改善推荐准确性中的优势。由实验结果可知，真实数据集中的显性社交信息往往是稀疏且难以定位的[10]。Cui 等[11]认为，就推荐系统而言，用户的社交关系往往是隐性的、稀疏的、复杂且动态的。实验结果证明，根据用户反馈(如用户评分、评论及购买记录)提取隐性可靠的社交网络语义信息可增加推荐的个性化程度，从而改善推荐模型。

学术界在探索潜在社交关系方面的最新趋势是利用网络节点嵌入到低维向量空间中的网络表示学习(Network Representation Learning，NRL)的概念[12]。网络表示学习技术将节点转化为连续向量，其生成方式为：将带结构接近度的节点紧靠向量。在此基础上，网络表示学习技术可以对存在共享相似属性的社会角色及经典网络分析问题进行识别。因此，本文使用网络表示学习技术来识别用户的社交关系。当前已有大量文献[13]使用降维方法来开发在真实应用中具有良好性能的新型网络嵌入技术，由此导致了广义的网络嵌入技术的演变，如由密集运算矩阵分解(Computationally Intensive Matrix Factorization，CIMF)到近年的深度学习技术[14]。

一般而言，社交网络推荐模型改进后的性能应取决于预测模型的性能及相关用户信息的可用性。因此，常基于深度学习方法对推荐系统进行建模，并利用用户隐性社交关系给出用户的额外喜好，从而改善实验结果。但目前如何融合深度学习方法和用户信任信息进行社交网络用户信息推荐模型的改进仍是学术界面临的一个挑战。因此，本文提出了基于深度自编码器和网络表示学习技术的社交推荐模型(AE-NRL)，此混合推荐模型通过学习联合优化函数来扩展深度自编码器和语义社交信息。具体来说，首先本文通过单模态映射在用户与目标信息组成的对分网络中构建用户间交互网络，并结合网络表示学习技术提取了用户间的交互网络节点的潜在特征，并对每个用户的 Top-k 个语义好友进行了动态识别，将该信息合并到学习稀疏用户评分向量和信息评分向量的协同过滤自编码器中，因此本文提出的 AE-NRL 算法学习了两个层面的用户喜好(用户评分行为和用户 Top-k 个好友的喜好)来进行评分预测，并扩展该模型以处理隐性的用户喜好。本文的主要贡献总结如下：1)提出了 AE-NRL 模型，该模型学习联合优化函数以融入 Top-k 语义社交信息和深度自编码器；2)扩展了自编码器及 Top-k 语义社交信息，以提出可用于非观测评分预测的 AE-NRL 模型；3)构建并使用 AE-NRL 模型，以处理用户的显性和隐性喜好；4)利用 4 个真实数据集进行大量实验，并评估 AE-NRL 模型及相关模型的性能，以便更好地理解和预测本文模型的有效性。

2　相关工作

自 20 世纪 90 年代以来，为降低从大量复杂信息中过滤最具相关性数据的难度，社交网络中的信息推荐模型已被广泛应用，其为一种可帮助用户根据喜好找到需求信息的决策策略。这类系统在电子书推荐[15]、个性化电子政务服务[16]、智能决策支持系统应用[17]、高品质电子商务服务推荐[18]等领域的应用已日益突出。近年来，协同过滤系统受到了广泛关注，其原理是根据同类用户的喜好为用户推荐感兴趣的有关信息。Cao 等[19]认为，在真实社交网络环境中，协同过滤方法可根据用户的显性及隐性反馈以评分或排名为基础进行计算。

在基于评分的方法中，协同过滤利用了不同的算法，其可基于相似度/邻近度计算(如 K-近邻方法、聚类方法、潜在语义哈希检索方法等)[20]、个性诊断算法(Personality Diagnosis，PD)[21]、贝叶斯网络(如信念网络等[22])、矩阵分解(Matrix Factorization，MF)等技术对评分矩阵值进行判断。其中矩阵分解技术由于在处理评分矩阵稀疏性时具有优良的作用，且具有保持全局信息的能力，因此被广泛应用，而本文中的评分矩阵可分解为潜在用户因子和潜在信息因子，并求得二者内积的近似值来得到预测评分，即根据目标函数将模型表示为最优化问题。Zhang 等[23]提出了现今最常用的优化技术算法——随机梯度下降算法(Stochastic Gradient Descent，SGD)，该技术可找出关于用户潜在因子及信息潜在因子的目标函数的梯度，并用更新规则迭代修改这些因子以将实际评分及预测评分间的误差降至最小。此外还有多种方法可用于计算近似评分矩阵的值，如奇异值分解法(Singular Value Decomposition，SVD)[24]等。

深度学习技术可应用于许多领域，如计算机视觉(Computer Vision)、自然语言处理(Natural Language Processing，NLP)和社交网络分析(Social Network Analysis，SNA)[25]。作为机器学习算法的子类，深度学习常通过一组处理层来模

仿人类信息处理机制，并利用多层非线性转换对数据进行开发，并生成数据特征以供进一步分析。学术界常用的深度学习架构有3类：1）Kouemou 等[26]认为，可通过无监督预训练来识别数据相关性的生成架构；2）Dommeti 等[20]提出了对数据进行有区别分类的判别架构；3）如 Xue 等[27]提出了可实现协同作用的混合模型。Hamilton 等[28]根据边信息和用户与目标信息间的交互，将深度学习的推荐方法分为两类：整合模型和神经网络模型。Zhang 等[29]提出了一种将稀疏评分特征及堆叠去噪自编码器（Stacked Denoising Autoencoder，SDAE）提取出的边信息合并到协同过滤框架中的混合模型。其中边信息包含用户个人资料（如年龄、性别、职业）、商品特征（如发布年份、类型和样式）、交互数据（如评分和评论）。

此外，社交网络用户推荐模型的性能不仅取决于预测，还取决于用户喜好。可识别用户额外喜好的一种有趣的数据形式为显性/隐性语义社交信息。Sun 等[30]通过优化联合目标函数对具有显性信任数据的奇异值分解法（Singular Value Decomposition，SVD）进行扩展。Jin 等[13]使用贝叶斯个性化排名（Bayesian Personalized Ranking，BPR）框架从用户与目标信息交互中提取出正面、负面及社交反馈，由此求解社交个性化排名，然后对其反馈得出的成对喜好进行随机抽样，用 SGD 对模型参数进行迭代更新。Ou 等[31]提出了一种新的社交网络用户信息推荐方法，结合 LDA 主题模型（Latent Dirichlet Allocation），将社交正则模型并入推荐目标函数中，并使用双聚类技术从社交网络中找到用户的真实朋友，计算用户间相似度及用户和目标信息间的相关性，以提高推荐的准确性。Guo 等[16]将偏随机游走和 Skip-Gram 模型提取出的社交信息并入矩阵分解模型中，并强调预测结果中用户间信息的存在，提取出的隐性社交信息可求解冷启动问题。

社交网络的数学分析（表示为图形）可称为网络分析，其应用十分广泛，如使用社交网络分析进行系统风险监管[32]，通过生物网络分析预测疾病相关性[33]，使用引文网络分析识别科研论文的共同作者[34]。近年来，多数探索社交网络信息趋势走向的文献是利用网络表示学习技术[35]。学术界近年来常用的几种网络嵌入方法包括 SVD、非负矩阵分解（Non-negative Matrix Factorization，NMF）等，这些模型将捕获的网络拓扑结构的邻接矩阵进行分解，由此进行低阶空间估计。近年来，自然语言处理的泛化促进了语言建模技术在网络的发展和使用，从而分析网络节点间的关系。为了捕获节点语义，Hu 等[36]使用随机游走方法形成了一系列类似于文中句子的节点。

通过上述对现有研究成果的梳理发现，社交网络中的用户推荐模型已受到了国内外学者的重视并进行了大量的研究。上述研究成果对本文研究具有一定的借鉴意义，但也存在以下不足：1）已有很多学者基于深度学习框架进行推荐模型建模，如 Yang 等[37]基于矩阵分解法进行了建模。较少有使用协同过滤法进行推荐模型构建的；2）现有文献大多依赖于现有深度学习算法统计进行信息推荐，如文献[38]所示，但很少有融入用户与目标信息的交互关系，并加入信任信息形成了个性化信息推荐模型的文献记录；3）几乎所有现有文献都与文献[39]类似，在社交网络用户信息推荐模型中包含了不必要的用户间显性关系，很少有使用网络表示学习技术来识别用户间可靠社交关系的文献记录；4）现有关于社交网络用户信息推荐的文献主要进行显性的用户评分（如文献[40]），而当前还未有学者在其推荐模型中同时处理用户信息的显性和隐性评分数据；5）现有文献多数是基于 LDA 等传统模型进行用户信息推荐（如文献[41]），少有使用如自编码器等深度学习工具进行信息推荐模型构建的。

本文基于以上研究综述，提出了可解决稀疏性和冷启动v等问题的 AE-NRL 法，使用了具有协同过滤特性的深度自编码器，并将用户信用信息并入深度学习模型中，以提高所提模型的个性化推荐水平。且本文使用网络表示学习技术来对用户间可靠且潜在的社交关系进行定位。最后，在现有模型的基础上，本文设计了处理显性/隐性评分数据的方法，并利用多种数据集进行实验和算法比较。总之，AE-NRL 算法的关键理念是融合网络表示学习技术来构建基于深度自编码器的社交网络用户信息推荐系统，以求解用户信息评分预测问题，并用社交信息训练该模型，以达到更好的预测效果。

3 模型构建

本文提出的用于预测用户非观测评分的 AE-NRL 模型的特征是融入了可学习用户行为评分和各用户语义好友喜好的目标函数。具体而言，该模型利用自编码器的有效性进行高质量预测，并用社交信息对其进行了扩展。为了获得隐性且可靠的社交信息，AE-NRL 从用户与目标信息的交互中提取出用户间交互的网络结构，并根据网络表示学习技术捕获的结构接近度识别出每个社交网络用户的 Top-k 个语义好友。最后，对模型进行优化以提炼用户及其社交好友的评分特征。

3.1 AN-NRL 模型的概述

本文所定义的 AE-NRL 模型包含以下 3 个目标函数：1）损失函数L_E；2）正则函数L_R；3）社交正则函数L_S。因此可将模型定义为：

$$L=\frac{1}{2}L_E+L_R+\frac{\gamma}{2}L_S \tag{1}$$

其中，L_S为本文所建模型的关键分量之一，AE-NRL 模型通过L_S将语义社交信息整合到评分预测模型中。而参数 γ 为决定用户社交信息影响的社交正则项，函数L_S的构建方式是为了使用户及其 Top-k 个好友的评分差异降至最低。因此，L_S的作用取决于包含用户 i 的 Top-k 个好友的列表 $S(i)$，列表 $S(i)$的生成过程见 3.2 节。而损失函数L_E计算了实际评分和预测评分间的误差值。本文使用函数L_R对 AE-NRL 模型进行正则化，以处理模型的过拟合。L_E和L_R值的计算使用了 3.3 节所述的深度自编码器架构。构建目标函数 L 可将各用户的 Top-k 个好友评分影响下的实际评分和预测评分间的误差降至最小。优化目标函数 L，以及得到高品质预测结果的过程请见 3.4 节。

3.2 社交网络的用户信息提取

本文介绍了 AE-NRL 模型所用的隐性的社交网络用户信息提取方法。所述框架遵循网络表示学习技术，并从现有的用户与目标信息间的评分数据中构建出了用户间的交互网络，具体过程如图 1 所示。

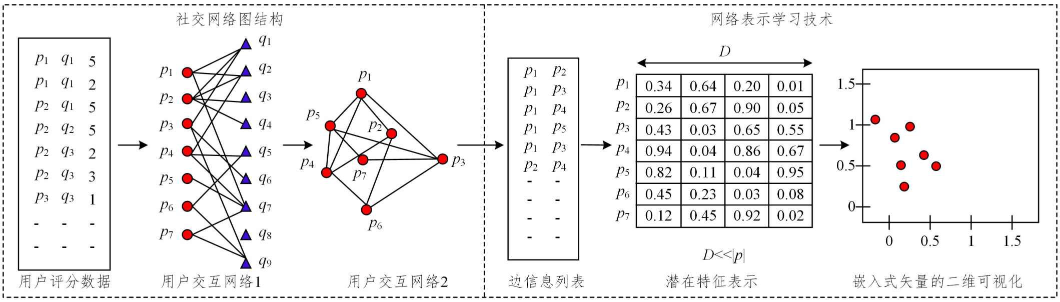


图 1 社交网络用户语义信息提取概念图

Fig. 1 Concept of semantic social network information extraction

图 1 中的 $p_1, \cdots, p_7$ 表示社交网络用户，而 $q_1, \cdots, q_7$ 表示社交网络用户信息。在用户间的交互网络 $G=(V,E)$ 中，V 为用户集合，$E \ni (u,v)$ 为用户 u 和 v 间至少存在一条或一条以上信息评分的边。本文使用网络表示学习技术 SDNE 来查找社交网络中的相似节点，并将其作为用户间的可信任链接。对于给定网络 $G=(V,E)$，本文通过上述网络表示学习技术找到了映射函数，如式(2)所示：

$$\emptyset: v \in V \to R^{|V| \times D} (D \ll |V|) \quad (2)$$

在式(2)的基础上，利用线性投影算子[42]使得每个节点 $v \in V$ 映射至一个 D 维空间中，并结合混合概率模型[43]进行建模，使得空间保留了节点的结构接近度。根据潜在特征表示，本文使用节点表示的余弦相似度(见式(3))来查找 Top-k 个相似节点。

$$CosSim(v_1, v_2) = \frac{v_1 \cdot v_2}{|v_1||v_2|} \quad (3)$$

其中，$v_1 \in R^D$ 和 $v_2 \in R^D$ 为节点 v_1 和 v_2 的嵌入向量。本文利用相似度函数将用户节点 v_i 的 Top-k 个语义好友填入列表 $S(i)$ 中。近年来有很多学者都提出了可用于查找生成网络节点低维向量表示的相应映射函数的算法[44]，本文使用了其中的两类网络表示学习技术，即基于随机游走[45]与深度学习[12]对本文模型的所得结果进行分析。

3.3 协同过滤深度自编码器

本文构建了评分预测所用的协同过滤深度自编码器架构。本文所提的自编码器是一个三层神经网络，输出通过一系列函数计算得到的结果向量，并结合 Li 等[46]的做法对三层神经网络的参数进行手动调整。自编码器作为一种无监督特征的机器学习技术，可以生成数据的深度潜在表示。本文模型是建立在 Perozzi 等[47]提出的带有矩阵分解特征的自编码器基础之上的，具体模型架构如图 2 所示。

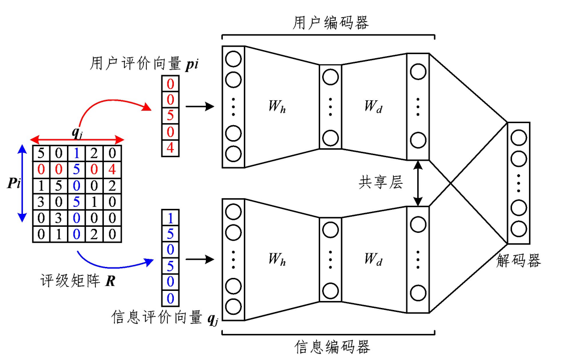


图 2 协同过滤的深度自编码器模型构架

Fig. 2 Model framework of in-depth autoencoder of collaborative filtering

在图 2 所示的架构中，自编码器由 3 个分量表示：1)将稀疏用户评分映射到 D 维空间的用户编码器单元，具体如式(4)所示；2)将稀疏信息评分映射到 D 维空间的信息编码器单元，具体可表示为 f，如式(5)所示；3)将公共 D 维空间的用户因子和信息因子映射到评分矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的域解码器单元中，具体如式(6)所示。

$$f(p_i; \emptyset_1): R^{m \times n} \to R^{m \times d} \quad (4)$$

$$f(q_j; \emptyset_2): R^{n \times m} \to R^{n \times d} \quad (5)$$

$$h(r_{ij}; \theta): (R^{m \times d}, R^{n \times d}) \to R^{m \times n} \quad (6)$$

而用户编码器 $f(p_i; \emptyset_1)$ 取用户评分向量 $\boldsymbol{p}_i$(评分矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的行)，其可改写为如式(7)所示的潜在表示公式。

$$P = f(p_i; \emptyset_1) = f(g(p_i W_h + b_h) W_d + b_d) \quad (7)$$

其中，$\emptyset_1 = \{W_h, b_h, W_d, b_d\}$，$W_h \in R^{n \times h}$，$W_d \in R^{h \times d}$，$b_h \in R^h$，$b_d \in R^d$ 为用户编码层的权值和阈值，维度 h 为用户隐藏层单元的数量，而 d 为共享层单元的数量。信息编码器 $f(q_j; \emptyset_2)$ 取信息评分向量 $\boldsymbol{q}_j$(评分矩阵 $\boldsymbol{R}$ 的列)，如式(8)所示。

$$Q = f(q_j; \emptyset_2) = f(g(q_j W_h' + b_h') W_d + b_d) \quad (8)$$

其中，$\emptyset_2 = \{W_h', b_h', W_d, b_d\}$，而 $W_h' \in R^{m \times h}$ 和 $b_h' \in R^h$ 为具有相同数量隐藏单元 h 的信息隐藏层的权值和阈值，权值 W_d 和域值 b_d 由用户和信息编码层共享，以便将各自表示的值映射到统一的向量空间中，从而减少模型要学习的参数数量。该模型可替代 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 的任意激活函数，其解码器单元的执行无须任何学习参数的简单点积运算，具体过程如式(9)所示。

$$\hat{r} = h(r_{ij}; \theta) = P^{\mathrm{T}} Q \quad (9)$$

其中，$\theta = \emptyset_1 \cap \emptyset_2 = \{W_h, W_h', W_d, b_h, b_h', b_d\}$，因此可将模型目标定义为式(10)。

$$\arg\min_{\theta} \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} \| r_{ij} - h(r_{ij}; \theta) \|^2 + Reg(\theta) \quad (10)$$

式(10)中的 $Reg(\theta)$ 可由式(11)求得。

$$Reg(\theta) = \frac{\lambda}{2} (\| W_h \|^2 + \| W_h' \|^2 + \| W_d \|^2 + \| b_h \|^2 + \| b_h' \|^2 + \| b_d \|^2) \quad (11)$$

式(11)中的参数 λ 通过正则化对模型的过度拟合效应进行控制，并由神经网络反向传播算法对目标函数进行优化，从而使得预测评分更接近实际评分。

3.4 联合优化模型构建

本文对所建模型进行训练以优化将 Top-k 个用户信用信息并入自编码器的目标函数 L，目标函数 L 的分量如式(12)－式(14)所示。

$$L_E=\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\| r_{ij}-h(r_{ij};\theta)\|^2 \tag{12}$$

$$L_R=Reg(\theta) \tag{13}$$

$$L_S=\sum_{i=1}^{m}\sum_{s\in s(i)}\| f(p_i;\emptyset_1)-f(p_s;\emptyset_2)\|_F^2 \tag{14}$$

合并后函数 L 如式(15)所示。

$$L=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\| r_{ij}-h(r_{ij};\theta)\|^2+Reg(\theta)+\frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{s\in s(i)}\| f(p_i;\emptyset_1)-f(p_s;\emptyset_2)\|_F^2 \tag{15}$$

因此，函数 L 不仅降低了重构误差，还将同类用户的评分特征差异降至了最低。故模型的优化相当于求目标函数 L 关于 θ 的最小化。为实现这一目标，本文使用神经网络反向传播算法，通过找出模型可学习参数的偏层数并迭代更新这些参数来减少误差，并将目标函数最小化。

为简化实验过程，本文令 W_P，W_Q，b_P 和 b_Q 为模型的可学习参数，其中 W_P 和 W_Q 分别表示用户编码器权值和信息编码器权值；同样，b_P 和 b_Q 表示这两个编码器层的阈值。采用这些符号是基于以下假设：此学习模型的编码层相当于通过反向传播学习两个多层感知机(Multilayer Perceptron，MLP)。因此，W_P 包括权值 W_h 和 W_d，而 b_P 包含用户编码层的阈值 b_h 和 b_d。上述参数的偏导数如式(16)所示。

$$\frac{\partial L}{\partial W_P}=\frac{1}{2}\frac{\partial L_E}{\partial W_P}+\frac{\partial L_R}{\partial W_P}+\frac{\gamma}{2}\frac{\partial L_S}{\partial W_P} \tag{16}$$

其中，$\frac{\partial L_E}{\partial W_P}$ 可由式(17)计算得到。

$$\frac{\partial L_E}{\partial W_P}=\frac{\partial L_E}{\partial h(r_{ij};\emptyset_1)}*\frac{\partial h(r_{ij};\emptyset_1)}{\partial W_P} \tag{17}$$

而式(17)中的 $\frac{\partial L_E}{\partial h(r_{ij};\emptyset_1)}$ 可通过式(18)计算得到。

$$\frac{\partial L_E}{\partial h(r_{ij};\emptyset_1)}=2(r_{ij}-h(r_{ij};\theta)) \tag{18}$$

由于 $h(r_{ij};\theta)$ 是 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 的函数(其中 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 为线性整流函数)，因此很容易得到斜率 $\frac{\partial h(r_{ij};\theta)}{\partial W_P}$，故可将函数 L 的第三个分量改写为：

$$\frac{\partial L_S}{\partial W_P}=\frac{\partial L_S}{\partial f(p_i;\emptyset_1)}\cdot\frac{\partial f(p_i;\emptyset_1)}{\partial W_P} \tag{19}$$

其中，式(19)中的 $\frac{\partial L_S}{\partial f(p_i;\emptyset_1)}$ 可通过式(20)计算得到。

$$\frac{\partial L_S}{\partial f(p_i;\emptyset_1)}=2(f(p_i;\emptyset_1)-f(p_s;\emptyset_1)) \tag{20}$$

由于 $f(p_i;\emptyset_1)$ 为包含 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 的函数，因此可得斜率 $\frac{\partial f(p_i;\emptyset_1)}{\partial W_P}$，可知偏导数 $\frac{\partial L}{\partial W_P}$ 和 $\frac{\partial L}{\partial b_P}$ 分别如式(21)和式(22)所示。

$$\frac{\partial L}{\partial W_P}=(r_{ij}-h(r_{ij};\theta))\cdot\frac{\partial h(r_{ij};\theta)}{\partial W_P}+\lambda W_P+\gamma(f(p_i;\emptyset_1)-f(p_s;\emptyset_1))\cdot\frac{\partial f(p_i;\emptyset_1)}{\partial W_P} \tag{21}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b_P}=(r_{ij}-h(r_{ij};\theta))\cdot\frac{\partial h(r_{ij};\theta)}{\partial b_P}+\lambda b_P+\gamma(f(p_i;\emptyset_1)-f(p_s;\emptyset_1))\cdot\frac{\partial f(p_i;\emptyset_1)}{\partial b_P} \tag{22}$$

而根据优化信息编码层的可学习参数，可得到斜率 $\frac{\partial L}{\partial W_Q}$ 和 $\frac{\partial L}{\partial b_Q}$，如式(23)和式(24)所示。

$$\frac{\partial L}{\partial W_Q}=(r_{ij}-h(r_{ij};\theta))\cdot\frac{\partial h(r_{ij};\theta)}{\partial W_Q}+\lambda W_Q \tag{23}$$

$$\frac{\partial L}{\partial b_Q}=(r_{ij}-h(r_{ij};\theta))\cdot\frac{\partial h(r_{ij};\theta)}{\partial b_Q}+\lambda b_Q \tag{24}$$

虽然上述模型中的用户编码器和信息编码器共享权值分别为 W_d 和阈值 b_d，但本文假设这些编码器是作为两个独立的MLP单元进行学习，且解码器单元包含无需任何学习参数的简单点运算。算法1描述了基于自编码器社交推荐系统的运行程序，其中按3.2节提出的方法单独生成了好友列表 $S(i)$，并将该列表显示输入自编码器框架中。其中，W_P 和 W_Q 分别表示用户编码器权值和信息编码器权值；同样，b_P 和 b_Q 表示这两个编码器层的阈值。采用这些符号是基于以下假设：此学习模型的编码层相当于通过反向传播学习两个多层感知机。因此，W_P 包括权值 W_h 和 W_d，而 b_P 包含用户编码层的阈值 b_h 和 b_d。

算法1 AR-NRL社交网络用户信息推荐算法

Input：R，S(i)，λ，γ，α，h，d，$W_P=\{W_h,W_d\}$，$b_P z=\{b_h,b_d\}$，$W_Q=\{W_h',W_d\}$，and $b_Q=\{b_h',b_d\}$

Output：The user latent factor P and item latent factor Q

1. Initialize W_P，b_P，W_Q，and b_Q randomly
2. while not convergent do
3. Compute P using (3)
4. for each user i do
5. for each friend s from S(i) do
6. Compute L_S using (10)
7. Compute Q using (4)
8. Based on P and Q apply (8) and (9) to get L_E and L_R respectively
9. Generate total loss L by applying (1)
10. Compute $\frac{\partial L}{\partial W_P}$ and $\frac{\partial L}{\partial b_P}$ using (17) and (18)
11. Update $W_P\leftarrow W_P-\alpha\frac{\partial L}{\partial W_P}$
12. Update $b_P\leftarrow b_P-\alpha\frac{\partial L}{\partial b_P}$
13. Compute $\frac{\partial L}{\partial W_Q}$ and $\frac{\partial L}{\partial b_Q}$ using (19) and (20)
14. Update $W_Q\leftarrow W_Q-\alpha\frac{\partial L}{\partial W_Q}$
15. Update $b_Q\leftarrow b_Q-\alpha\frac{\partial L}{\partial b_Q}$
16. return P and Q

3.5 泛化AE-NRL模型的社交网络用户隐性喜好预测

在现实的社交网络场景中并不一定总有显性的用户评分信息，例如谷歌只是通过分析用户的“点击”事件来进行新的信息推荐。因此，评分并非必须为用户给出的显性数值，其可以是用户间或用户与目标信息间的交互，如对目标信息进行的查看、购买和评论等行为。这类信息也称为用户的隐性喜好。而前述模型旨在为显性的评分数据提供支持，但不适用于隐性喜好信息的处理，为此本文对模型进行了如下泛化处理，如式(25)所示。

$$L=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}c_{ij}\|\hat{p}_{ij}-h(r_{ij};\theta)\|^2+L_R+\frac{\gamma}{2}L_S \tag{25}$$

其中，$\hat{p}_{ij}$ 为用户喜好指示函数，可由式(26)计算得到。

$$\hat{p}_{ij}=\begin{cases}1, & \text{if } r_{ij}>0\\ 0, & \text{if } r_{ij}=0\end{cases} \tag{26}$$

其中,r_{ij} 表示用户与目标信息间的交互。另外,结合 Sun 等[48]的结论,本文认为,如用户未与某特定目标信息进行交互,也并不意味着该用户对此目标信息不感兴趣,其可能只是忽略了这些目标信息的存在,因此本文在目标函数中设置了不同的置信度,如式(27)所示。

$$c_{ij}=1+\beta r_{ij} \tag{27}$$

式(27)中的评分结果由参数 β 决定,为了得到较好的结果,本文结合 Sainath 等[49]的做法将 β 值设置为 40。最后使用神经网络反向传播算法对该模型进行参数优化。

4 实验结果与算法比较

4.1 数据说明

为评估本文所提 AE-NRL 社交网络用户信息推荐模型的效率,本文使用了几个真实的社交网络用户信息数据集进行实验,并使用几种评估方法来比较该模型与同类推荐算法在不同场景下的准确度。为此,本文在 Tensorflow1.5.1 上运行了本文提出的 AE-NRL 等推荐模型。在此说明,本文用于实验的算法均为在 3.5 节中经过泛化处理的 AE-NRL 算法。

实验采用几种标准数据集来评估推荐系统的性能。我们从中选择了 3 个数据集:MovieLens 10M 基准数据集[44]、豆瓣[12]和 Epinion 数据集[16],并为 GitHub 用户构造了隐性评分数据作为一种特殊情况进行讨论。其中 MovieLens 10M 被国内外学者认为是最稳定的基准数据集之一,它包含 78302 名用户对 10423 部影片的 10938490 条评分,此数据集的稀疏性为 98.83%。除此之外,本文利用 Python 工具通过 API 端口分别爬取豆瓣和 Epinion 的真实用户数据集,作为实验的基础数据,爬取时间为 2019 年 2 月 10 日至 2019 年 9 月 3 日。其中豆瓣数据集共包含 2382 个用户对 2407 部电影的 59302 条评分,该数据集的稀疏性为 99.12%,除评分外其还包含 2685 名用户提供的显性信任信息,其中每两个用户间的信任度为 1;而 Epinion 数据集是另一种可提供评分和信任数据的数据集,其包括 42785 名用户对 165404 样商品的 803892 条评分,信任数据包括 58934 名用户的 602495 条显性信任链接,其数据集的稀疏性约为 99.98%,并以 csv 格式保存在 MySQL 数据库中以便进行数据处理。而 GitHub 作为如今使用最为广泛的社交编码环境之一,基于其所设置的为潜在用户推荐相关的资源库技术目前受到了广泛关注。但其数据集中用户评分信息的不可用特性为本文实验的实现带来了困难,因此本文从 GitHub Archive5 中采集了 GitHub 公共数据集(采集时间为 2019 年 3 月 4 日至 2019 年 7 月 28 日),并提取了用户 ID 和资料库 ID,用于事件的推送、提交、复制及提供评分。基于此,本文为 GitHub 数据集构建了隐性用户评分数据集,结合 Peng 等[50]的结论,本文将用户对某特定资料库所执行操作的次数定义为该用户对该资料库的隐性喜好,而上述操作可以是推送、追踪、评论和提供评分。因此,本文所构建的 GitHub 评分数据集共包括 5934 名用户对 7074 条商品的 8940 条评分,该 GitHub 数据集的稀疏性为 99.94%。上述 4 种数据集的总体统计数据如表 1 所列。

表 1 实验所用数据集特征表

Table 1 Characteristics of data set used in experiment

数据集名称	MovieLens 10M	豆瓣	Epinion	GitHub
评分数量	10938490	59302	803892	8940
用户数量(m)	78302	2382	42785	5934
目标信息个数(n)	10423	2407	165404	7074
稀疏性/%	98.83	99.12	99.98	99.94
信任链接数量	—	2685	602495	—

4.2 评估指标说明

结合 Yang 等[51]的做法,本文使用学术界广泛认可的 3 种预测评估指标对泛化处理后的 AE-NRL 社交网络推荐模型及同类推荐模型进行评估,分别是均方根误差(Root Mean Square Error,RMSE)、平均绝对误差(Mean Absolute Error,MAE)和 ROC 曲线下面积(AUC)。其中 RMSE 提供了误差平均值,计算方法如式(28)所示。

$$RMSE=\sqrt{\frac{\sum_{r_{ij}\in R_{test}}(r_{ij}-\hat{r}_{ij})^2}{R_{test}}} \tag{28}$$

另外,MAE 值报告了实际评分与预测评分的绝对平均差值,计算过程如式(29)所示。

$$MAE=\frac{\sum_{r_{ij}\in R_{test}}|r_{ij}-\hat{r}_{ij}|}{R_{test}} \tag{29}$$

在式(28)和式(29)中,R_{test} 表示包含用户评分的测试集,RMSE 和 MAE 的值越小,表明模型的预测性能越好。而另一个可用于评估的指标是 AUC 值,其计算方法如式(30)所示。

$$AUC=\frac{1}{mn}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}1_{p_i>p_j} \tag{30}$$

其中,m 和 n 分别表示真实标签为 1 和 0 的数据点,指示函数 1 表示检查条件为 $p_i>p_j$,其中 p_i 和 p_j 为模型分配的概率值。一般认为 AUC 的值较高,表明该模型的性能较好。

4.3 模型比较方法及参数设置

为了评估本文提出的 AE-NRL 模型的性能,本文将所述模型与其他同类社交网络推荐模型(NMF,CUNE,AutoRec)进行了比较。

4.3.1 非负矩阵分解(NMF)

非负矩阵分解法是现今最先进的协同过滤技术之一,其可将模型的预测评分与实际评分之间的误差最小化,从非负评分矩阵中学习用户和目标信息的潜在因子。即当用户集 $P=\{p_1,p_2,\cdots,p_m\}$ 和目标集 $Q=\{q_1,q_2,\cdots,q_n\}$ 时,稀疏评分矩阵为 $\boldsymbol{R}\in\boldsymbol{R}^{m\times n}$,矩阵分解法将 $\boldsymbol{R}$ 分解为用户潜在因子 $p_i^{m\times d}$ 和信息潜在因子 $q_j^{n\times d}$,这样 $\boldsymbol{R}$ 就可以近似为 $p_i^Tq_j$,如式(31)所示。

$$\hat{r}=p_i^Tq_j\approx R \tag{31}$$

式(31)中的近似值可由目标函数 E 表示,如式(32)所示。

$$E=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\|r_{ij}-p_i^Tq_j\|^2+\frac{\lambda}{2}(\|P\|^2+\|Q\|^2) \tag{32}$$

其中,r_{ij} 表示用户 p_i 对目标信息 q_i 的实际评分,参数 λ 通过正则化对模型的过度拟合问题进行控制,并使用神经网络反向传播算法优化函数 E。

4.3.2 协同用户网络嵌入(CUNE)

协同用户网络嵌入法是由 Zhang 等[23]提出的,其本质是带有社交信息的矩阵分解模型。协同用户网络嵌入法是通过嵌入根据用户评分数据构建的社交网络节点来提取隐性社交信息,该模型学习了将 Top-k 个社交链接并入矩阵分解框架的目标函数。

$$E=\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}I_{ij}(r_{ij}-p_i^Tq_j)^2+\frac{\lambda}{2}(\|P\|_F^2+\|Q\|_F^2)+\frac{\gamma}{2}\sum_{i=1}^{m}\sum_{s\in S(i)}\|p_i-p_s\|^2 \tag{33}$$

其中,I_{ij} 为指示函数,若 $r_{ij}>0$,则为 1,否则为 0。

4.3.3 AutoRec 法

AutoRec 法是由 He 等[52]所改进的基于自编码器的协同过滤技术,其通过将自编码器的重构误差降至最小来预测评分,具体计算如式(34)所示。

$$\arg\min_{\theta}\sum_{i=1}^{n}\|r^{(i)}-h(r^{(i)};\theta)\|^2+\frac{\lambda}{2}(\|W\|^2+\|V\|^2) \tag{34}$$

其中 W 和 V 分别为编码器层和解码器层的权值,该模型学习了评分矩阵基于用户和目标信息的特征。

若要使模型达到最佳性能,就必须对模型参数进行适当设置。根据实验情况,本文设置了所有模型的参数并报告了相关结果。对上述 3 种对照模型的调参过程包括采用方法进行模型性能评估,本文根据 Srivastava 等[53]的做法及实验观察结果对模型的参数进行了调整。本文将非负矩阵分解模型的参数特征维度、正则化参数和学习率分别设置为 $d=10,\lambda=0.001,\alpha=0.001$;将协同用户网络嵌入模型的基本参数设置为 $d=10,\lambda=0.001,\alpha=0.002$,社交正则项 $\gamma=0.001$,语义用户数量 $k=5$;AutoRec 法的参数设置为 $d=16,\lambda=0.001,\alpha=0.001$。将本文提出的 AE-NRL 模型中的参数值对应设置为 $d=64,\lambda=0.0005,\alpha=0.001,\gamma=0.001,k=5$。对上述模型进行实验时,常用 90% 的数据训练模型,用 10% 的数据进行测试,相关对照结果见第 4.6 节。

本文选取 Node2Vec 模型[54]、网络分层网络学习法(HARP)[55]、结构性深度网络嵌入法(SDNE)[56]以及 DNGR 法[18],与 AE-NRL 语义社交信息的网络嵌入模型进行比较。其中 Node2Vec 模型的参数设为 $D=64,l=80,t=10,w=10,p=1,q=1$;网络分层网络学习的参数设置为 $D=128,l=10,t=40,w=10$;结构性深度网络嵌入法的参数设置为 $\lambda'=1,\alpha'=100,\gamma'=1,\alpha=0.01$;DNGR 法的自编码器的隐藏层维度分别设置为 128,64 和 32,并将随机浏览步数和随机浏览率分别设为 10 和 0.98。本文结合 Luo 等[57]的研究结果,将所提 AE-NRL 模型的参数设置为 $h=128,d=\{32,64,128,256\},k=\{5,10,15,20\}$,$\%$ *of data trained* $=\{10,30,50,70,90\}$,最后结合上述设置结果做出合理的分析。表 2 列出了文中所使用的对比模型和技术名称。

表 2 实验中所需对比模型和技术

Table 2 Comparative models and technologies needed in experiment

社交网络推荐模型	NMF	CUNE	AutoRec	泛化 AE-NRL
Our Method	Node2Vec	HARP	SDNE	DNGR

4.4 模型比较实验

本文将模型比较实验分为两步:1)将所提 AE-NRL 法与一系列矩阵分解推荐模型进行比较(矩阵分解法、非负矩阵分解法和协同用户网络嵌入法);2)将所提 AE-NRL 法与一系列深度学习法进行比较(AutoRec 法)。

本文提出的 AE-NRL 模型与举证分解模型、非负矩阵分解法和协同用户网络嵌入法的性能比较结果如表 3 所列。通过表 3 的比较结果可知,本文所提 AE-NRL 法的准确性优于其他算法。由表 3 的结果可知,对数据集 MovieLens 10M、豆瓣、Epinion 和 GitHub 而言,CUNE 法的 RMSE 值较 NMF 法分别提高了 5.04%,5.10%,13.44%和 25.55%,而在相同数据集上,本文提出的 AE-NRL 法的 RMSE 值较 NMF 法提高了 21.10%,21.04%,46.36%和 44.30%,这表明本文所提 AE-NRL 法中社交信息的存在使预测结果的准确性高于 CUNE 法和 NMF 法。

表 3 所提 AE-NRL 模型与 MF 框架模型的 RMSE 和 MAE 比较

Table 3 Comparison of RMSE and MAE between proposed AE-NRL model and MF framework model

数据集名称	指标名称	NMF	CUNE	AE-NRL
MovieLens 10M	RMSE	0.9943	0.9385	**0.7845**
	MAE	0.8649	0.8403	**0.7092**
豆瓣	RMSE	0.9681	0.9187	**0.7644**
	MAE	0.9043	0.8244	**0.7089**
Epinion	RMSE	1.6049	1.3892	**0.8608**
	MAE	1.3784	1.1053	**0.7389**
GitHub	RMSE	1.3827	1.0294	**0.7701**
	MAE	0.9953	0.9342	**0.6872**

注:粗体数据表示其所对应的模型性能良好

表 3 中对应的 AUC 结果如图 3 所示。可知虽然 CUNE 法也包含了社交网络用户信息,但基于深度学习的 AE-NRL 能更好地采集社交网络用户的潜在特征,因此比基于矩阵分解的 CUME 模型的预测结果更准确。

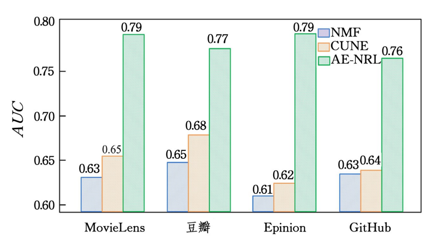


图 3 AE-NRL 法与几种 MF 框架的 AUC 性能比较

Fig. 3 Comparison of AUC performance between AE-NRL method and several MF frameworks

在上述 4 个数据集中,AE-NRL 法的 RMSE 和 MAE 值都明显低于其他两个模型,且其 AUC 值在 4 个数据集中也都有大幅提高,这说明本文提出的 AE-NRL 法比矩阵分解框

架中的方法更能处理具有稀疏特征的社交网络用户大数据集。上述实验结果表明:相比仅取决于用户评分信息的 NMF 法,具有额外喜好信息(社交关系)的模型性能相对较高;而深度学习技术能生成深层潜在特征,从而改善预测结果,更适用于具有稀疏特征的社交网络大规模用户数据集。

表 4 列出了本文提出的 AE-NRL 模型与 AutoRec 法的对比结果。值得一提的是,社交信息的存在将 AE-NRL 法在数据集 MovieLens 10M、豆瓣、Epinion 和 GitHub 中的 RMSE 值较 AutoRec 法分别提高了 7.51%,13.98 %,9.06%和 13.87%。

表 4 AE-NRL 法与深度学习模型的 RMSE 和 MAE 值比较

Table 4 Comparison of RMSE and MAE between AE-NRL method and in-depth learning model

数据集名称	指标名称	AutoRec	AE-NRL
MovieLens 10M	RMSE	0.8457	**0.7822**
	MAE	0.7902	**0.7194**
豆瓣	RMSE	0.8891	**0.7648**
	MAE	0.7932	**0.7092**
Epinion	RMSE	0.9992	**0.9087**
	MAE	0.8418	**0.7489**
GitHub	RMSE	0.8930	**0.7690**
	MAE	0.8016	**0.6904**

注:粗体数据表示其所对应的模型性能良好

相比 AutoRec 法,本文提出的 AE-NRL 法的 AUC 值分别提高了 2.5%,3.0%,3.69%和 4.48%,具体如图 4 所示。结果表明,本文提出的 AE-NRL 法较 AutoRec 在性能上的提高不仅取决于社交信息,还取决于 AE-NRL 采集基于用户评分和信息评分的能力。最后,本文在将所提 AE-NRL 模型与其他方法进行对比后发现,AE-NRL 在 Epinion,GitHub 等具有稀疏特征的社交网络用户大数据集上具有更好的性能。

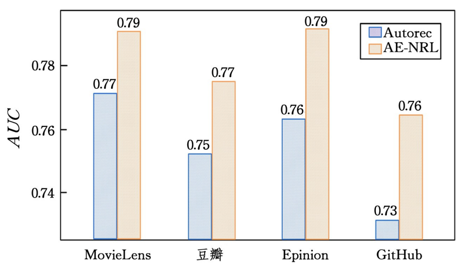


图 4 AE-NRL 法与深度学习框架中的 AutoRec 法的 AUC 值在不同数据集中的比较

Fig. 4 Comparison of AUC value in different data sets between AE-NRL method and AutoRec method in in-depth learning framework

4.5 关于社交信息影响的实验

本文分析了不同场景下社交信息对本文所述 AE-NRL 模型的影响。首先,本文使用豆瓣与 Epinion 两个数据集分析显性和隐性社交关系对所述 AE-NRL 模型的影响,这些数据集的可用显性社交信息表示为,如果两个用户建立了社交关系,则用户间的信任度都为 1。而显性数据的局限性在于评分矩阵中不是每个用户都有"受托人",从而导致分析结果的真实性不高。而在评分数据集中,根据网络表示学习技术所提取的隐性数据具有各用户的社交链接。表 5 列出了本文提出的 AE-NRL 模型与显性、隐性社交信息的比较结果。在此实验中,模型样本被设置为每个用户至少有 5 个语义用户。实验结果表明,隐性社交关系提升了用户对目标信息的喜好程度,因此其比包含显示社交信息的模型具有更准确的预测能力。

表 5 AE-NRL 法中使用显性和隐性社交信息的性能对比

Table 5 Comparison of performance between explicit and implicit social information used in AE-NRL method

数据集名称	指标名称	显性链接	隐性链接	性能提升/%
豆瓣	RMSE	0.8137	**0.7389**	9.19
	MAE	0.7592	**0.7091**	6.60
	AUC	0.7022	**0.7983**	13.69
Epinion	RMSE	0.9928	**0.9047**	8.87
	MAE	0.7845	**0.7193**	8.31
	AUC	0.7389	**0.8249**	11.64

注:粗体数据表示其所对应的模型性能良好

本文使用网络表示学习技术来提取隐性社交关系是 AE-NRL 模型的关键。为了更好地测度该模型生成的隐性社交信息的质量,本文同时在 4 个数据集中评估了几种网络表示学习技术(Node2Vec,HARP,SDNE 和 DNGR)。实验结果如图 5 所示。

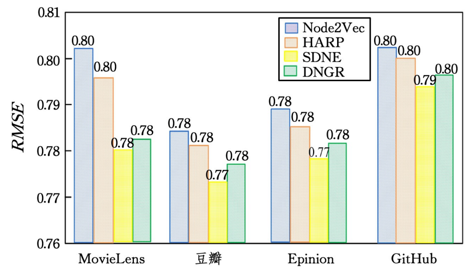
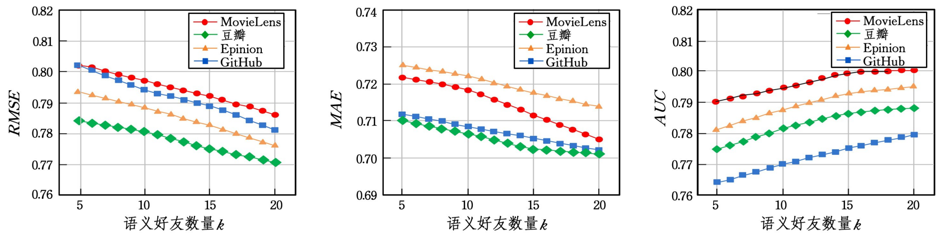


图 5 不同网络表示学习技术对 AE-NRL 模型的影响

Fig. 5 Influence of learning technology on AE-NRL model showed in different networks

在图 5 所示的几种方法的对比实验中,本文将 AE-NRL 模型的参数设置为 $k=5$,$d=64$。由实验结果可知,在基于随机游走的网络表示学习技术中,AE-NRL 使用 SDNE 法的结果相对较好,其在 MovieLens 10M、豆瓣、Epinion 和 GitHub 数据集中的 RMSE 值分别为 0.7752,0.7692,0.7721 和 0.7934,其性能普遍优于其他 3 种模型,这证实了使用网络表示学习技术(SDNE)的自编码器的联合目标函数能更好地采集用户间的交互网络中的本体与全局信息。

语义好友数量 k 是本文提出的 AE-NRL 模型的重要参数,k 值会直接决定该用户可信任邻居的权值,从而影响用户喜好。本文对 MovieLens 10M、豆瓣、Epinion 和 GitHub 4 个数据集中的 RMSE,MAE 和 AUC 值进行了测度。在这组实验中,本文设参数 $d=64$,并选择 Node2Vec 网络表示学习技术。图 6(a)给出了 RMSE 值的实验结果,图 6(b)给出了 MAE 值的实验结果,图 6(c)给出了 AUC 值的实验结果。实验结果表明,模型性能会随 k 值的增大而提升(所测最大 k 值为 20),因此本文所述 AE-NRL 模型能更好地使用网络表示技术(SDNE)提取出的隐性社交关系。



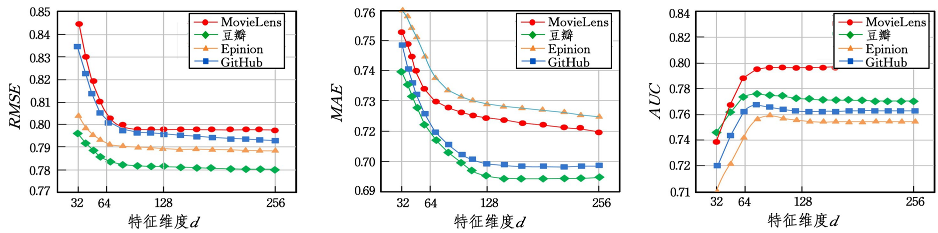
(a)RMSE 值　(b)MAE 值　(c)AUC 值

图 6　语义好友数量 k 在 4 个数据集中的 RMSE，MAE 和 AUC 值($d=64$)

Fig. 6　RMSE，MAE and AUC value of number k of semantic friend in four data sets($d=64$)

4.6　超参数的影响实验

本文所提 AE-NRL 模型包含了需学习的参数，其中主要侧重于特征维度 d 的影响。因此，本文设$d\in[32,256]$，$k=5$，$h=128$，且迭代次数均设置为 100 次。此实验中 RMSE，MAE 和 AUC 值的变化分别如图 7(a)、图7(b)和图 7(c)所示。结合实验结果可知，在 $d\in[32,64]$的区间上，本文提出的 AE-NRL 法在所有数据集中的性能均快速提高。但在 $d\in[64,256]$的区间中，模型性能提高的速度相对较慢，这是由于自编码器会生成 AE-NRL 模型的深层特征表示，故当 $d>64$ 时模型性能会相对减弱。



(a)RMSE 值　(b)MAE 值　(c)AUC 值

图 7　不同特征维度 d 下，在 4 个数据集中的 RMSE，MAE 和 AUC 值($k=5$，$h=128$)

Fig. 7　RMSE，MAE and AUC value in four data sets under different characteristic dimensionsd($k=5$，$h=128$)

另外，本文测试了 AE-NRL 模型的 RMSE 值随着训练数据量百分比的增多的变化趋势(使用 Node2Vec 网络表示学习技术)。为此本文将 4 个数据集分别等分为 20 份，并将参数调整为 $d=64$，$k=5$，实验结果如图 8 所示。

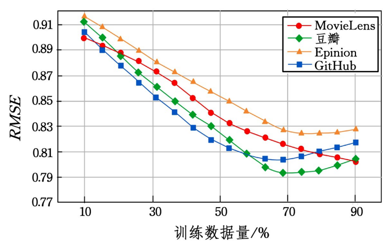


图 8　Node2Vec 网络表示学习技术下训练数据百分比对 AE-NRL 模型的改进作用($d=64$，$k=5$)

Fig. 8　Improvement of AE-NRL model by percentage of training data under learning technology showed in Node2Vec network ($d=64$，$k=5$)

由实验结果可知，增大训练数据的百分比对 AE-NRL 模型在 MovieLens 10M 数据集中的运行预测优化效果最为明显，而其他 3 个数据集在训练数据集百分比超过 70%时都存在一定程度上的性能回落。故本文认为，虽然 MovieLens 10M 为大数据集，但相关评分数据的可用性减少了该模型的泛化误差。而豆瓣、Epinion 和 GitHub 是具有稀疏评分信息的大数据集，对此类数据集使用 70%左右的数据时，AE-NRL 模型可在这些数据集上得到最优的预测效果，如超过这一水平模型性能则会因泛化误差的增大而下降。值得注意的是，本文在最佳训练数据量数据集中的实验结果与 90%训练数据量数据集中的实验结果存在出入，结合 Luo 等[58]的结论可知，这是由于本文所使用的数据集都为稀疏大数据集(稀疏大数据集通常指数据框中绝大多数数值缺失或者为零的大型数据集)，而稀疏大数据集中往往存在大量缺失值，这会导致算法的收敛速度加快，而在算法收敛后的冗余训练可能会导致过拟合，从而导致算法的预测精度损失。

4.7　稀疏大数据集实验

由 4.6 节中的实验结果可知，在稀疏大数据集中可能会存在算法收敛较早、而后出现过拟合的情况。由此，为检验本文所提泛化 AE-NRL 模型在极限条件下的适用性，本文参照 Luo 等[59]的方法，使用了体量更大的 MovieLens 20M 数据集、DatingT 数据集和 Netflix 数据集对同样处于 Node2Vec 网络表示学习技术下训练数据百分比对 AE-NRL 模型的改进作用进行实验，以进一步确认是否是由于稀疏大数据集造成了算法的过早拟合，从而导致 90%的数据训练数据集时的过拟合。其中 MovieLens 20M 与 MovieLens 10M 一样，被国内外学者认为是最稳定的基准数据集之一，其包含 139428 名用户对 27493 部影片的 20351902 条评分，此数据集的稀疏性为 98.27%。DatingT 数据集包括 136 739 名男性和 179 332 名女性组成的 18 293 016 条交友记录，此数据集的稀疏性为 97.18%。Netflix 数据集中包括 480 189 名用户对 17 770 部电影的 100480507 条评分记录，其评分值为区间[1,5]的整数值，此数据集的稀疏性为 97.64%。图 9 给出了同等参数条件下($d=64$，$k=5$)，上述 3 种稀疏大数据集在使用 Node2Vec

网络表示学习技术时,训练数据百分比对 AE-NRL 模型的改进作用。由图 9 报告的结果可知,在体量更大的数据集中的实验结果与图 8 中的实验结果基本一致,且其 RMSE 值的最低点出现更早,这支持了 4.6 节中所得的结论。本文还使用了上述 3 种稀疏大数据集作为对照组进行重复实验,结论与前文一致,在此不再赘述。

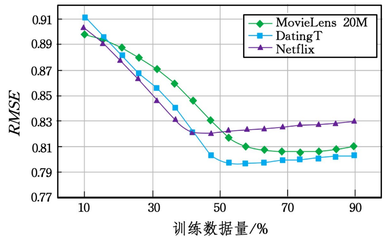


图 9 在稀疏数据集中 Node2Vec 网络表示学习技术下训练数据百分比对 AE-NRL 模型的改进作用($d=64, k=5$)

Fig. 9 Improvement of AE-NRL model by percentage of training data under learning technology showed in Node2Vec network of sparse data set ($d=64, k=5$)

结束语 本文提出了一种融入深度自编码器与网络表示学习技术的社交网络推荐模型(AE-NRL),该模型用于处理推荐过程中的稀疏性和冷启动问题。AE-NRL 模型通过学习联合优化函数将社交网络中的语义信息纳入深度自编码器中,并通过网络表示学习技术采集语义社交信息。此外,为预测隐性用户喜好,通过构建支持隐性评分数据的目标函数对该模型进行扩展。最终基于 4 种真实社交网络数据集进行实验和模型比较,结果表明所述模型的性能优于当前最先进的推荐模型及其他同类推荐模型。

通过上述研究,本文得出以下结论:1)融入社交信息确实提高了本文所提 AE-NRL 模型的预测精度,并使其能更好地处理冷启动等问题;2)在实验所使用的 7 个数据集中,本文所提 AE-NRL 模型在更稀疏且体量更大的数据集中较矩阵分解模型性能更优;3)相比显性信任链接,隐性且可靠的社交网络信息可更好地识别用户间的信任关系。在不同的网络表示学习模型中,基于深度学习的模型(如 SDNE 和 DNGR)在 AE-NRL 模型中的效果更好;4)本文提出的 AE-NRL 模型的准确性随着语义用户数量的增加而提高,这表明用户的兴趣始终受与自己存在共同想法和喜好的好友的影响;5)改变隐藏层维度(即参数 d)的数量可影响所提 AE-NRL 模型的结果,而其性能会随特征维度 d 的增加而提高;6)用于训练的数据量对预测结果也会有较大影响,实验结果表明使用 70% 的数据来训练模型时对稀疏数据集的效果较好。

上述结论将为社交网络服务提供者、用户和监管部门提供以下启示:1)社交网络服务提供商可以利用类似本文所提推荐模型对用户进行信息推荐;2)在使用社交网络推荐模型时,应使用大致 70% 的训练集进行训练,以避免泛化误差;3)需要更加关注社交网络中隐性用户信息的作用,并将其融入推荐模型以提升准确率;4)需要更关注用户及其好友的兴趣,以此提升预测的准确度;5)需要积极使用深度学习方法构造推荐模型,以解决冷启动等问题。

由于本文的局限性,未来可以从以下几个方面展开进一步的研究。首先,可结合更多可爬取或可获得的社交网络信息来提升用户喜好预测的准确性;其次,可尝试利用不同的神经网络模型以及探索异构动态网络嵌入技术,进一步优化社交网络推荐模型;最后,可结合社会化调查法和计算实验等方法对所提模型进行进一步的验证。

参 考 文 献

[1] HUANG L W, JIANG B T, LV S Y, et al. Survey on Dep Learning Based Recommender Systems [J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(7): 1619-1647.

[2] KHUSRO S, ALI Z, ULLAH I. Recommender Systems: Issues, Challenges, and Research Opportunities [M]// Information Science and Applications (ICISA). Singapore: Springer Singapore, 2016: 1179-1189.

[3] CRESPO R G, MARTíNEZ O S, LOVELLE J M C, et al. Recommendation System based on user interaction data applied to intelligent electronic books [J]. Comput Human Behav, 2011, 27(4): 1445-1449.

[4] DOSOVITSKIY A, SPRINGENBERG J T, RIEDMILLER M, et al. Discriminative unsupervised feature learning with convolutional neural networks[C]// Adv Neural Inf Process Syst. 2014: 766-774.

[5] KOREN Y, BELL R, VOLINSKY C. Matrix Factorization Techniques for Recommender Systems [J]. Comp, 2009, 42(8): 30-37.

[6] GOYAL P, FERRARA E. Graph embedding techniques, applications, and performance: A survey [J]. Knowledge-Based Systems, 2018, 151: 78-94.

[7] CHANEY A J, BLEI D M, ELIASSI-RAD T. A probabilistic model for using social networks in personalized item recommendation[C]// Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2015: 43-50.

[8] ZHU J, MING Q. POI recommendation by incorporating trust-distrust relationship in LBSN [J]. Journal on Communications, 2018, 39(7): 157-165.

[9] TANG J, QU M, WANG M, et al. Line: Large-scale Information Network Embedding[C]// Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web. Florence, Italy: International World Wide Web Conferences Steering Committee, 2015: 1067-1077.

[10] XING S, LIU F, ZHAO X, et al. Points-of-interest recommendation based on convolution matrix factorization [J]. Appl Intell, 2018, 48(8): 2458-2469.

[11] CUI C, WANG H, LI Q. Research on collaborative filtering recommendation algorithm based on user tags [J]. Journal of Systems Science and Mathematical Sciences, 2019, 39(3): 437-448.

[12] TU C, YANG C, LIU Z, et al. Network representation learning: an overview [J]. Scientia Sinica Informations, 2017, 47(8): 980-996.

[13] JIN Z, LIU R, LI Q, et al. Predicting user's multi-interests with network embedding in health-related topics[C]// 2016 International joint conference on neural networks (IJCNN). Vancou-

ver,BC,Canada:IEEE,2016:2568-2575.

[14] GROVER A,LESKOVEC J. node2vec:Scalable feature learning for networks[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco,California,USA:Association for Computing Machinery,2016:855-864.

[15] COATES A,NG A,LEE H. An analysis of single-layer networks in unsupervised feature learning[C]// Proceedings of the Fourteenth International Conference on Artificial Intelligence and Statistics. Proceedings of Machine Learning Research:PMLR,2011:215-223.

[16] GUO X,LU J. Intelligent e-government services with personalized recommendation techniques [J]. International Journal of Intelligent Systems,2007,22(5):401-417.

[17] BENKADDOUR F Z,TAGHEZOUT N,KADDOUR-AHMED F Z,et al. An adapted approach for user profiling in a recommendation system:Application to industrial diagnosis [J]. IJIMAI,2018,5(3):118-130.

[18] XIAO Y,LIU Y,LIU H,et al. A recommendation model based on dynamic role identification and tensor decompositio [J]. Acta Electronica Sinica,2018,46(3):569-574.

[19] CAO S,LU W,XU Q. Deep neural networks for learning graph representations[C]// Proceedings of the Thirtieth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Phoenix, Arizona: AAAI Press,2016:1145-1152.

[20] DOMMETI R. Neighborhood based methods for collaborative filtering [J]. A Case Study,2009,11(1):1-5.

[21] GIZAW T Z,DONG J,OAD A. Solving cold-start problem by combining personality traits and demographic attributes in a user based recommender system [J]. International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering,2017,7(5):14-20.

[22] LANGSETH H. Bayesian networks for collaborative filtering [C]// Proceedings of Norwegian artificial intelligens symposium. 2009.

[23] ZHANG C X,YU L,WANG Y,et al. Collaborative User Network Embedding for Social Recommender Systems[C]// Proceedings of the 2017 SIAM International Conference on Data Mining. 2017:381-389.

[24] CHEN H,PEROZZI B,HU Y,et al. Harp:Hierarchical representation learning for networks[C]// Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2018:2127-2134.

[25] DAI L,MENG X,ZHANG Y,et al. Restaurant recommendation model with multiple information fusion [J]. Journal of Software,2019,30(9):2869-2885.

[26] KOUEMOU G L,DYMARSKI D P. History and theoretical basics of hidden Markov models [J]. Hidden Markov Models, Theory and Applications,2011,10:15205.

[27] XUE S,ABDEL-HAMID O,JIANG H,et al. Direct adaptation of hybrid DNN/HMM model for fast speaker adaptation in LVCSR based on speaker code[C]// 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Florence,Italy:IEEE,2014:6339-6343.

[28] HAMILTON W L,YING R,LESKOVEC J. Representation learning on graphs:Methods and applications [J]. arXiv,2017,1709:5584.

[29] ZHANG S,YAO L,SUN A,et al. Deep learning based recommender system:A survey and new perspectives [J]. ACM Comput Surv,2019,52(1):1-38.

[30] SUN K,GONÇALVES J P,LARMINIE C,et al. Predicting disease associations via biological network analysis[J]. BMC Bioinformatics,2014,15(1):1-13.

[31] OU M,CUI P,PEI J,et al. Asymmetric transitivity preserving graph embedding[C]// Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. San Francisco,California,USA:Association for Computing Machinery,2016:1105-1114.

[32] PENG H,JIN Y,LV X,et al. Context-aware POI recommendation based on matrix factorization [J]. Chinese Journal of Computers,2019,(8):1797-1811.

[33] GUAN X,LI C-T,GUAN Y. Enhanced SVD for Collaborative Filtering[C]// Advances in Knowledge Discovery and Data Mining. Cham:Springer International Publishing,2016:503-514.

[34] YANG C,LIU T,LIU L,et al. A novel recommendation approach of electronic literature resources combining semantic and social features [J]. Journal of the China Society for Scientific and Technical Information,2019,38(6):632-640.

[35] EIRINAKI M,GAO J,VARLAMIS I,et al. Recommender systems for large-scale social networks:A review of challenges and solutions [J]. Future Generation Computer Systems,2018,78:413-418.

[36] HU C, TONG X, LIANG W. The real-value restricted Boltzmann machine recommendation algorithm based on trust-distrust relationship [J]. Systems Engineering -Theory & Practice,2019,39(7):1817-1830.

[37] YANG B,LEI Y,LIU J,et al. Social collaborative filtering by trust [J]. ITPAM,2016,39(8):1633-1647.

[38] GRBOVIC M,RADOSAVLJEVIC V,DJURIC N,et al. E-commerce in Your Inbox:Product Recommendations at Scale[C]// Proceedings of the 21th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining. Sydney,NSW,Australia:Association for Computing Machinery,2015:1809-1818.

[39] XIAO Y,SUN H,DAI T,et al. A rating prediction method based on cloud model in social recommendation system [J]. Acta Electronica Sinica,2018,46(7):1762-1767.

[40] HUANG L,JIANG B,LV S,et al. Survey on deep learning based recommender systems [J]. Chinese Journal of Computers,2018,41(7):1619-1647.

[41] SHARMA S,MAHAJAN A. Suggestive approaches to create a recommender system for GitHub [J]. Int J Inf Technol Comput Sci,2017,9(8):48-55.

[42] LI Z,QIN K,WANG Y. Approximation of finite rank quasilinear projector in banach space [J]. Mathematics in Practice and Theory,2006,36(6):268-270.

[43] HUANG Y,SHANG Z,ZHANG M. Image annotation combining feedback log and mixture probabilistic model [J]. Computer Engineering,2012,38(21):202-205.

[44] SALAKHUTDINOV R,MNIH A. Bayesian probabilistic matrix

factorization using Markov chain Monte Carlo[C]//Proceedings of the 25th international conference on Machine learning. Helsinki, Finland: Association for Computing Machinery, 2008: 880-887.

[45] MOCHÓN M C. Social network analysis and big data tools applied to the systemic risk supervision [J]. Ijimai, 2016, 3(6): 34-37.

[46] LI C, WU Y, QIAN Z, et al. DDoS attack detection and defense based on hybrid deep learning model in SDN [J]. Journal on Communications, 2018, 39(7): 176-187.

[47] PEROZZI B, AL-RFOU R, SKIENA S. DeepWalk: online learning of social representations[C]//Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining. New York, New York, USA: Association for Computing Machinery, 2014: 701-710.

[48] SUN Y, WANG X, TANG X. Hybrid deep learning for face verification[C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney, NSW, Australia: IEEE, 2013: 1489-1496.

[49] SAINATH T N, KINGSBURY B, RAMABHADRAN B. Auto-encoder bottleneck features using deep belief networks[C]//2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Kyoto, Japan: IEEE, 2012: 4153-4156.

[50] PENG J, WANG T, CHEN Y, et al. User recommendation based on cross-platform online social networks [J]. Journal on Communications, 2018, 39(3): 147-158.

[51] YANG C, FAN Q, WANG T, et al. RepoLike: personal repositories recommendation in social coding communities[C]//Proceedings of the 8th Asia-Pacific Symposium on Internetware. Beijing, China: Association for Computing Machinery, 2016: 54-62.

[52] HE C, TANG Y, ZHANG Q, et al. Short text online clustering based on incremental robust nonnegative matrix factorization [J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(5): 1086-1093.

[53] SRIVASTAVA N, SALAKHUTDINOV R R. Multimodal learning with deep boltzmann machines[C]//Adv Neural Inf Process Syst. Lake Tahoe, Nevada, USA, 2012: 2222-2230.

[54] QI J, LIANG X, LI Z, et al. Representation learning of large-scale complex information network: Concepts, methods and challenges [J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(10): 2394-2420.

[55] HUANG Z, ZHANG B, FANG Q, et al. An efficient algorithm of information recommendation between groups in social networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(6): 1090-1093.

[56] SUN Z, HAN L, HUANG W, et al. Recommender systems based on social networks [J]. Journal of Systems and Software, 2015, 99: 109-119.

[57] LUO X, ZHOU M, LI S, et al. A nonnegative latent factor model for large-scale sparse matrices in recommender systems via alternating direction method [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2016, 27(3): 579-592.

[58] LUO X, LIU Z, LI S, et al. A fast non-negative latent factor model based on generalized momentum method [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 13(11): 1-11.

[59] LUO X, ZHOU M, LI S, et al. Non-negativity constrained missing data estimation for high-dimensional and sparse matrices from industrial applications [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2020, 50(5): 1844-1855.

GU Qiu-yang, born in 1995, Ph.D candidate. His research interests include intelligent information processing, high-quality development of small and medium-sized enterprises, etc.