

## 基于深度学习的推荐算法综述

郭志国

(北京林业大学信息学院 北京 100083)  
(375188963@qq.com)

### A review of deep learning-based recommendation algorithms

Guo Zhiguo

(School of Information Science and Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083)

**Abstract** Deep learning technology is a research hotspot in the field of machine learning, which has been deeply studied and widely applied in many fields. Recommendation system is used to predict the user for the things they have yet to see or understand the be fond of, because of the complexity of the network information and dynamic recommendation system become the effective way to solve the problem of information overload how to blend in deep learning recommendation system, using the advantage of deep learning from various complex multidimensional data inherent essence characteristics of users and items. Meanwhile, recent studies also demonstrate its effectiveness in coping with information retrieval and recommendation system. It is a good way to apply deep learning techniques into recommendation systems, which can integrate the massive multi-source heterogeneous data to build more suitable user models according to user preferences requirements. The main research task of deep learning applied to recommendation system is to build a model that is more in line with users' interests and needs, so as to improve the performance of recommendation algorithm and user satisfaction. In this paper, the research and application status of deep learning-based recommendation algorithms are reviewed, and the development trend of deep learning-based recommendation systems is discussed and forecasted.

**Key words** dynamic outlier detection; heterogeneous information network; tensor representation; tensor index tree; clustering

**摘要** 深度学习技术是当前机器学习领域的一个研究热点,已被深入研究并广泛应用于许多领域。推荐系统用来预测使用者对于他们还没有见到或了解的事物的喜好由于网络信息的复杂性和动态性,推荐系统成为解决信息过载问题的有效途径如何将深度学习融入推荐系统,利用深度学习的优势从各种复杂多维数据中学习用户和物品的内在本质特征,构建更加符合用户兴趣需求的模型,以提高推荐算法的性能和用户满意度,是深度学习应用于推荐系统的主要研究任务。对基于深度学习的推荐算法研究和应用现状进行了综述,讨论并展望了深度学习应用于推荐系统的研究发展趋势。

**关键词** 深度学习, 推荐系统, 协同过滤, 内容推荐, 动态推荐, 标签推荐

中图法分类号 TP391

近年来,深度学习(deep learning)技术成为机器学习领域理论及应用研究的热点,掀起人工智能和机器学习研究的又一次浪潮。与传统的浅层机器学习相比,深度学习具有优秀的自动提取抽象特征的能力,

可从海量数据中学习更有效的特征。随着云计算和大数据技术的发展,深度学习在工程界得到了广泛应用,在图像识别、语音识别、自然语言处理等领域都取得了比传统机器学习更好的效果。另一方面,随着

收稿日期: 2016-03-16; 修回日期: 2016-04-26 六号

基金项目: 国家自然科学基金项目(60903098); 吉林省工业技术研究和开发项目(JF2012c016-2); 吉林大学研究生创新基金项目(2015040)

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (60903098), the Project of Jilin Provincial Industrial Technology Research and Development (JF2012c016-2), and the Graduate Innovation Fund of Jilin University (2015040).

六号, 核实准确完整的基金名称和英文翻译, 用官方版本

通信作者: 彭涛 (tpeng@jlu.edu.cn)

物联网、互联网、电子商务、社交网络等技术的迅猛发展,网络上所蕴含的信息量呈指数级增长<sup>[1]</sup>,推荐系统作为缓解信息过载的重要手段,得到了广泛研究和应用,并取得了一定成果.推荐系统本质上是从一堆看似杂乱无章的原始数据中,抽象出用户的兴趣特征,挖掘用户的偏好.把深度学习与推荐系统相结合已成为近年来推荐系统发展的一个热门方向.

## 1 深度学习概述

「深度学习」(DL)一词最初在 1986 被引入机器学习(ML),后来在 2000 年时被用于人工神经网络(ANN).深度学习由多个层组成,以学习具有多个抽象层次的数据特征.深度学习是以不少于两个隐含层的神经网络对输入进行非线性变换或表示学习的技术,通过构建深层神经网络,进行各项分析活动.深层神经网络由一个输入层,数个隐层,以及一个输出层构成.每层有若干个神经元,神经元之间有连接权重.每个神经元模拟生物的神经细胞,而结点之间的连接模拟神经细胞之间的连接.对于人工神经网络(ANN),深度学习(DL)(也称为分层学习(Hierarchical Learning))是指在多个计算阶段中精确地分配信用,以转换网络中的聚合激活.为了学习复杂的功能,深度架构被用于多个抽象层次,即非线性操作;例如 ANNs,具有许多隐藏层.用准确的话总结就是,深度学习是机器学习的一个子领域,它使用了多层次的非线性信息处理和抽象,用于有监督或无监督的特征学习、表示、分类和模式识别.

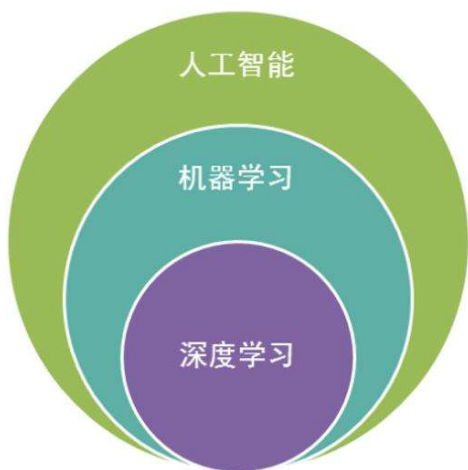


Figure 1 Relationship of Deep learning, machine learning, and ARTIFICIAL intelligence

表 1 深度学习、机器学习、人工智能的关系

深度学习作为机器学习的一个分支,其学习方法可以分为监督学习和无监督学习.监督学习模型包括多层感知机、卷积神经网络(convolutional neural

networks, CNN)、循环神经网络(recurrent neural networks, RNN)等.无监督学习模型主要包括受限玻尔兹曼机(restricted Boltzmann machine, RBM)、深度置信网络(deep belief nets, DBN)、稀疏编码(sparse coding)、自动编码器(auto encoders)、降噪自动编码器(denoising autoencoder)等.

## 2 推荐系统概述

随着上世纪 90 年代协同过滤(collaborative filtering, CF)算法被提出后,推荐系统就成为一门独立的学科被深入研究.近年来,互联网、电子商务的飞速发展,使得网络上各种各样的信息爆炸式增长,将用户淹没在信息的海洋中.推荐系统成为缓解信息过载的重要方法,可以为用户在选择物品和服务时提供决策帮助.传统的推荐算法主要分为 3 大类:协同过滤推荐算法、基于内容(content-based)的推荐算法、混合(Hybrid)推荐算法<sup>[1]</sup>.

协同过滤算法是推荐系统应用最广泛的算法,主要分为基于内存(又称基于近邻<sup>[2]</sup>)的协同过滤算法(memory-based CF)和基于模型的协同过滤算法(model-based CF)<sup>[2]</sup>.基于内存的协同过滤算法又分为基于用户的协同过滤算法(UserCF)和基于物品的协同过滤算法(ItemCF)<sup>[3]</sup>.基于用户的协同过滤算法是最早出现的推荐算法,算法首先计算和目标用户兴趣相似的用户集合,然后为目标用户推荐该相似用户集合中用户喜欢且未接触过的物品.基于物品的协同过滤算法是目前业界应用最多的算法,该算法给用户推荐那些和他们之前喜欢的物品相似的物品.ItemCF 算法并不利用物品的内容属性计算物品之间的相似度,它主要通过分析用户的行为记录计算物品之间的相似度<sup>[3]</sup>.

基于模型的协同过滤算法主要通过机器学习和数据挖掘模型,利用分类、回归、矩阵分解等算法提取用户和物品的隐含模式进行推荐.其中代表性的有基于贝叶斯信念网络的算法<sup>[4,5]</sup>、基于聚类模型的算法<sup>[5,6]</sup>、基于回归模型的算法<sup>[5,6]</sup>、基于矩阵分解模型的算法<sup>[5,6]</sup>等.与基于内存的协同过滤算法相比,基于模型的协同过滤算法具有较好的理论基础,且占用内存小,可缓解基于内存的方法中的数据稀疏和可扩展性弱等问题,同时提高了推荐算法的精度,但其无法提供推荐解释.

基于内容的推荐算法通过分析物品内容信息(如物品属性、描述等),提取用户对物品的兴趣偏好进行推荐.物品内容可通过物品属性的向量空间模型表示,若物品内容是文本形式,则需要引入自然语言处理技术抽取关键词,生成关键词向量.根据物品向量计算物品的相似度,利用ItemCF算法的思想,给用户推荐和其历史上喜欢的物品内容相似的物品.一般认为协同过滤算法优于基于内容的推荐算法,但协同过滤存在冷启动和数据稀疏问题,基于内容的推荐算法常被用于评分数据非常稀疏的场景和解决物品的冷启动问题<sup>[7]</sup>.此外,在物品内容特征非常强的情况下,基于内容的推荐算法更有优势<sup>[8]</sup>.

基于内容的推荐算法和协同过滤推荐算法都存在各自的缺点,混合推荐算法通过组合多种推荐技术解决单一推荐模型的不足.根据组合方法的不同,可以分为6类混合推荐算法:加权混合推荐算法<sup>[4]</sup>、交叉调和推荐算法<sup>[4]</sup>、特征混合的推荐系统、瀑布型混合方法、特征扩充的推荐算法<sup>[4]</sup>、元模型混合推荐算法<sup>[4]</sup>.

推荐算法类型	优点	缺点
基于用户的协同过滤	推荐结果的个性化较弱、较宽泛,能实现跨领域、惊喜度高的结果	适于物品比用户多、物品时效性较强的情形,否则计算慢
基于物品的协同过滤	推荐精度高,更具个性化	计算慢;在物品冷启动、数据稀疏时效果不佳
基于内容的推荐	是最直观的算法,不存在冷启动问题	容易受限于对内容进行描述的详细程度,推荐精度底

**Table 1 Comparison of advantages and disadvantages of commonly used recommendation algorithms**

表 1 常用推荐算法优缺点比较

### 3 基于深度学习的推荐算法

推荐系统是机器学习和人工智能研究的一个分支.由于深度学习在许多领域取得了巨大成功,许多研究人员开始将深度学习与推荐算法结合,解决推荐系统的各种问题(如冷启动、稀疏性等),提高推荐性能.本文将当前基于深度学习的推荐算法研究分为4类:利用辅助信息的深度学习推荐算法;基于

模型的深度学习推荐算法;动态深度学习推荐算法;基于标签的深度学习推荐算法.

#### 3.1 利用辅助信息的深度学习推荐算法

利用辅助信息提取用户和物品的分布式特征表示并融合其他模型进行推荐,是深度学习在推荐领域应用最多的方法.辅助信息主要包括用户的人口学特征、物品内容特征、上下文特征(时间上下文、位置上下文、环境上下文)等<sup>[6]</sup>.深度学习可以融合任意连续的特征和不同类别特征,自动提取用户和物品更高层的隐含特征表示,在很多数据集中的表现优于传统的利用辅助信息的推荐算法.

应用领域	使用的模型	解决的问题
音乐推荐 <sup>[9]</sup>	卷积神经网络	从音乐文件的声音信号中提取时间-频率特征表示,解决协同过滤的冷启动问题
图像推荐	卷积神经网络	根据所计算的物品之间的关联关系以及用户对物品的视觉风格偏好进行推荐
文章推荐	深度循环神经网络	挖掘单词序列,提升了推荐准确率,在冷启动问题上也取得了较好的效果
视频推荐	深度协同过滤模型	发现隐含的语义关系,提取用户和物品更丰富的分布式特征表示,进行评分预测

**Table 2 Comparison of application of recommendation model in different fields**

表 2 推荐模型在不同领域应用比较

利用辅助信息的深度学习推荐算法可分为3种类型:利用辅助信息仅提取用户(或物品)的特征表示;利用辅助信息分别提取用户和物品的特征表示;利用辅助信息提取用户和物品的共同特征表示.

#### 3.2 基于模型的深度学习推荐算法

由于深度学习在特征学习方面的优势,基于辅助信息的深度学习推荐算法在推荐领域得到了较多的研究和应用,也有部分论文提出了基于模型的深度学习推荐算法,通过直接对评分矩阵进行学习提高推荐系统性能.

基于 RBM 的协同过滤算法, 是深度学习最早在推荐系统的尝试. Salakhutdinov 等人<sup>[9]</sup>使用两层 RBM 无向图模型自动抽取隐含的抽象特征, 训练时将物品评分数据作为输入层, 通过条件概率函数计算隐藏层的隐含向量表示, 预测时利用隐藏层的向量表示反向求得评分. 该方法在 Netflix 数据集上取得了较好的效果, 被认为是最早基于深度学习的推荐模型. 但严格来说, RBM 并不属于神经网络, 只是一个两层结构. 该模型如下图所示.

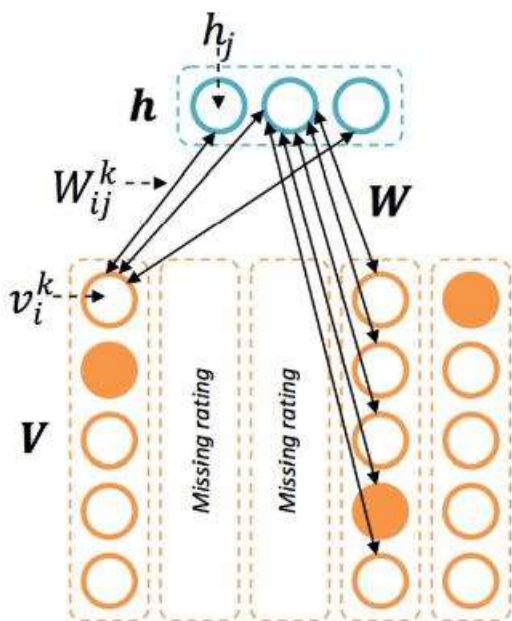


Figure 2 Collaborative filtering based on RBM

图 2 基于 RBM 的协同过滤

基于自动编码器的推荐是另一类基于模型的深度学习推荐算法. Sedhain 等人<sup>[8]</sup>提出使用基于物品(或用户)的自动编码器, 将物品(或用户)的部分观察向量(评分)映射到低维隐含空间, 然后在输出空间进行重建来评分预测. 与矩阵分解模型相比, 基于自动编码器的推荐算法仅使用了用户(或物品)的隐含特征, 并可学习到非线性特征表示, 与 RBM-CF 相比, 需要学习的参数更少, 结果优于概率分解、RBM-CF、近邻模型.

### 3.3 动态深度学习推荐算法

用户兴趣和物品内容是随时间发生变化的, 如何对用户和物品的动态特征建模是推荐算法研究的一个新方向. 深度循环神经网络和卷积神经网络在捕捉时间序列特征和环境上下文特征中有很大的优势.

一类模型是基于深度循环神经网络的动态推荐算法. 基于会话的推荐系统中, 用户的点击数据可看作是序列数据, 用户的序列点击行为并不是孤立

的, 当前的点击行为往往是受到之前的结果影响, 同理, 当前的反馈也能够影响到今后的决策. Hidasi 等人<sup>[10]</sup>提出了基于循环神经网络 GRU-RNN<sup>[11]</sup>的方法训练历史会话点击(click-session)序列数据的深度模型, 用户进入站点后点击的第一个物品作为 GRU-RNN 的初始输入, 每一次点击后会在前面所有点击的基础上产生一个输出, 利用排序学习损失函数训练整个网络. Tan 等人通过数据扩充(data augmentation)、时序适应等方法对深度循环神经网络推荐模型进行了改进. 改进后的深度循环神经网络推荐模型的如下图所示.

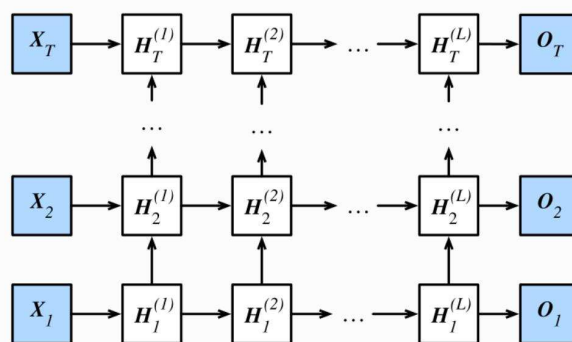


Figure 3 Deep cyclic neural network recommendation model

图 3 深度循环神经网络推荐模型

另一类动态模型通过组合循环神经网络 CNN、卷积神经网络 RNN、深度神经网络 DNN 等多种深度学习算法进行推荐. Wu<sup>[13]</sup>等人提出深度循环神经网络模型 DRNN, 从用户一次会话(从用户进入网站到购买商品)的网页访问序列中学习用户浏览模式, 同时利用用户的历史购买记录融合前馈神经网络(feedforward neural network, FNN)进行实时商品推荐, 在考拉购物网站取得了明显的效果.

### 3.4 基于标签的深度学习推荐算法

用户用标签来描述对物品的看法, 因此标签是联系用户和物品的纽带, 也是反应用户兴趣的重要数据源. 标签一方面描述了用户的兴趣, 另一方面则表示了物品的语义, 从而将用户和物品联系起来. 如何利用用户的标签数据提高个性化推荐结果的质量是推荐系统研究的重要课题<sup>[12]</sup>. 与传统的二元评分矩阵不同, 基于标签的推荐要学习三元组(用户、物品、标签)的关系, 基于标签的深度学习算法主要利用深度学习从“物品-标签”、“用户-标签”和“用户-物品”矩阵中学习用户和物品的深度特征表示进行物品推荐.

Zuo 等人 [14] 提出稀疏自动编码器深度学习模型进行基于标签的物品推荐. 首先将“用户-标签-物品”三元组映射为两个二维矩阵: “用户-标签”矩阵和“用户-物品”矩阵, 将“用户-标签”矩阵作为深度神经网络输入层, 输出层为学习到的用户深度特征表示, 根据用户深度特征表示计算用户相似性, 然后根据用户的相似性结合“用户-物品”矩阵推荐物品.

Xu 等人 [15] 提出深度语义相似模型进行基于标签的物品推荐. 将与标签相关的用户信息( user-tags 向量) 和物品信息( item-tags 向量) 分别输入到两个深度神经网络, 通过多个隐层将用户( 物品) 向量映射到抽象深度特征空间, 计算用户和物品抽象特征的相似性, 应用 softmax 函数对物品的相关性排序后进行物品推荐.

### 3.5 基于深度学习的推荐算法性能讨论

不同算法是针对不同的推荐任务和数据集特点来设计的, 难以用某一个或某几个数据集来衡量不同类型推荐算法的性能. 总体来看, 在基于模型的深度学习推荐算法中, 自动编码器算法具有更好的性能, 优于 RBM-CF 和其他传统的推荐算法. 利用辅助信息的深度学习推荐算法, 因为利用了用户和物品的额外信息, 要优于单纯的基于模型的算法, 其中利用辅助信息提取用户和物品的共同特征表示的算法效果最好. 动态深度学习推荐算法在利用静态辅助信息的同时, 也考虑了动态时间信息, 在很多推荐任务上要优于仅利用静态辅助信息的推荐算法. 基于标签的深度学习推荐算法在包含标签的推荐任务中具有更好的效果.

## 4 深度学习推荐算法研究趋势展望

目前基于深度学习的推荐算法已取得了一定的研究成果, 但是深度学习在推荐系统的应用研究还处于初步阶段, 仍有许多值得深入探索和研究的问题.

利用辅助信息的推荐模型仍是深度学习在推荐系统最主要的应用方向. 从特定领域的非结构化数据如文本、视频、音频、图像中提取高质量的特征表示, 对用户偏好和物品特征进行建模, 并融合或改进原有的推荐算法框架, 是推荐系统应用深度学习最简单有效的方法, 将会有越来越多的算法被提出.

数据稀疏性是推荐系统面临的重大问题之一, 多任务学习是利用多个相关任务之间蕴含的有价值信息来提高学习能力, 是缓解数据稀疏问题的重要方法. 利用多任务学习可在多个推荐任务之中提取用

户特征, 提高推荐性能. 深度学习在挖掘多个领域特征的复杂依赖关系中与传统算法相比有巨大优势, 是未来应用的重要方向.

尽管深度学习在推荐系统中有巨大潜力, 并取得了一定的成果, 但现有模型仍有很多改进的空间. 基于模型的算法仅取得了与传统算法相当的效果, 并无明显提高, 仍需要进一步优化. 在开发新模型时, 模型训练速度、响应时间以及可扩展性等方面需要认真考虑.

## 参考文献

- [1] Huang ZHENhua, ZHANG Jiawen, TIAN Chunqi, et al. Review on Recommendation Algorithm Based on Ranking Learning. Journal of Software, 2016, 27(03): 691-713. 6 (in Chinese)  
(黄震华, 张佳雯, 田春岐, 等. 基于排序学习的推荐算法研究综述 %J 软件学报 [J]. 2016, 27(03): 691-713. )
- [2] Zhu Hong-lin. Research and Analysis of Collaborative Filtering Recommendation Algorithm. 2021, 37(06): 51-4 (in Chinese)  
(褚宏林. 协同过滤推荐算法研究分析 %J 福建电脑 [J]. 2021, 37(06): 51-4)
- [3] Li MENGhao, ZHAO Xuejian, YU Yunfeng, et al. Research progress of recommendation Algorithm %J Minicomputer System [J]. 1-14 (in Chinese)  
(李孟浩, 赵学健, 余云峰, et al. 推荐算法研究进展 %J 小型微型计算机系统 [J]. 1-14)
- [4] Liu Hualing, MA Jun, ZHANG Guoxiang. A Review of Content Recommendation Algorithm Based on Deep Learning [J]. Computer Engineering, 2021, 47(07): 1-12 (in Chinese)  
(刘华玲, 马俊, 张国祥. 基于深度学习的内容推荐算法研究综述 %J 计算机工程 [J]. 2021, 47(07): 1-12)
- [5] Wang Junshu, ZHANG Guoming, Hu Bin. Journal of Nanjing Normal University (Engineering & Technology Edition), 2018, 18(04): 33-43 (in Chinese) (王俊淑, 张国明, 胡斌. 基于深度学习的推荐算法研究综述 %J 南京师范大学学报(工程技术版) [J]. 2018, 18(04): 33-43)
- [6] Ma Xinxing, Research on Recommendation Algorithm Based on Auxiliary Information [D]; Heilongjiang University, 2021 (in Chinese)  
(马欣星. 基于辅助信息的推荐算法研究 [D]; 黑龙江大学, 2021)
- [7] Sun haijiao. Research and Application of Sparse Data Recommendation Algorithm [D]; Harbin University of Science and Technology, 2021 (in Chinese)  
(孙海娇. 面向稀疏数据的推荐算法研究与应用 [D]; 哈尔滨理工大学, 2021)
- [8] Gao Fei, Chen Deli, Yan Tao. %J Journal of Anhui University (Natural Science Edition). 1-10 (in Chinese) (高斐, 陈德礼, 严涛. 基

于内容推荐和协同过滤算法实现个性化评估 %J 安徽大学学报(自然科学版) [J]. 1-10)

[9] Liu Chang. Development and Design of Music Recommendation System Based on Attention Mechanism [D]; Harbin University of Science and Technology, 2021 (in Chinese)

(刘畅. 基于注意力机制的音乐推荐系统的开发设计 [D]; 哈尔滨理工大学, 2021)

[10] Huang YAO, DONG Anming, Zhou You, et al. Personalized Film and TELEVISION program Recommendation Algorithm based on Deep Learning and Collaborative Filtering [J]. Computer and Network, 2021, 47(13): 40-1 (in Chinese)

(黄耀, 董安明, 周西, et al. 融合深度学习和协同滤波的个性化影视节目推荐算法 %J 计算机与网络 [J]. 2021, 47(13): 40-1)

[11] Bai Linfeng, ancient perilous peak. Design and implementation of recommendation system based on improved Collaborative Filtering algorithm [J]. Journal of Los Angeles Institute of Technology (Natural Science), 2021, 31(02): 69-73 (in Chinese) (白林锋, 古险峰. 基于改进协同过滤算法的推荐系统设计 with 实现 %J 洛阳理工学院学报(自然科学版) [J]. 2021, 31(02): 69-73)

[12] Yan Wu-yue. Research on Collaborative Filtering Recommendation Algorithm Based on Tag [D]; Harbin University of Science and Technology, 2021 (in Chinese)

(闫五岳. 基于标签的协同过滤推荐算法研究 [D]; 哈尔滨理工大学, 2021)

[13] Gupta Garima and Katarya Rahul. Research on Understanding

the Effect of Deep Learning on User Preferences[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 46(4) : 3247-3286.

[14] Gupta Garima and Katarya Rahul. Research on Understanding the Effect of Deep Learning on User Preferences[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 46(4) : 3247-3286.

[15] Gupta Garima and Katarya Rahul. Research on Understanding the Effect of Deep Learning on User Preferences[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2020, 46(4) : 3247-3286.



**Guo Zhiguo**, born in 2001. undergraduates. School of Information Science and Technology, Beijing Forestry University. His main research interests include Artificial intelligence (ai) and machine learning.

郭志国, 2001年生, 本科生, 主要研究方向为人工智能和机器学习.