



基于深度哈希的相似图片推荐系统： 以Airbnb为例

朱茂然¹, 朱艳鹏², 高松³, 王洪伟¹

1 同济大学 经济与管理学院, 上海 200092

2 上海银行, 上海 200120

3 中国信息安全测评中心, 北京 100085

摘要:与文本和数字类信息相比, 图片信息更直观地展示商品关键要素, 吸引用户的眼球, 传递商品的核心特征。特别是对于在线短租平台, 获取用户的图片偏好、捕捉用户个性化信息、进行基于图片的精准营销具有一定的实际价值, 引起了研究者的广泛兴趣。

综合考虑深度学习的建模和表征能力以及哈希算法的高效检索能力, 构建一个基于深度哈希的相似房源图片推荐框架。完整论述项目框架搭建的全流程: 首先, 在数据采集和预处理中, 采用爬虫技术获取房源图片并进行预处理, 构建房源图片库和图片索引库; 其次, 搭建深度哈希模型, 通过卷积神经网络抽取图片特征, 经过深度哈希模型运行生成图像特征哈希值; 再次, 通过设置损失函数、优化网络参数、优化训练策略和超参数进行模型最优化处理; 最后, 将目标图片生成的图像特征哈希值与图像特征索引库中的图像特征哈希值进行相似性匹配, 并按照相似度高低顺序返回结果。通过对Airbnb纽约地区的数据进行实验评估, 将提出的方法与经典深度哈希模型进行比对, 从用户感知角度进行模型有效性评价。

研究表明, 基于深度哈希的相似图片推荐系统能够有效进行图片解析, 计算图片相似性并排序。与传统方法相比, 综合了图片布局、色彩和色调等深层次信息, 从视觉信息角度返回优质检索结果。同时, 摆脱了人工设计用户画像和抽取用户特征的繁琐步骤, 基于神经网络无监督学习的特点使该推荐系统能够实时捕捉用户视觉偏好信息进行精准营销。

研究结果丰富了个性化推荐领域的研究内容, 提出的框架可用于分析用户的房源偏好信息, 刻画用户画像, 对用户进行精准营销。这既有利于提高平台的用户转化率和整体效益, 也能带给用户更好的消费体验。

关键词:深度学习; 哈希算法; 损失函数; 在线短租平台; 精准营销

中图分类号:F713.365

文献标识码:A

doi:10.3969/j.issn.1672-0334.2020.05.002

文章编号:1672-0334(2020)05-0017-12

收稿日期:2020-02-28 **修返日期:**2020-07-30

基金项目:国家自然科学基金(72001215, 71771177, 71701085); 经济社会应用统计重庆市重点实验室开放基金(KFJJ2019099)

作者简介:朱茂然, 管理学博士, 同济大学经济与管理学院副教授, 研究方向为文本挖掘和IT审计等, 代表性学术成果为“Sustainable strategy for corporate governance based on the sentiment analysis of financial reports with CSR”, 发表在2018年第4期《Financial Innovation》, E-mail: zhumaoran@tongji.edu.cn

朱艳鹏, 上海银行数据开发工程师, 研究方向为客户交易反欺诈和风控模型等, E-mail: zyphfut@foxmail.com

高松, 管理学博士, 中国信息安全测评中心助理研究员, 研究方向为商务智能、自然语言处理和商品比较挖掘等, 代表性学术成果为“Identifying competitors through comparative relation mining of online reviews in the restaurant industry”, 发表在2018年第71卷《International Journal of Hospitality Management》, E-mail: gaosongyouxiang@126.com

王洪伟, 管理学博士, 同济大学经济与管理学院教授, 研究方向为商务智能和情感计算等, 代表性学术成果为“The impact of electronic word-of-mouth: the adoption of online reviews in online communities”, 发表在2012年第21期《International Journal of Advancements in Computing Technology》, E-mail: hwwang@tongji.edu.cn

引言

当前,共享经济借着互联网的东风蓬勃发展,与共享、协作、共赢、可持续发展相关的主题受到广泛重视,共享经济下的在线短租模式也受到学者们的重点关注^[1]。在线短租平台在弱化拥有权的前提下,通过出让使用权改变了传统的经济形态,利用社会上其他人共享出来的资源,为用户旅行和短期居住提供极大的便利^[2]。与淘宝和京东等电商网站不同,在线短租平台中的商品具有明显的同质化,产品均为不同视角下的房间^[3]。用户在浏览网站时,除了查看房源的基本文字介绍,很大程度上受到房源图片的直接影响,因为房间这类体验型商品具有鲜明的个性特征,而图片通过展示房间内部设施和装修风格,进而反映出房主的品味以及房间的舒适度等信息。使用户在浏览房源图片时增强参与感和现场感,这对购买决策具有直接影响^[4-5]。已有研究表明,消费者在进行购物选择时已不仅仅满足于文字信息的阅读,更多的是将注意力集中在商品图片信息的获取上^[6]。

然而,通过实际使用可以发现,现有的在线短租平台虽然能够从价格、地理位置和房源类型等条件为用户推荐房源,但却无法从房源图片的视觉效果上为用户推荐房源。对于在线短租这类体验型商品,视觉因素带来的营销引导非常重要。如很多用户对房间的采光效果好或者房间布局有个性化的偏好,但受平台基于价格、位置和类型的营销方式限制,只能自己逐家查看房源图片或者从商家描述和用户评论中寻找相关信息,这无疑增加了用户的决策成本,降低了平台的营销效率。在一定程度上对用户的体验感受产生负面效果,影响消费决策,甚至放弃在该平台上的消费行为,转向其他平台,这对于平台自身和平台中的商家而言都是极大的损失。针对该问题,基于图片信息的相似性识别和精准推荐对在线短租平台具有重要意义^[7]。

一方面,可以根据用户的浏览记录准确获知用户住宿偏好,帮助用户更轻松得到相似房源信息推荐,节省用户的时间和精力;另一方面,平台也希望在了解用户需求的情况下实现精准推送,通过以图搜图,帮助消费者找到符合偏好的图片^[8-9],从而增加用户黏性,提升平台转化率,实现双赢。因此,本研究的目的是基于用户视觉偏好信息实现精准营销,通过构建一个能识别房源图片内容信息的营销推荐系统,使用户通过提交图片或者让系统识别浏览记录的方式,将符合用户视觉偏好的房源信息按照关联程度的高低展示给用户,方便用户寻找视觉偏好的房源,提高营销决策的效率。在计算机视觉领域,深度学习已经在模式识别、分类和回归等多方面展示出较强的建模和表征能力。因此,综合在线短租平台需要高效率的信息检索能力,将深度学习与哈希算法相结合,构建基于深度哈希的相似图片推荐系统。根据用户已有购买记录或浏览记录中出现的图片信息进行高效率的深度学习,输出基于用

户偏好的相似房源图片,对提高用户购买转化率、提升平台整体收益有重要意义。

1 相关研究评述

1.1 国外研究

通过用户浏览记录和行为捕捉用户特征、构造用户画像在已有研究中已得到充分验证^[10],但绝大多数研究都是通过采集用户评论信息、用户行为和用户收藏等内容构建个性化推荐系统^[11-12],较少涉及分析用户关注的图片信息。

已有研究证实,与文本和数字信息相比,图片信息更显著地影响信息使用者^[13]。OLIVEIRA et al.^[14]发现人们在网上搜索餐厅时,找到食物图片和其他用户生成的有关饭店评论对于消费者决策有重要影响,消费者更倾向于通过用户生成的图片进行消费决策;KARIMI et al.^[15]挖掘影响评论价值的多个要素,发现评论者的个人图像能够显著影响评论价值;PITTMAN et al.^[16]通过实验证实,在社交媒体中图片比文字信息更能增强人与人之间的亲密感,同时减轻个人社交的孤独感。由此可见,图片在影响信息感知、决策和选择方面起重要作用^[17-18]。

近年来,随着共享经济的发展,以爱彼迎(AirBed and Breakfast, Airbnb)为首的在线短租平台引起了研究者浓厚的兴趣,相关研究主要围绕如何促进消费和提升用户体验展开^[2]。实际上,图片信息在餐饮、酒店和景点旅游等体验型商品中也展现了更大的价值^[19]。有研究发现,图片信息能够显著影响在线短租平台中消费者的决策行为^[20]。ERT et al.^[21]通过场景试验,从声誉和信任角度探究消费者在Airbnb网站的决策动机,发现房东声誉并不能直接影响消费者做出购买决策,而Airbnb房源图片能够通过增强用户亲临现场感觉提升用户对在线房源的信任感,进而显著影响消费者决策。该团队在2019年又探究了Airbnb在线照片中显示的视觉特征(如性别)直接或间接地通过吸引力影响用户的信任感^[22]。ZHANG et al.^[23]发现Airbnb平台上经过平台验证的房源拥有比平均水平高9%的预订率,并且与低质量图片相比,高质量图片信息显著增加每年的预订总金额。

用户浏览的房源图片信息对在线短租平台用户的在线消费行为有显著影响,因此,通过提取用户浏览或收藏过的图片进行用户画像,捕捉用户偏好信息,设计个性化推荐方法,对在线短租平台有重要价值^[24]。MEHRABIAN et al.^[25]提出的刺激-机体-响应(stimulus-organism-response, S-O-R)理论模型是从环境心理学角度探讨消费者行为的经典理论,特别是发现了视觉信息对人类认知行为有明显的刺激作用,进而影响其决策能力。用户浏览的房源信息作为一种外在环境刺激,直接影响消费者的认知、态度、反应和情绪状态,导致顾客产生行为或意图反应^[26]。

1.2 中国的研究

近年来,中国也有不少学者研究发现,图片作为

一种可视化信息,对于消费者决策有显著影响。刘蕾等^[27]研究不同类型图文信息组合形式对消费者互动行为和消费者-品牌关系的影响,认为功能型图片展示效果显著影响消费者的购物决策;刁雅静等^[28]基于眼动实验发现,女性对带有图片评论的商品更加关注。此类研究虽然都通过实验证明图片信息的作用,但是讨论的深度较为浅显,只是将评论中是否存在图片作为影响因素,没有对图片自身特征进行研究。此外,有学者选择针对图片信息的数量和顺序特征进行分析。张艳辉等^[29]在构建的在线评论有用性模型中引入包含图片信息的评论数量作为自变量,表明包含图片信息的评论数量越多,在线评论的有用性越高;李中梅等^[30]以移动商务环境下O2O用户为研究对象,通过实证分析发现图片数量能够显著正向影响消费者对在线评论有用性的看法;叶许红等^[31]也认为网购页面中的产品图片对称性和复杂度显著影响用户认知。上述研究虽然围绕图片评论的数量特征和顺序特征进行分析,但都没有涉及图片展示的内容信息,忽视了图片中真正的价值。实际上,信息含量高的图片能显著增加潜在消费者的购买意愿,提升消费者对商品评估的效果^[32]。本研究将在上述分析基础上,充分抽取图片中的内容信息,观察其对用户决策的影响。

已有研究表明,在线短租平台的房源图片对消费者行为意愿产生直接影响^[33]。而中国有关在线短租平台的研究普遍使用评论挖掘、建模分析和消费心理学等方法^[34]探讨图片对消费者决策的影响,却忽视了图片内容可能包含的信息。为此,曹驰^[35]将民宿营销图片引入眼动仪实验中,研究大学生青年房客预订群体在线预订视觉偏好,但是缺乏技术和理论支撑。实际上,如果能通过提取用户相关的图片感知信息构建用户画像,捕捉用户偏好信息,可以降低消费者决策时间,激励消费者浏览更多的商品内容,助力决策^[36]。因此,设计基于图片的个性化推荐方法具有极大的应用价值。当前关于图片推荐系统的研究通过引入深度学习技术,实现图片的实时检索,主要包括基于文本的检索方法和基于内容的图像检索方法两种方式。有研究认为基于文本的检索方法太过于依赖文本信息而忽略了图片自身特征,导致图片内容与文本产生差距,降低了检索质量^[37]。因此,基于内容的图像检索方法成为营销领域的热点之一,其中以结合深度哈希算法改善检索效率的研究最为紧迫^[38]。

综上,图片信息的作用在于降低消费者与商家的信息不对称性,为消费者决策提供重要依据。若图片内容符合消费者的心理预期,消费者会产生点击欲望进一步查看商品,增强营销推荐的效果。然而,当前营销领域对于视觉信息的研究有待深入,特别是有关图片偏好检索和推荐的研究比较匮乏,现有图片推荐系统的检索效率和质量有待提升。为此,本研究以在线短租平台为研究对象,利用深度哈希算法,尝试为在线短租平台设计一个能够识别用

户视觉偏好信息的图片推荐系统,使用户可以通过以图搜图的方式快速找到目标房源,降低用户决策时间,还可以帮助平台根据用户视觉偏好进行精准营销,提升用户忠诚度。

2 基于深度哈希的相似图片推荐系统

通过分析当前图像检索和相似性计算方法,发现基于卷积神经网络的图像检索方法是国外图像检索领域的主流,具有更高的算法效率^[39]。但部分研究认为,深度学习在空间和时间上的资源消耗过大。SALAKHUTDINOV et al.^[40]采用传统的深度学习方法对文档数据进行非线性处理,发现运算模型需要的时间较长,通过语义哈希算法进行优化处理后,模型的运算效率有明显提升;XIA et al.^[41]进一步将深度学习与哈希思想结合,利用二值化的向量表示图像编码,大幅缩减了模型的资源消耗;ZHAO et al.^[42]不仅将哈希函数当做压缩特征向量的方法,又结合surrogate损失函数制定图片的检索排序策略。此外,部分研究利用哈希编码为二进制的离散性,改进了损失函数的优化目标^[43]。

因此,本研究构建基于深度哈希的相似图片推荐系统框架,见图1,包括图片抓取、图片预处理、推荐系统应用逻辑和用于图片处理的深度哈希模型4个部分。

2.1 图片抓取

本研究采用Python语言编写爬虫程序,并利用多线程和分模块的技术增进爬虫效率。首先,采集Airbnb的应用程序编程接口(application programming interface,API),对API中Json格式的数据进行解析;其次,对房源价格、地理位置、建筑结构、使用规则、基本设施、房东信息和是否经过认证等元素进行采集;最后,将所有数据存储至MySQL数据库(关系型数据库管理系统)中。

具体流程分为以下3个步骤:

(1) 选取一个初始统一资源定位器(uniform resource locator,URL)进入Airbnb房源页面,设定一个显示房源区域的经纬度范围,在不同区域范围内进行采集;

(2) 依据谷歌地图提供的API,遍历区域内所有经纬度,去重后采集房源信息的相关数据;

(3) 提取并采集房源图片的URL,生成图片。

数据采集基本流程见图2。

2.2 图片预处理

由于通过爬虫采集到的房源图片大小并不完全一致,为了便于后续应用,需要进行预处理,使图片满足模型输入需要。基本流程如下:

(1) 将所有图片格式调整为jpg格式,图片缩放为32×32大小,保证输入图片为32×32×3形式;

(2) 为了提高图片的对比度效果,利用TensorFlow中的adjust_gamma方法对图片进行gamma校正,参考已有研究的处理标准,将adjust_gamma方法的参数设置为gain取值为1.0,gamma取值为4.0;

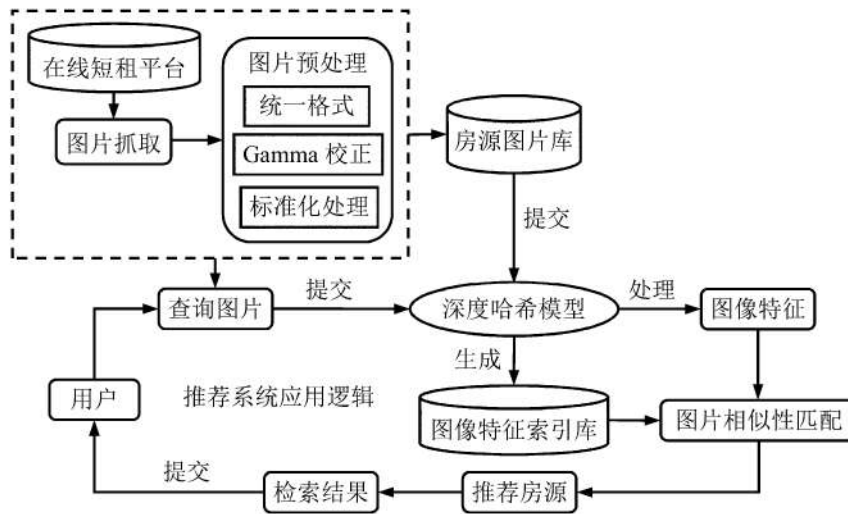


图1 数据集应用深度哈希模型示意图

Figure 1 Schematic Diagram of the Deep Hash Model Applied to the Dataset

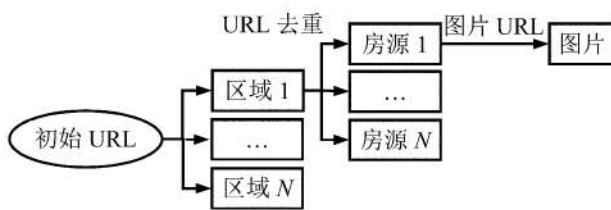


图2 数据采集基本流程

Figure 2 Basic Process of Data Collection

(3) 为了统一图片中各个特征的量纲,提升模型的训练性能,本研究采用TensorFlow自带的per_image_standardization方法对经过gamma校正后的图片进行标准化处理,从而统一量纲。

2.3 推荐系统应用逻辑

本研究构建的图片推荐系统包括前端和后端两部分应用逻辑。前端主要是对外表示层,可以接收用户提交的图片,图片经过后台处理,能够返回检索结果给用户;后端包含图片处理部分、数据存储和调取的数据部分,以及特征相似匹配等逻辑处理部分。系统具体实施流程如下:

(1) 根据用户查询的一张或多张房源图片,分析用户图片偏好,获取高度相关的房源信息。对用户收藏或浏览过的图片进行预处理,以达到深度哈希模型的输入要求。

(2) 遍历在线短租平台图像数据库中所有图片,将这些图片依次经过深度哈希模型处理,生成图像特征类哈希值。在图像特征索引数据库中建立以图片-图像特征类哈希值-图像特征类哈希值索引一一对应的索引内容,最终形成一个覆盖全部图像数据集的索引库。

(3) 将用户查询的图片进行深度哈希模型处理。首先,通过卷积神经网络抽取图片特征,经过深度哈

希模型运行生成图像特征哈希值;其次,将生成的图像特征哈希值与图像特征索引库中的图像特征哈希值进行相似性匹配,计算相似度并按照相似度高低顺序返回结果;最后,利用索引快速定位,找出图像特征哈希值对应的房源图片,将相关房源信息作为检索结果返回给用户。

2.4 用于图片处理的深度哈希模型

2.4.1 深度学习结构

本研究对图片的处理涉及深度学习。深度学习源于对神经网络的研究,通过组合低层特征形成更抽象的高层属性类别,用于发现数据的分布式特征表示^[44]。深度学习模型的基本结构由卷积层和池化层构成。为了增加整体的处理能力,卷积池化后通过激活函数增加模型的非线性^[45]。常见的激活函数包括sigmoid激活函数、Tanh激活函数、Relu激活函数和softmax激活函数。本研究采用Relu激活函数进行非线性处理,该函数实质上是一个分段函数,数学形式为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (1)$$

其中, x 为输入值, $f(x)$ 为函数。对于 $f(x)$ 来说,当 $x < 0$ 时, $f(x) = 0$;当 $x \geq 0$ 时, $f(x) = x$ 。Relu函数的一个显著特点是当输入值为正时,输入值等于输出值,其他条件下输出值为0。与sigmoid和Tanh两个激活函数相比,Relu激活函数进行反向传播时能极大地提高收敛速度,减少神经网络学习时间。

本研究还采用批标准化处理方法,在卷积操作后,先进行批标准化,再进行激活。采用批标准化是为了加快神经网络模型的运行速度,同时可以降低正则化参数等超参数对模型准确率的影响。需要注意的是,卷积池化部分的每一层都要进行批标准化,如果不进行此项操作,每层经过卷积池化处理后的输出样本会发生变化,其误差层层传递,导致最终输出层的结果产生较大偏差。

表1 深度学习模型结构
Table 1 Structure of Deep Learning Model

处理层	卷积层					全连接层		
	$Conv_1$	$Conv_2$	$Conv_3$	$Conv_4$	$Conv_5$	FC_6	FC_7	Hash
卷积操作	$64 \times 3 \times 3$	$64 \times 3 \times 3$	$64 \times 3 \times 3$	$32 \times 3 \times 3$	$32 \times 3 \times 3$			
池化操作	最大化	最大化	最大化	最大化	最大化			
批标准化	是	是	是	是	是	是	是	是
激活函数	Relu	Relu	Relu	Relu	Relu	Relu	Relu	Tanh

因此,本研究的神经网络卷积池化部分主要包括5个卷积池化组成的单元,即 $Conv_1$ 、 $Conv_2$ 、 $Conv_3$ 、 $Conv_4$ 和 $Conv_5$,每个单元包括卷积操作、池化操作、批标准化和激活函数,见表1深度学习模型结构。在卷积操作中,各单元的卷积核均采用 3×3 模式进行设置。而池化操作本质上是对卷积后的特征进行强化,保留核心信息。可选取的方法主要分为平均池化和最大池化方法,平均池化是对相邻域内特征点取平均值,能够保留图片的背景信息;最大池化则是选取特征点中的最大值,即图片中的纹理等较为明显的信息。本研究选用最大池化方法,力求获得图片中布局和颜色等较为明显的要素。综上,每个单元中的具体处理方法为:①卷积操作:使用 3×3 的卷积核;②池化操作:池化方式选用最大池化法;③批标准化:每个单元均在激活函数前加入批标准化处理;④激活函数:采用Relu激活函数。此外,由于较深的神经网络更能反映出图片中的语义信息,本研究设计3层全连接层,即 FC_6 、 FC_7 、Hash,前两层 FC_6 和 FC_7 为默认设置,最后一层Hash则采用Tanh激活函数,输出的是类哈希二值化特征,即 $-1 \sim 1$ 的二值化效果。

2.4.2 损失函数设置

本研究使用二元损失函数对深度哈希模型进行优化。损失函数可以根据前向传播算法最终计算出的损失函数值反映训练误差的大小,同时也是反向传播的起点,通过损失函数进行反向参数更新,最终得到更能拟合训练集数据的优化模型。本研究采用的损失函数为

$$L1 = t \| h_1 - h_2 \|_2^2 + (1-t) \max(n - \| h_1 - h_2 \|_2, 0) + \alpha (\| |h_1| - 1 \|_2^2 + \| |h_2| - 1 \|_2^2) \quad (2)$$

其中, $L1$ 为损失函数; t 为标签;定义输入的成对图片分别为1和2, h_1 为第1张图片经过深度哈希模型处理后的类哈希值, h_2 为第2张图片经过深度哈希模型处理后的类哈希值; n 为损失函数的阈值; α 为正则化参数的权重。本研究充分利用标签定义功能,将数据集中归为一类的图片定义为相似,标签标记为1,反之标记为0。

本研究在LIU et al.^[46]提出的二元损失函数基础上进行优化,提出一个端到端的深度学习模型。因

此,损失函数的设置除了要体现查询图片与数据库中图片之间的相似性和差异性,还要进行反向传播并更新模型参数。结合上文提到的深度学习模型结构,本研究采用损失函数将每个图片生成类哈希二值化输出结果,再进行两两比对。损失函数设置为结合标签的二元损失函数,成对图片的相似性是通过哈希算法进行距离计算的,一般将哈希值视为对原始信息的编码,然后将编码映射到空间中,通过判断不同哈希值的相似性和差异性计算两者在空间中的距离,本研究采用欧氏距离计算这个差值。

在神经网络实际训练中,每组成对图片都是从训练集中随机选择,损失函数可以看作是选择的成对图片的一次训练的损失,而成本函数为所有损失函数的总和,数学形式为

$$L2 = \sum_{i=1}^I \left[\frac{1}{2} t_i \| h_{i,1} - h_{i,2} \|_2^2 + \frac{1}{2} (1-t_i) \max(n - \| h_{i,1} - h_{i,2} \|_2, 0) + \alpha (\| |h_{i,1}| - 1 \|_2^2 + \| |h_{i,2}| - 1 \|_2^2) \right] \quad (3)$$

其中, $L2$ 为成本函数, i 为随机选择图片的次数, I 为随机选择的总次数, t_i 为第 i 次随机选择图片对应的标签, $h_{i,1}$ 为第 i 次随机选择图片中的第1张图片经过深度哈希模型处理后的类哈希值, $h_{i,2}$ 为第 i 次随机选择图片中的第2张图片经过深度哈希模型处理后的类哈希值。为了防止海量图片作为输入数据可能引发的过拟合问题,一是在损失函数中加入正则化参数,通过限制参数使深度哈希模型在训练集上的拟合效果更好;二是构建成本函数进行优化。采用成本函数主要考虑到训练效果,虽然 $L2$ 参数正则化比 $L1$ 参数正则化计算成本略微增加,但本研究通过实验发现 $L2$ 参数正则化不会产生过多的稀疏解,能够有效限制参数的扩大化倾向。

另外,当从损失函数开始反向传播算法求梯度时,由于Tanh激活函数二值化输出在 $-1 \sim 1$ 之间,若最后的输出值梯度求导为0,容易造成梯度消失问题。为了避免该类问题,本研究改进了LIU et al.^[46]设计的分段函数思想,设计 $\theta(x)$ 函数,即

$$\frac{\partial \alpha (\| |h_{i,1}| - 1 \|_2^2 + \| |h_{i,2}| - 1 \|_2^2)}{\partial b_{i,j}} = \alpha \theta(b_{i,j}) \quad (4)$$

其中, j 为成对图片中图片的编号, $j \in \{1, 2\}$; $b_{i,j}$ 为反向传播算法求梯度时计算出的值, 有

$$\theta(b_{i,j}) = \begin{cases} 10, & -1 \leq b_{i,j} \leq 0 \text{ 或 } b_{i,j} \geq 1 \\ -10, & \text{其他} \end{cases}$$

由于损失函数是反向传播算法的起点, 根据抽取的随机成对图片, 本研究进行小批量随机梯度下降学习。观察正则化求导部分, 即 $\alpha(\| |h_{i,1}| - 1 \|_2^2 + \| |h_{i,2}| - 1 \|_2^2)$ 的权重 α 如何影响正则化。利用 (3) 式和 (4) 式可以使梯度求导后保持在 10 或 -10, 避免直接求导为 0 造成的梯度消失问题, 并加快反向传播梯度下降速度。

2.4.3 模型优化设置

整体模型优化分为网络结构参数优化、训练策略优化、超参数优化3个部分。

网络结构参数优化在上文已经提及, 即①卷积部分主要优化是使用两个 3×3 的卷积核代替一个 5×5 的卷积核, 加快运行效率; ②池化部分都采用最大池化法提取图片中的要素, 能够以最小代价提取语义和视觉信息; ③在此基础上, 加深隐藏层的层数能更好地理解图片; ④在所有的卷积池化层和最后一个全连接层外应用 Relu 激活函数; ⑤通过批标准化层的应用有效提升模型学习效率。

在训练策略优化上, 本研究选用小批量梯度下降的训练策略。常见的梯度学习策略包括批量梯度下降、随机梯度下降、小批量梯度下降3种策略, ①批量梯度下降是将所有样本作为输入进行训练和参数更新, 但该策略需要一次读入所有样本, 容易消耗大量的存储空间, 并且耗费大量时间运行; ②随机梯度下降则是每次仅读入一个样本进行训练和参数更新, 梯度下降速度较快, 但若样本选择不好, 很难达到梯度下降的最优解; ③小批量梯度下降则是兼具上述两者的特点, 每次选取小批量样本输入并训练更新, 梯度下降速度也较快。

对于模型超参数的优化, 如学习率等超参数, 本研究采用实验调参的方法。结合已有研究中深度学习调参结果, 设置一系列参数对比运行, 根据最优实验结果确定超参数。

3 实例验证

3.1 数据来源

本研究选取的数据实例为全球民宿短租公寓预订平台 Airbnb, 作为一家联系旅游人士和家有空房出租的房主的服务型网站, 可以为消费者提供多样的住宿信息, 它是共享经济领域最具有代表性的企业之一, 在超过 220 个国家、10 万多城市中上线了 700 多万套房源, 累计超过 5 亿人次获得过体验。根据权威互联网流量排行网站 Alexa 的统计数据, 截至 2018 年 12 月, Airbnb 在全球互联网流量排行榜和美国互联网流量排行榜中分别位居第 269 位和第 70 位, 均为同类网站第一。表 2 给出 Airbnb 访问来源统计, 可以看出访问量较大的几个国家提供了 Airbnb 平台上绝大部分房源。

表 2 Airbnb 访问来源统计
Table 2 Statistics of Airbnb's Visit Source

国家	访问占比/%	在该国排名	同地同类网站排名
美国	62.5	70	1
法国	1.6	621	1
德国	1.8	572	1
日本	2.6	901	1
中国	3.2	1 188	3

注: 中国的数据为中国大陆的数据。

用户在浏览 Airbnb 网站时, 主要基于地理位置进行查找, 展示结果结构清晰。图 3 为 Airbnb 上的房源示意图, 展示了一个典型用户正在浏览同一地理位置上的房源。网站呈现的房源信息中, 图片占据较大篇幅, 给予用户最大视觉冲击, 传递主要的房源特征。

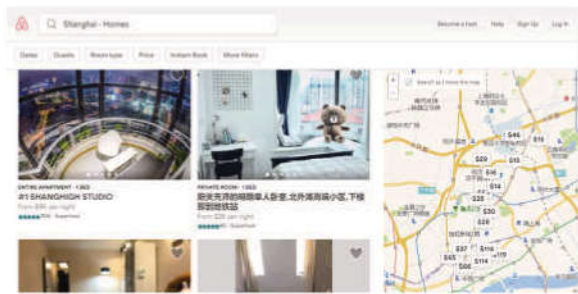


图 3 Airbnb 房源示意图
Figure 3 Schematic Diagram of Airbnb Housing Resource

本研究选择美国纽约地区作为研究对象, 主要考虑纽约地区是 Airbnb 较早开拓的市场, 属于全球各大城市中房源最多和旅游热门地。同时, 纽约地区的房源基本都是个人用户提供, 图片质量较高, 能够避免不同房源图片质量差异较大的问题。此外, 在房源类型上, 纽约地区拥有 4 万套房源, 涵盖从一居室公寓到别墅等不同类型, 房源内部装修风格丰富, 充足的房源类型和风格可以为模型提供丰富的实验数据。

3.2 数据描述

截至 2019 年 12 月, 根据 Airbnb 官方公布数据, 纽约地区共有 4 万余套房源。通过编译好的 Python 程序进行爬虫, 共收集 4 万余条房源信息。由于部分房源存在缺失图片、图片模糊不清、图片上传不完整等问题, 经筛选, 最终采集到有效房源照片 38 495 张, 本研究收集的房源数据基本覆盖整个纽约地区。初步分析数据, 房源分布于纽约曼哈顿区、皇后区、布鲁克林区、布朗克斯区和斯塔滕岛区 5 个行政区。由于地理位置和房屋类型的不同, 导致房源价格呈现较大差异。图 4 给出纽约市各区 Airbnb 房源数量, 可以看

出各区房源分布数量与本区经济实力高度相关。房源数量最多的曼哈顿区是美国乃至世界的金融中心,承载着巨大的人口流量;布鲁克林区则是纽约最大人口行政区,贡献了丰富的房源;其他3个区与上述两区差异明显,缺乏核心商务区,导致房源数量也相对较少。

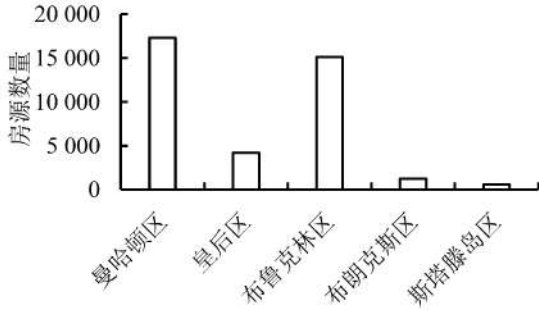


图4 纽约市各区Airbnb房源数量
Figure 4 Number of Airbnb Housing Resource by Districts in New York City

图5给出纽约市各区房源平均价格,不同于房源数目之间的显著差别,纽约各区房源平均价格差异较小。人口众多的曼哈顿区和布鲁克林区平均房价较高,布朗克斯区平均房价在各区中最低。

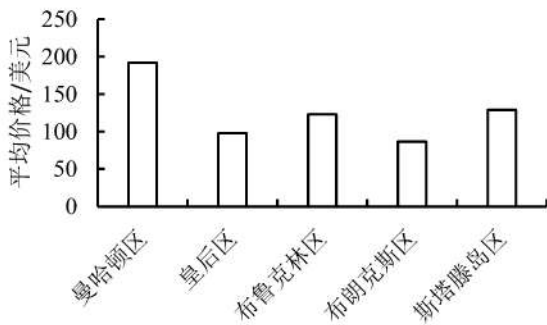


图5 纽约市各区Airbnb房源平均价格
Figure 5 Average Price of Airbnb Housing Resource by Districts in New York City

图6给出Airbnb房源类型分布图。在纽约地区,Airbnb的主力房源为公寓,与之类似的阁楼式公寓和共管式公寓也占有一定比重,而在中西部地区较为

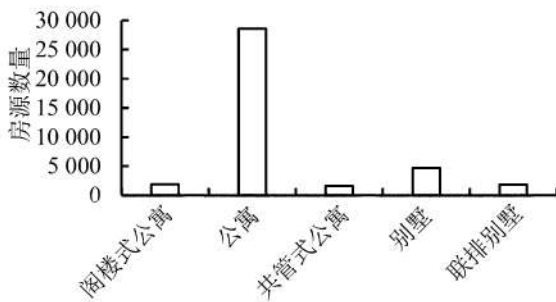


图6 纽约市Airbnb房源类型分布图
Figure 6 Distribution of Different Types of Airbnb Housing Resource in New York City

常见的别墅和联排别墅房源供给比较紧缺,这也与纽约作为国际化大都市人多地少、资源稀缺的现状相一致。

3.3 基于深度哈希的在线短租平台推荐系统

对采集到的图片数据进行类别分析,图片主要分为3个类别:第1类是以卧室展示为主的图片,信息较为单一,主要突出卧室中的床铺和床头饰品,此类房源定位于“提供舒适的睡眠”这一核心需求;第2类图片是以客厅或者卧室整体轮廓为主,主要体现房源的内部装修风格和整体布局,此类房源展现了房间的整体风格;第3类则是房源所在建筑的整体全貌,如整幢建筑外观,能在一定程度上反映房源所处的环境和区位等特点,此类房源主要展示房源的外在整体环境。上述3类图片侧重点略有不同,但都从不同角度体现房源特点,见图7。



图7 Airbnb 3类房源图片示意图
Figure 7 Schematic Diagram of Three Types of Airbnb Housing Resource

由于通过爬虫采集的Airbnb房源图片大小有所差异,不能满足深度哈希模型的输入要求。首先,需要根据2.2的步骤对图片进行预处理;其次,将处理后的图片整理合并组成Airbnb房源图片数据库;再次,将用户浏览过的图片作为查询图片,通过图像检索得到与查询图片风格相似的图片;最后,根据相似性高低进行排序,作为对用户的推荐结果。具体步骤是:①根据前文提出的框架,依次遍历Airbnb房源图片数据库中的图片;②将所有图片经过深度哈希模型处理,生成房源图像特征类哈希值,并建立索引库;③将用户浏览过的房源图片作为查询图片,通过深度哈希模型处理生成图像特征类哈希值;④将查询图片的图像特征类哈希值与索引库中的数值进行相似性匹配,按照相似性高低进行排序,并输出检索结果。

下面随机选取用户浏览过的3张房源图片作为查询图片,依据上述流程运行,得到相似度较高的3个图片检索结果,示例见图8,左侧为查询图片,右侧为检索结果。

图8的结果直观体现了本研究提出的基于深度

查询图片	检索结果:与查询图片具有高相似度的前3张图片			
				
				
				

图8 应用深度哈希模型的 Airbnb 房源检索效果图

Figure 8 Results for Retrievaling Airbnb Housing Resource by Using Deep Hash Model

方法	查询图片	检索结果:与查询图片具有高相似度的前3张图片			
DNNH 算法					
本研究 模型					

图9 与DNNH算法效果对比图

Figure 9 Comparison Chart with DNNH Algorithm

哈希的相似图片推荐系统的能力。以第1行为例,本研究选取的查询图片为包含双人床的卧室,色调整体比较鲜明,风格比较温馨。观察检索结果可以发现,无一例外都是包含双人床的卧室。此外,还有相似的房间壁画、房间布局和颜色搭配等。从视觉角度看,床上棉被色泽鲜艳,整体偏暖色调,与查询图片风格高度相似。同理,第2行和第3行的检索结果也呈现出相似的信息,如喜欢有床的查询图片,检索结果也都包含床这一物体,同时兼顾到床的颜色等视觉信息。对于重视建筑外观的查询图片,检索结果兼具语义信息和视觉信息。

3.4 模型比较和评价

为了证明本方法的有效性,本研究参考经典深度哈希(deep neural network Hashing, DNNH)算法,对同一查询图片进行处理,返回与查询图片具有高相似度的前3张图片作为检索结果,见图9。经过对比可以

看出,在采用DNNH算法的检索结果中,展示了房源卧室的床、被和画等基本元素,但是缺少色彩、风格和布局等要素的展示。本研究提出的方法则综合了基本元素以及图片色彩、风格和布局等要素,更加全面。

本研究随机选取纽约曼哈顿区同位置、同价位的3组公寓房源图片作为目标房源,利用DNNH算法和本研究模型分别进行检索,将两个模型反馈的与查询图片具有高相似度的前3张图片作为检索结果,并以Airbnb静态页面形式进行展示,配有“预定”按钮作为选择结果。征集50名本科学学生对10组数据的检索结果进行选择,让他们通过阅读房源信息和图片,分别做出预定与否的决策,进而计算推荐房源图片的转化率作为吸引力的判断。分别对每组查询图片的两种算法检索结果进行统计,并计算平均转化率,对比结果见表3。由表3可知,本研究提出的算法

推荐效果明显优于DNNH模型,平均转化率达到50.4%,说明推荐图片的吸引力更强。同时,分析每组按照图片相似度高低排序的推荐房源转化率,与目标房源相似度越高的推荐房源,越容易获得用户的青睐,其“预定”该房源的可能性相对较高。

表3 两种算法的推荐效果对比
Table 3 Comparison of Recommendation
the Effect between Two Algorithms

实验组		转化率/%	
		DNNH	本研究模型
第1组	推荐房源1	64	64
	推荐房源2	34	52
	推荐房源3	18	44
第2组	推荐房源1	56	60
	推荐房源2	38	48
	推荐房源3	40	42
第3组	推荐房源1	54	58
	推荐房源2	30	54
	推荐房源3	20	32
平均转化率		39.3	50.4

本研究针对在线短租平台提出的基于深度哈希的相似图片推荐系统,运用房源图片进行用户个性化推荐或提高信息检索效果等,具有一定的实用价值。与DNNH进行对比,本研究提出的方法综合了DNNH算法识别的基本元素以及布局和色彩算法等要素,取得了更好的推荐效果,提升了平台的推荐性能。个性化推荐能够增强消费者的认知能力,使其更倾向主导产品,进而减少产品转换的概率,从而提高决策质量^[34]。结合理性行为理论,本研究提出的图片推荐系统能根据用户的视觉偏好图片返回最相似的图片,为消费者的理性决策提供客观支持,增强消费者决策的信心,并吸引消费者点击。

4 结论

4.1 研究结果

基于深度哈希的相似图片推荐系统能够有效利用商品图片进行信息挖掘、提取和分析。一方面提升了平台的整体推荐性能和效率,另一方面抓住了用户的视觉特征,更加准确地满足用户需求。本研究提出的框架完善了传统推荐系统的特征维度,为互联网平台的商品检索方式提供了另外一种思路。主要研究结果如下。

(1)基于深度哈希的相似图片推荐系统运用房源图片进行消费者个性化推荐或提高信息检索效果,摆脱人工设计用户画像和抽取用户特征的繁琐步骤,通过神经网络无监督学习的特点使该系统能够自动识别消费者的房源偏好;

(2)本研究将深度学习与哈希算法结合,即将模型经过卷积神经网络处理后的特征值进行类哈希二值化输出,并通过设置损失函数、优化网络参数、优化训练策略和超参数进行模型最优化处理,显著提升相似图片的识别精度;

(3)本研究设计的框架主要针对在线短租平台,提供了一种基于消费者图片偏好进行商品推荐的营销思路,提高了购买推荐房源的转化率和平台的吸引力,帮助偏好图片的用户提高决策能力。同时,本研究发现消费者倾向于选择与自身偏好高度相关的房源信息,为在线短租平台的推荐策略提供了参考。

4.2 研究意义和启示

本研究的主要意义在于对消费者决策中视觉因素的关注,并为此设计出基于深度哈希技术的图片个性化推荐系统,该系统能够识别图片信息中的色彩、风格和布局等信息,从而为消费者提供基于商品视觉信息的商品排序,为消费者浏览和购买商品提供新的检索方式和营销手段。

在线短租平台是以先进的信息技术为支撑的,强调人的参与性和互动性,是有效连接供需资源的新型信息中介,实现房源的精准营销。传统的营销思路主要是结合房源价格、房屋面积和地理位置等固有属性进行模型设计,本研究提出的方法借助深度学习技术挖掘出图片内容中的一些隐藏特征,利用消费者的房源偏好刻画用户画像,进而对消费者进行群体划分,为实现精准营销提供基于消费者图片偏好的技术支撑。对于提供房源的商家,引入房源图片的个性化推荐系统,帮助商家寻找潜在客户,提高消费者线上线下的转化率,在一定程度上降低商家的营销推广成本。对于消费者,使用高效率的相似图片推荐系统能为消费者决策提供更好的辅助支持,大大节省决策时间,降低消费过程中存在的风险,有效作出消费决策。

本研究结果具有很好的推广价值,特别是在电子商务领域。帮助消费者在选择商品时通过视觉信息的展示辅助进行决策,如消费者在电商网站购买服装和装饰品等视觉类产品时,平台可以有效利用本研究的框架提升推荐效果和购买转化率。此外,本研究提出的方法增加了图像检索技术的效率和准确性,帮助电商网站提高检索效率和APP中“以图搜图”等工具的有效性。

本研究结果对营销领域的研究和实际营销工作有一定的启示。首先,本研究通过发现图片的各种隐藏特征,提示研究者在分析决策行为时,不仅应关注传统的价格和渠道等信息,也应关注视觉信息对消费者产生的直接影响,这丰富了视觉感知影响消费者决策的理论^[47];其次,电商平台应重视商品图

片的展示质量,在对消费者进行人物画像实施精准推荐时,不仅需结合客户特征和交易信息等结构化数据,更要充分利用图像这种非结构化数据中的关键信息,进一步提高营销推荐的准确性和有效性;最后,图片是展示商品的重要途径,在提升营销效率方面,商家应积极披露图片关键信息,展示核心卖点,减少自身与消费者之间的信息不对称性。

4.3 研究局限和展望

本研究存在一些不足之处需要在今后的研究中继续改进。①在模型的优化上缺乏实验,在不同的场景中参数可能有所变化,未来可以通过研究深度哈希模型处理图像的内在机理进行更好地模型优化;②由于实验场景单一,实验选取样本数量有限,对产品类型选择等存在局限,后续可通过增加场景,或者在同类及不同产品中进行对比,增强研究结论的鲁棒性;③本研究没有对Airbnb图像数据集进行标注,未来通过对图像数据集进行标注,可以获得图片相似性和差异性标签,进一步提高模型的处理效果;④本研究提出的推荐系统并未投入到实际使用中,未来可通过将该推荐系统部署到网站上,对用户的实际使用情况进行研究,进一步分析该推荐系统能否为网站提高点击率或者提高用户的购买欲望。

参考文献:

- [1] HAMARI J, SJÖKLINT M, UKKONEN A. The sharing economy: why people participate in collaborative consumption. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 2016, 67(9):2047-2059.
- [2] ZERVAS G, PROSERPIO D, BYERS J W. The rise of the sharing economy: estimating the impact of Airbnb on the hotel industry. *Journal of Marketing Research*, 2017, 54(5):687-705.
- [3] OSKAM J, BOSWIJK A. Airbnb: the future of networked hospitality businesses. *Journal of Tourism Futures*, 2016, 2(1):22-42.
- [4] WU Y C J, CHANG W H, YUAN C H. Do Facebook profile pictures reflect user's personality?. *Computers in Human Behavior*, 2015, 51:880-889.
- [5] BENTE G, BAPTIST O, LEUSCHER H. To buy or not to buy: influence of seller photos and reputation on buyer trust and purchase behavior. *International Journal of Human-Computer Studies*, 2012, 70(1):1-13.
- [6] CAO P, MEISTER S, KLANTE O. How social media influence apparel purchasing behavior. *Marketing Review St. Gallen*, 2014, 31(6):77-86.
- [7] NEIDHARDT J, SEYFANG L, SCHUSTER R, et al. A picture-based approach to recommender systems. *Information Technology & Tourism*, 2015, 15(1):49-69.
- [8] JU Y, BACK K J, CHOI Y, et al. Exploring Airbnb service quality attributes and their asymmetric effects on customer satisfaction. *International Journal of Hospitality Management*, 2019, 77:342-352.
- [9] ZHANG L, YAN Q, ZHANG L H. A computational framework for understanding antecedents of guests' perceived trust towards hosts on Airbnb. *Decision Support Systems*, 2018, 115:105-116.
- [10] HU J M. E-commerce big data computing platform system based on distributed computing logistics information. *Cluster Computing*, 2019, 22:13693-13702.
- [11] GAO S, TANG O, WANG H W, et al. Identifying competitors through comparative relation mining of online reviews in the restaurant industry. *International Journal of Hospitality Management*, 2018, 71:19-32.
- [12] ZHENG J X, WANG S, LI D Y, et al. Personalized recommendation based on hierarchical interest overlapping community. *Information Sciences*, 2019, 479:55-75.
- [13] ZHAO P P, XU X F, LIU Y C, et al. Photo2trip: exploiting visual contents in geo-tagged photos for personalized tour recommendation // *Proceedings of the 25th ACM International Conference on Multimedia*. Mountain View, CA, 2017:916-924.
- [14] OLIVEIRA B, CASAIS B. The importance of user-generated photos in restaurant selection. *Journal of Hospitality and Tourism Technology*, 2019, 10(1):2-14.
- [15] KARIMI S, WANG F. Online review helpfulness: impact of reviewer profile image. *Decision Support Systems*, 2017, 96:39-48.
- [16] PITTMAN M, REICH B. Social media and loneliness: why an Instagram picture may be worth more than a thousand Twitter words. *Computers in Human Behavior*, 2016, 62:155-167.
- [17] JANKOWSKI J, BRÓDKA P, HAMARI J. A picture is worth a thousand words: an empirical study on the influence of content visibility on diffusion processes within a virtual world. *Behaviour & Information Technology*, 2016, 35(11):926-945.
- [18] JOHNSTON C, DAVIS W E. Motivating exercise through social media: is a picture always worth a thousand words?. *Psychology of Sport and Exercise*, 2019, 41:119-126.
- [19] MAO Z X, LYU J Y. Why travelers use Airbnb again? An integrative approach to understanding travelers' repurchase intention. *International Journal of Contemporary Hospitality Management*, 2017, 29(9):2464-2482.
- [20] LUAN J, YAO Z, ZHAO F T, et al. Search product and experience product online reviews: an eye-tracking study on consumers' review search behavior. *Computers in Human Behavior*, 2016, 65:420-430.
- [21] ERT E, FLEISCHER A, MAGEN N. Trust and reputation in the sharing economy: the role of personal photos in Airbnb. *Tourism Management*, 2016, 55:62-73.
- [22] ERT E, FLEISCHER A. What do Airbnb hosts reveal by posting photographs online and how does it affect their perceived trustworthiness?. *Psychology & Marketing*, 2020, 37(5):630-640.
- [23] ZHANG S Y, LEE D, SINGH P V, et al. How much is an image worth? An empirical analysis of property's image aesthetic quality on demand at Airbnb // *Crowdsourcing, Crowdfunding, Blockchain and the Sharing Economy*. Dublin, 2016:1-20.
- [24] WU H, CHEN J, CAVUSOGLU M, et al. The impacts of host photos on consumer purchase probability in P2P short-term

- rental platform: mediating effect of initial trust. *Advances in Hospitality and Tourism Research*, 2019, 7(1): 137–158.
- [25] MEHRABIAN A, RUSSELL J A. *An approach to environmental psychology*. Cambridge: MIT Press, 1974: 32–98.
- [26] KAMBOJ S, SARMAH B, GUPTA S, et al. Examining branding co-creation in brand communities on social media: applying the paradigm of stimulus-organism-response. *International Journal of Information Management*, 2018, 39: 169–185.
- [27] 刘蕾, 于春玲, 赵平. 图文信息对消费者互动行为及品牌关系的影响. *管理科学*, 2018, 31(1): 90–100.
LIU Lei, YU Chunling, ZHAO Ping. Impact of picture-word information on consumer engagement behavior and consumer-brand relationship. *Journal of Management Science*, 2018, 31(1): 90–100.
- [28] 刁雅静, 何有世, 王念新, 等. 商品类型对消费者评论认知的影响: 基于眼动实验. *管理科学*, 2017, 30(5): 3–16.
DIAO Yajing, HE Youshi, WANG Nianxin, et al. How the product type influences consumer cognition about online review: an eye-tracking experiment. *Journal of Management Science*, 2017, 30(5): 3–16.
- [29] 张艳辉, 李宗伟, 赵诣成. 基于淘宝网评论数据的信息质量对在线评论有用性的影响. *管理学报*, 2017, 14(1): 77–85.
ZHANG Yanhui, LI Zongwei, ZHAO Yicheng. How the information quality affects the online review usefulness? An empirical analysis based on Taobao review data. *Chinese Journal of Management*, 2017, 14(1): 77–85.
- [30] 李中梅, 张向前, 郭顺利. 移动商务环境下O2O用户在线评论有用性影响因素研究. *情报科学*, 2017, 35(2): 130–137.
LI Zhongmei, ZHANG Xiangxian, GUO Shunli. A study of the factors' analysis of O2O users' online useful reviews in the mobile business environment. *Information Science*, 2017, 35(2): 130–137.
- [31] 叶许红, 韩芳芳, 翁挺婷. 网购平台产品图片视觉特征的影响作用研究. *管理工程学报*, 2019, 33(2): 84–91.
YE Xuhong, HAN Fangfang, WENG Tingting. The effects of product pictures' visual features in the context of online purchasing. *Journal of Industrial Engineering and Engineering Management*, 2019, 33(2): 84–91.
- [32] 黄静, 郭昱琅, 熊小明, 等. 在线图片呈现顺序对消费者购买意愿的影响研究: 基于信息处理模式视角. *营销科学学报*, 2016, 12(1): 51–69.
HUANG Jing, GUO Yulang, XIONG Xiaoming, et al. Impact of online picture presentation order on consumers' purchase intention: from the perspective of information processing mode. *Journal of Marketing Science*, 2016, 12(1): 51–69.
- [33] 吴江, 靳萌萌. 在线短租房源图片对消费者行为意愿的影响. *数据分析与知识发现*, 2017, 1(12): 10–20.
WU Jiang, JIN Mengmeng. Online room listing photos affect consumer's intentions. *Data Analysis and Knowledge Discovery*, 2017, 1(12): 10–20.
- [34] 姚凯, 涂平, 陈宇新, 等. 基于多源大数据的个性化推荐系统效果研究. *管理科学*, 2018, 31(5): 3–15.
YAO Kai, TU Ping, CHEN Yuxin, et al. Research on the effectiveness of personalized recommender system based on multi-source big data. *Journal of Management Science*, 2018, 31(5): 3–15.
- [35] 曹驰. 共享经济语境下在线民宿消费者视觉偏好与满意度研究. 重庆: 重庆理工大学, 2018: 17–39.
CAO Chi. *Research on the visual preference and satisfaction of online homestay consumers in the shared economic context*. Chongqing: Chongqing University of Technology, 2018: 17–39.
- [36] 彭天强, 栗芳. 基于深度卷积神经网络和二进制哈希学习的图像检索方法. *电子与信息学报*, 2016, 38(8): 2068–2075.
PENG Tianqiang, LI Fang. Image retrieval based on deep convolutional neural networks and binary Hashing learning. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(8): 2068–2075.
- [37] 欧新宇, 伍嘉, 朱恒, 等. 基于深度自学习的图像哈希检索方法. *计算机工程与科学*, 2015, 37(12): 2386–2392.
OU Xinyu, WU Jia, ZHU Heng, et al. Image Hashing retrieval method based on deep self-learning. *Computer Engineering & Science*, 2015, 37(12): 2386–2392.
- [38] MEMON I, CHEN L, MAJID A, et al. Travel recommendation using geo-tagged photos in social media for tourist. *Wireless Personal Communications*, 2015, 80(4): 1347–1362.
- [39] QAYYUM A, ANWAR S M, AWAIS M, et al. Medical image retrieval using deep convolutional neural network. *Neurocomputing*, 2017, 266: 8–20.
- [40] SALAKHUTDINOV R, HINTON G. Semantic Hashing. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2009, 50(7): 969–978.
- [41] XIA R K, PAN Y, LAI H J, et al. Supervised Hashing for image retrieval via image representation learning // *28th AAAI Conference on Artificial Intelligence*. Quebec City, Canada, 2014: 2156–2162.
- [42] ZHAO F, HUANG Y Z, WANG L, et al. Deep semantic ranking based Hashing for multi-label image retrieval // *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Boston, MA, 2015: 1556–1564.
- [43] WANG H Q, LI S, SONG L Y, et al. A novel convolutional neural network based fault recognition method via image fusion of multi-vibration-signals. *Computers in Industry*, 2019, 105: 182–190.
- [44] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning. *Nature*, 2015, 521: 436–444.
- [45] SUN M L, SONG Z J, JIANG X H, et al. Learning pooling for convolutional neural network. *Neurocomputing*, 2017, 224: 96–104.
- [46] LIU H M, WANG R P, SHAN S G, et al. Deep supervised Hashing for fast image retrieval // *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Seattle, WA, 2016: 2064–2072.
- [47] ZHOU Y H, LU S S, DING M. Contour-as-face framework: a method to preserve privacy and perception. *Journal of Marketing Research*, 2020, 57(4): 617–639.

Similar Picture Recommendation System Based on Deep Hashing : Evidence from the Airbnb Platform

ZHU Maoran¹, ZHU Yanpeng², GAO Song³, WANG Hongwei¹

1 School of Economics and Management, Tongji University, Shanghai 200092, China

2 Shanghai Bank, Shanghai 200120, China

3 China Information Technology Security Evaluation Center, Beijing 100085, China

Abstract: Compared with text and digital information, picture information can more intuitively display the key elements of the product, attract the attention of users, and convey the core characteristics of the product. Especially in the online short-term rental platforms, it has certain practical value to obtain users' picture preferences, capture users' personalized information, and carry out picture-based precision marketing, which has aroused extensive research interest.

Combining the modeling and characterization capabilities of deep learning and the efficient retrieval capabilities of Hash algorithms, we construct a similar housing picture recommendation framework based on deep Hashing. The whole process of constructing framework as follows: First, the crawler is used to collect and preprocess housing pictures to build image library and image index library; Second, a new model is proposed based on deep Hashing. After the image features are extracted by convolutional neural network, it is adopted to compute the values of image features Hashing; Third, the model is optimized by setting the loss function, optimizing network parameters, optimizing training strategies and hyperparameters. Fourth, we perform similarity matching between the values of image features Hashing generated by target picture and other Hashing values in the image index library, and return the results in the order of similarity. Finally, from the perspective of user perception, the Airbnb data of New York city is used to evaluate effect between our method and classic DNNH method.

The research results show that this similar picture recommendation system based on deep Hash can effectively analyze pictures, calculate the similarity of pictures and rank them by similarity. Compared with other methods, it integrates in-depth information such as picture layout, color and tone, and provides high-quality searching results from the perspective of visual information. At the same time, this method avoids the tediousness of manually designing user portraits and extracting user characteristics, then realizes intelligent recommendation with visual preference by using the characteristics of unsupervised learning of neural networks.

Our findings enrich the research content in the field of personalized recommendation. The framework can be used to analyze users' housing preference information, portray user portraits, and perform precise marketing on users. It is not only conducive to improving the user conversion rate and overall benefits of related platform, but also bringing a better consumer experience for users.

Keywords: deep learning; Hash algorithm; loss functions; online short-term rental platform; precision marketing

Received Date: February 28th, 2020 **Accepted Date:** July 30th, 2020

Funded Project: Supported by the National Natural Science Foundation of China(72001215, 71771177, 71701085) and the Chongqing Key Laboratory of Social Economic and Applied Statistics(KFJJ2019099)

Biography: ZHU Maoran, doctor in management, is an associate professor in the School of Economics and Management at Tongji University. His research interests include text mining and IT auditing. His representative paper titled "Sustainable strategy for corporate governance based on the sentiment analysis of financial reports with CSR" was published in the *Financial Innovation* (Issue 4, 2018). E-mail: zhumaoran@tongji.edu.cn
ZHU Yanpeng is a data development engineer in the Shanghai Bank. His research interests include customer transaction anti-fraud and risk control models. E-mail: zyphfut@foxmail.com

GAO Song, doctor in management, is an assistant researcher in the China Information Technology Security Evaluation Center. His research interests cover business intelligence, natural language processing, and commodity comparison mining. His representative paper titled "Identifying competitors through comparative relation mining of online reviews in the restaurant industry" was published in the *International Journal of Hospitality Management* (Volume 71, 2018). E-mail: gaosongyouxiang@126.com

WANG Hongwei, doctor in management, is a professor in the School of Economics and Management at Tongji University. His research interests include business intelligence and emotional computing. His representative paper titled "The impact of electronic word-of-mouth: the adoption of online reviews in online communities" was published in the *International Journal of Advancements in Computing Technology* (Issue 21, 2012). E-mail: hwwang@tongji.edu.cn □