



智能化服装搭配推荐研究进展

杨怡然^a, 吴巧英^{b,c}

(浙江理工大学, a.服装学院; b.国际教育学院; c.浙江省服装工程技术研究中心, 杭州 310018)

摘 要: 针对服装款式的个性化智能搭配推荐, 从服装搭配推荐的基础算法、关键技术、个性化发展三个方面综述了该领域的研究进展, 分析了提升推荐精准度与个性化程度的方法。通过对服装图像特征进行提取与筛选实现降维, 并在传统推荐算法中融入深度学习, 是提升系统运算速率和精准度的有效途径, 结合低层传统特征与高级语义特征能使图像处理达最优效率; 套装图像分割技术的优选、智能化服装搭配模型的结构优化与结果搭配度的衡量, 是智能化服装搭配实现精准推荐的三个有效措施; 个性化服装搭配推荐的研究现状表明, 以用户为核心进行推荐具有指导性作用。若将用户需求与机器学习相结合, 实现较高精准度的同时获得良好的个人体验感, 将会多维度地提升系统推荐效果。

关键词: 服装搭配; 款式推荐; 机器学习; 神经网络; 特征提取

中图分类号: TS941; TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2021)01-0001-12

Research progress of intelligent clothing matching recommendation

YANG Yiran^a, WU Qiaoying^{b,c}

(a.School of Fashion Design & Engineering; b.School of International Education; c.Apparel Engineering Research Center of Zhejiang Province, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In order to realize the personalized intelligent matching recommendation of clothing styles, the research progress in this field is reviewed from three aspects: the basic algorithm of clothing matching recommendation, key technology, and personalized development, and the methods to improve the recommendation accuracy and the degree of individualization are analyzed. An effective way to improve the speed and accuracy of the system is extracting and filtering clothing image features to achieve dimensionality reduction, and integrating deep learning into traditional recommendation algorithms. Combining low-level traditional features and high-level semantic features can maximize the efficiency of image processing. The three effective measures for intelligent clothing matching to achieve accurate recommendation include: the optimization of suit image segmentation technology, structural optimization of intelligent clothing matching model and the measurement of the resulting matching degree. The research status of personalized clothing matching recommendation shows that user-centered recommendation plays a guiding role. The combination of user need and machine learning can achieve high accuracy, gain good personal experience, and improve the effect of system recommendation in multiple dimensions.

Key words: clothing matching; style recommendation; machine learning; neural network; feature extraction

0 引 言

近年来,以用户为核心的研究不断趋于智能化、便捷化,服装行业的研究者们也对此逐步深入探索,

使得人工智能技术与服装时尚间的联系愈加紧密。新兴的智能化服装搭配推荐系统自动为用户生成可相搭配的成对服装,为用户日常穿搭节省时间精力、提供有效帮助^[1-2]。人工智能、机器学习、深度学习

收稿日期:2020-09-09 网络出版日期:2020-11-30

基金项目:浙江省大学生科技创新活动计划暨新苗人才计划项目(2020R406083)

作者简介:杨怡然(1996—),女,陕西西安人,硕士研究生,主要从事服装数字化技术方面的研究。

通信作者:吴巧英,E-mail:bettywu2000@126.com

和计算机视觉在近年间的快速发展有力地推动了智能化服装推荐系统发展。

世界上首个真正意义上的推荐系统于1992年由Xerox PARC开发,用于推荐电子新闻。1998年,亚马逊推出了基于用户浏览记录的商品推荐系统,该系统令亚马逊得到了约30%的收益^[3]。国内对推荐系统的研究起于21世纪早期,主要以服装颜色搭配及依据用户体型对服装号型的推荐为主^[4]。进而有研究者细化体型特征,通过体型特征与服装特征的映射关系智能推荐适合不同细部体型的服装(如V领可在视觉上美化短颈等),提高推荐成效^[5-6]。后续研究者们进一步探索了智能化服装搭配推荐系统,旨在依据从设计知识和专家经验中获取的搭配规则向用户推荐相搭配的服装^[7-8]。Akabane^[9]利用专家提供的搭配规则知识,将语义量化的服装风格感性词作为搭配衡量标准,从而实现有效搭配;另有研究者从时尚网站中选取搭配良好的套装图片,使用图像检测技术提取服装区域及图像特征,运用机器学习实现自动搭配^[10-11]。近年

来,基于用户需求(如适应用户体型信息、穿着场合及个人喜好)的服装搭配开始引起国内外学者重视^[12-13],但尚未对此展开深入研究。

本文主要归纳当前智能化服装搭配推荐系统前沿进展。先从整体的角度整理当前服装搭配推荐系统框架常用的基础算法;进而深入挖掘服装搭配关键技术;归纳当前服装搭配推荐个性化发展的研究趋势,并对未来综合提升服装搭配推荐效益进行展望。

1 服装搭配推荐基础算法

当前服装搭配推荐的架构通常由服装推荐系统中衍化而来,主要利用机器学习的思想,从网络获取海量图像数据,提取出多种服装图像特征如颜色、风格、廓形等要素以实现款式识别,进而对海量服装分类,依据不同算法进行推荐。服装搭配推荐的基础算法通常包括服装图像的特征提取、特征筛选、推荐算法三方面,如图1显示出三个算法间关联,构建出智能化服装搭配推荐的基本过程。

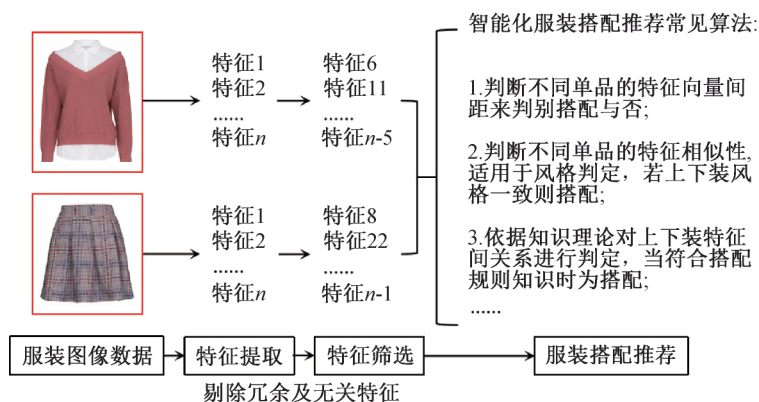


图1 服装搭配推荐的基本过程

1.1 服装图像特征提取算法

有效提取服装图像特征能够更有针对性地分析目标服装图像^[14-17]。服装图像特征通常分为低层传

统特征和高级语义特征。本文通过对国内外相关文献分析归纳,得到各类服装图像视觉特征的提取算法,详见图2。

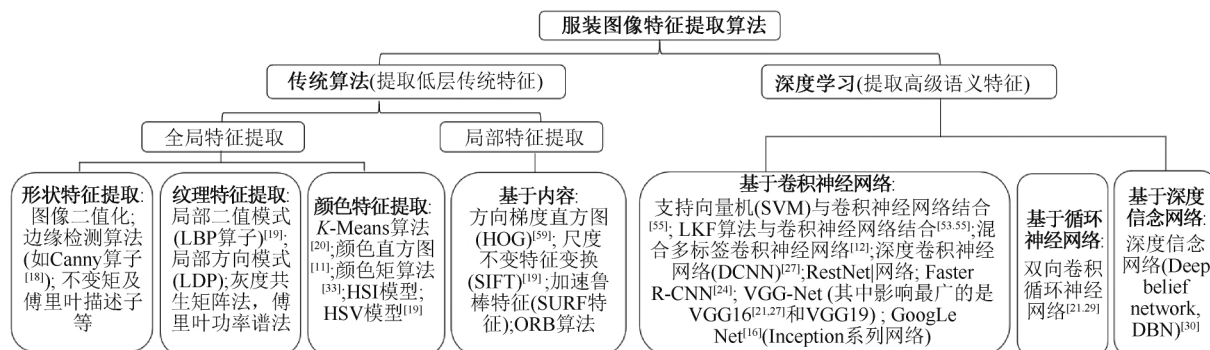


图2 服装图像特征提取算法

1. 1. 1 低层传统特征提取算法

服装图像的低层传统特征指图像直接呈现出的特征,如颜色、图案等,包含全局特征和局部特征,分别通过相应算法提取。

a)全局特征的提取算法用于检测服装图像整体信息所呈现的特征,通常分为形状特征、纹理特征及颜色特征的提取算法三类。其一,形状特征主要通过提取图像中服装区域的外轮廓来识别服装款式,如用 Canny 算子^[18]对图像卷积运算得到目标轮廓,对初始图像归一化处理,运用形态学运算与阈值分割得到一个比目标区域稍大、轮廓线条并不精准的模板。去掉轮廓线外的干扰部分,生成特征矩阵,提取出目标图像区域。其二,纹理特征主要通过提取服装图像的表面纹路来识别面料特点,如局部二值模式(LBP 算子)^[19]通过将图像分割为多个子区域,再提取各子区域内各像素点的 LBP 特征,即提取子区域中心像素与其相邻像素的对比信息,建立统计直方图,利用每个子区域的统计直方图来描述整张服装图像的纹理特征。其三,颜色特征主要通过服装图像的颜色信息来识别,如颜色直方图^[20]是最常用来表达颜色特征的方法,首先获取常用颜色空间如 RGB、HSV 及 HLS 中各通道内像素的取值范围,统计整张服装图像中像素点所呈现的颜色分布情况,其特点是对图像角度变化具有良好鲁棒性。

b)局部特征能够良好反映图像的局部特性,适用于图像匹配、检索等应用。与全局特征相比,局部特征间的相关度较小、在图像缺损的情况下不会影响其他特征的检测与匹配。局部特征的提取算法对服装图像的光照、形变、拍摄角度、镜头缩放等干扰均有较强的鲁棒性,对服装图像特征的提取具有重要价值。如尺度不变特征变换(SIFT 特征)^[19]是当前在图像的局部特征提取中最普遍使用的算法之一,对于图像旋转、缩放、亮度变化,及噪声干扰等具有较高鲁棒性,且具有高效、可扩展性优良等优点。

1. 1. 2 高级语义特征提取算法

近年来随着深度学习在图像检测方面的运用^[21-23],高级语义特征出现在前沿研究中。高级语义特征是通过多次线性-非线性组合操作后产生的特征,是一种高度抽象特征,在服装相关研究领域中特指服装风格^[24-25],即通过人类特有的感知行为所获取的信息。基于深度学习的服装图像特征提取算法主要有基于卷积神经网络、基于循环神经网络和基于深度信念网络三类。

a)基于卷积神经网络(Convolutional neural

networks, CNN)的特征提取算法。直接将服装图像输入网络得到结果,相较于传统方法,省去了预处理和特征筛选的步骤。目前,具有强大特征识别功能的 CNN 成为图像识别的主要方法。但通常 CNN 模型需要通过大量具有准确服装标注信息的图像进行训练^[26],如果数据过少或网络深度不足,易造成过拟合或欠拟合的问题。如 Guan 等^[27]构建了一种用以对服装图像分类的深度 CNN 模型,该模型由 5 个卷积层、5 个池化层和两个完全连接层构成,能够从服装图像中提取出服装的高级语义特征,并根据学习输出的含义对复杂的服装款式分类。

b)基于循环神经网络(Recurrent neural networks, RNN)的特征提取算法。利用服装单品序列数据信息来处理序列型特征问题。RNN 在处理时序信息的任务时优于 CNN。RNN 的输入是序列特征数据,在序列演进的方向进行递归^[21,28],且所有的循环单元按照链式连接。如 Jiang 等^[29]利用 RNN 中的长短期记忆网络(Long short-term memory, LSTM)对时尚单品之间的相关性进行建模,先使用 Inception-V3 卷积网络获取图像特征向量,再将特征向量输入到一个双向 LSTM 中生成服装单品序列,其中前向 LSTM 会从前面序列的信息中学习,后向 LSTM 从后面序列的信息中学习,从所有的信息中提炼出特征向量间的相似关系,以保证推荐套装中的各单品具有相似的风格。

c)基于深度信念网络(Deep belief network, DBN)的特征提取算法。该算法在训练过程中先后采用无监督学习和有监督学习来提高模型的特征提取能力。此算法优点在于缺少标注数据的情况下仍具备较高特征提取能力;不足之处在于输入服装图像时需保证尺寸固定,且处理海量数据时较耗时。如 Lin 等^[30]提出基于 DBN 的服装分类方法,实现了从高维特征向低维特征的转换,有效避免了传统分类模型中局部最优(所得结果并不是全局最优)等问题,最终在服装分类中达到 98.75% 的准确率。

此外,具有文字描述的服装图像,如包含服装款式、风格、颜色的商品标题^[19,31-32]可通过提取其文字中表述的信息直接作为服装图像特征。词袋模型^[33]通过将图片标题中的词汇编码提取信息,具有精度高、速度快的优点,但要求标注文字对服装描述具有准确性和专业性。将视觉与文字特征结合^[34],能够更充分地描述图像,从而达到有效提升模型性能的作用。

1.2 服装图像特征筛选算法

服装图像特征筛选的目的是去除对当前图像数据分析无用的无关特征及部分弱相关的冗余特征,留下与服装搭配紧密关联的特征,使后

续的模型训练更高效。依据特征子集搜索机制和子集评价机制,将特征选择方法分为过滤式、包裹式和嵌入式三种^[35],其优缺点及常见算法见表1。

表1 三种服装图像特征筛选方法

特征筛选方法	优点	缺点	常见算法
过滤式	特征子集的性能不依赖于具体的度量标准,对模型优化、提高其泛化能力的效果不显著	特征子集的性能对学习算法依赖性高,不适合高维数据集,易出现过拟合,需多次训练学习器,计算量大	方差选择法:通过计算各个特征的方差,根据阈值,选择方差大于阈值的特征。适合离散数值型特征的筛选 卡方检验法:检验定性自变量对定性因变量的相关性。适合作为分类问题的筛选 皮尔森相关系数法:反映两个变量间的线性相关性的强弱程度。适用于回归问题
包裹式	不依赖具体度量标准,且特征子集性能较好	特征子集的性能对学习算法依赖性高,不适合高维数据集,易出现过拟合,需多次训练学习器,计算量大	递归特征消除法(RFE):通过构建模型选出最好(或最差)的特征,在剩余特征中反复此步骤直至达到所需要的特征数量为止。适用于单个模型进行多轮训练来提取特征 LVW(Las vegas wrapper)算法:运用随机策略,随机产生特征子集,并用交叉验证法预测学习器在特征子集上的误差,通过误差及特征数决定特征子集去留。能够降低算法复杂度,但计算量大、费时
嵌入式	特征子集性能较好、可处理高维数据集,不需反复训练学习器,效率较高	依赖于具体的学习算法、易出现过拟合	决策树算法:是根据规则对数据进行分类的过程。给出在特定条件下可获得特定值的规则。包括对离散变量做决策树的分类树和对连续变量做决策树的回归树两种。容易产生过拟合,常用剪枝来缩减树结构规模、减轻此问题 L1正则化:权值向量中每个元素绝对值的总和,可得到稀疏权值矩阵(只有少数元素非零),即获得用于特征选择的稀疏模型

a)过滤式方法^[36]。其原理是利用发散性或相关性指标对各特征评分,选取分数大于阈值或前 n 个分数最大的特征。此方法先在数据集中筛选初始特征,再用筛选后的特征来训练模型。

b)包裹式方法^[37]。其原理是将学习器的性能作为特征选择的评价指标从而进行特征选取。此方法直接为最后所要用的学习器筛选最有利于其性能的特征子集。

c)嵌入式方法^[5,10]。其原理是将特征选择和学习器训练过程相结合,即学习器在训练过程中同步进行特征选择。过滤式方法与包裹式方法的特征选择与模型训练过程有显著区分,嵌入式方法的上述两个过程则在同一优化中实现。

后续研究者发现支持向量机(Support vector machine, SVM)能够最小化分类误差,并最大化泛化能力^[37-38],但其本身不能进行特征选择。故在上述的三类特征选择方法中融入SVM算法,使高维数据集的训练实现更优的效率和准确度,适用于多个单品组合的服装属性数据集。

1.3 推荐算法

推荐算法是根据用户的行为,借助相关数学算法,推测用户可能感兴趣的产品,分为传统推荐算法

与智能推荐算法两类。合适的推荐算法能够令用户更高效、便捷地获取感兴趣的服装信息。服装推荐常用算法及具体优缺点见表2。

1.3.1 传统推荐算法

传统推荐算法主要依据用户历史行为记录来推测用户可能喜欢的服装。如基于内容的算法^[39-41]根据用户历史记录中标记喜欢的,推荐款式相似的服装;协同过滤^[13]在用户群体中搜索与指定用户喜好类似的用户,结合这些类似用户对某件服装的评价^[42-43],推测出指定用户对该服装的喜好程度;关联原则^[13]根据历史数据统计不同规则出现的关系,例如: $A \rightarrow B$,表示用户购买A后购买B的可能概率,从而据此概率进行推荐;基于流行度的算法类似于各大新闻、微博热搜等,依据页面浏览量、访问者个数、或分享率等数据,按某种热度顺序为用户推荐。国内如淘宝等电商网站是混合多种传统推荐算法来进行产品推荐,最常见的如借助基于内容的算法,当用户对某产品频繁点击进入详情页(系统会得到浏览记录)或点击“收藏”后,算法可据此为用户推荐类似的产品;或协同过滤可借助用户的购买评价记录为用户推荐用户喜好的类似产品,或发现类似评价的用户从而推荐类似用户购买的产品;关联原则可

表 2 服装推荐系统常用算法

推荐算法	优点	缺点
基于内容的推荐算法	推荐过程较简单 不存在冷启动问题,即适合新用户 不存在用户的评分矩阵稀疏问题 不具有流行度偏见(推荐结果可存在少见特性)	缺乏创新性(不易获取用户的潜在喜好) 推荐产品多样性不足 推荐结果常局限在易于提取有意义特征的部分产品(如线上社交圈中的用户特征不易提取)
协同过滤	更准确地过滤复杂和难表述的信息 能处理机器不易提取特征的信息 避免基于相同输入特征的重复推荐 推荐结果具有较好的惊喜度 较高的个性化程度	依赖于准确的用户评分 流行度偏见(热门单品有更大概率被推荐) 存在冷启动问题 依赖于历史记录内容 鲁棒性不强(传统此算法粗略地使用评分矩阵来寻找相似用户,未充分考虑服装固有性质)
基于关联规则	推荐结果具有较好的惊喜度 不需要服装专业知识	算法耗时 不能良好提供个性化推荐 难以对模型评估,多以行业经验判断结果
基于流行度的算法	相对容易实现 已具备相应基础算法 不存在冷启动问题	无法针对用户提供个性化的推荐 推荐列表变动较少 仅针对标准化产品
基于知识推荐	推荐结果能够良好体现用户需求 能考虑到产品固有性质外的特性 不存在冷启动问题	知识难以获得 推荐过程较为静态 知识库往往难以及时更新
基于模型的算法	速率快 结果准确性高 推荐列表的实时性较好	如果需取得更好的效果,则要人工干预反复地对属性组合并筛选

为用户推荐已购买或已加入购物车的相关产品。此类算法能够最直接、便捷地为用户推荐其可能感兴趣的产品,能够有效为用户节省搜索产品的时间并增加商品曝光率,混合多种推荐的方式能够为推荐提升精准率。

Liu 等^[41]将传统推荐算法与智能算法相融合,在基于内容的算法上,提出了基于贝叶斯个性化排名的多重自编码器神经网络(BPR-MAE)来探索上下装与鞋子之间的潜在搭配规律。从 Polyvore 收集已标记“喜欢”数大于 50 的套装为搭配的正样本,记录其图像及文字描述信息。运用深度卷积神经网络提取视觉特征,用词袋模型编码文字信息,并以 BPR-MAE 框架对两两不同单品分别进行搭配性建模。与不同模型对比中,作者方法的 AUC 达 0.8377,为其中最高水平,有效证明了作者方案在搭配性建模和同时考虑视觉与文字信息的优势。

1.3.2 智能推荐算法

智能推荐算法在传统推荐算法的基础上,与新兴技术算法相结合,实现更高效精准的推荐。当前智能化服装搭配推荐系统研发中主要运用基于知识推荐与基于模型推荐两类。

a) 基于知识的推荐算法是在传统基于内容的推荐算法中增添了推荐规则的相应知识库^[44-46]。此算

法先对物品的各类属性特征如服装的品牌、款式、颜色等做出语义拓展,人为设定好每种语义所对应适合的用户类型,从而根据用户个人数据进行推荐。由于加入了推荐物品的相关知识库,如不同肤色对应适合的服装颜色知识,比起传统基于内容的推荐算法,基于知识推荐更适用于特定领域,推荐精准度也更高。但通常流行趋势变动快,建立相关的服装知识库需要技术人员将库中信息同步更新,易导致实时性较差,且人工成本较高。

以专家系统为例,专家系统的一般结构如图 3 所示,包括:知识库、人-机交互界面、推理机、综合数据库、解释器等部分。陈迪^[47]以 TPO 服装搭配理论为依据,用专家系统构建服装款式类型、风格、颜色、面料,及廓形知识库,获取服装间的搭配规则。依据规则,为用户推荐符合风格一致、颜色协调、全身最多一个亮点的服装搭配。

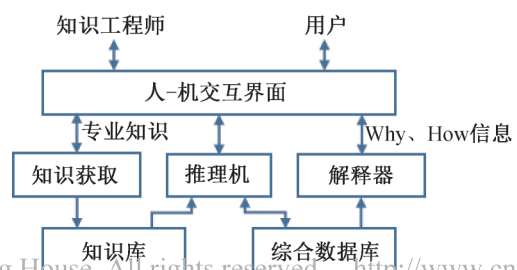


图 3 专家系统的一般结构

b) 基于模型的算法是运用机器学习的思想,通过训练海量数据^[48-49],令训练过程中的学习器掌握潜在规律从而进行推荐^[41,50]。机器学习与传统算法结合后能够针对目标样本数据,在特定领域实现更高速率与准确度的推荐。基于模型的算法是当前智能化服装推荐系统的研究热点与着重点。常见算法有神经网络^[51-52]、图模型^[53]及隐语义模型^[54]等。如Liu等^[1]用Faster R-CNN检测图像中的服装区域,并用孪生卷积神经网络搭建服装搭配推荐模型来学习和训练海量成对服装图像数据,其中一个子网络进行服装图像风格的提取,另一个子网络则学习上下装间潜在搭配规则,用距离融合方法来结合从搭配和风格双网络中提取的特征,最终能够对于输入图像以上下装图像间的欧氏距离对库中的所有服装图像进行排序输出,以实现服装搭配推荐。Gu等^[54]提出了一种考虑用户行为和视觉时尚风格的服装搭配系统,结合收集用户行为特征(用户历史购买和点赞记录)的隐语义模型(Latent factor model, LFM)和处理视觉特征的深度学习模型(去噪自编码器),使系统支持冷启动,且能为用户提供上衣、裤子和鞋子三者组合的搭配推荐。

综上所述,在服装图像数据分析中综合提取底层传统特征和高级语义特征,并在具体研究中依据具体需求选用相应特征筛选方法,能有效优化服装图像的识别与分类能力,进而提升系统推荐效率。而选择适合的推荐算法,将多种算法串联或基于传统推荐算法改进深度模型,可互补缺点、提高推荐精度,并使推荐结果在多样性和新颖性上具有优势。

2 服装搭配推荐关键技术

当前对智能化服装搭配推荐的研究尚在起步阶段,主要探索了上下装之间的搭配,也有少量研究者探讨了上下装与鞋子^[55-56]、配饰^[29]间的搭配推荐等,但其推荐精度仍需进一步优化。由上述内容知,服装搭配推荐中需对欲判别搭配的不同单件服装图像分别提取并筛选特征,进而针对不同单件服装的特征间关联进行判断。而网络上的服装图像大多为模特穿着的成套款式,在研究中通常需要先对套装进行图像分割处理,接着分析单品图像特征,最终判别整体搭配情况。因此,服装搭配推荐的关键技术主要有:用于识别原始套装图像中单件服装区域的套装图像分割技术;自动生成推荐搭配结果的智能化服装搭配模型;计算出查询项与推荐结果间搭配情况的搭配度衡量方法等。

2.1 套装图像分割技术

将套装的上下装分割开的图像分割技术主要有

人脸检测技术及Faster R-CNN算法两种。

a) 人脸检测技术^[11]。首先检测图像中模特面部的长与宽,再基于“人体上下半身宽是人脸宽度的两倍,上半身高度是人脸高度的2.5倍,下半身高度是人脸高度的3.5倍”这一假设来将上、下装分割开。该方法在如高腰裤、低腰裙等款式中不适用,具有一定局限性。

b) Faster R-CNN算法^[1]。首先对大量套装图像中的上、下装区域进行人工标注;接着训练模型,Faster R-CNN将根据标注区域来学习识别服装的轮廓等语义信息,从而区别上下装,从整个服装图像的检测结果中选择置信度得分最高的图像区域作为最终目标服装区域。比起初代的R-CNN,Faster R-CNN检测单张图像只需0.2 s,速率提升了250倍,平均精度达66.9%。

综上所述,对套装图像实现精准分割能使后续服装图像训练过程针对目标区域进行,便于有效提升模型运算效益。

2.2 智能化服装搭配模型

智能化服装搭配模型目前常见基于生成式对抗网络和孪生卷积神经网络两种。

a) 生成式对抗网络(Generative adversarial networks, GAN)。包含用于生成服装图像的生成器(Generator)和用于辨别生成的服装图像是否真实的鉴别器(Discriminator)^[51,57],其训练过程先由生成器合成服装图像,接着由鉴别器将生成的图像区分为虚拟图像与真实图像两类,再由生成器根据鉴别器的鉴别结果自动改进,生成新的图片……以此类推,以生成器和鉴别器相互博弈的形式,直至生成器无法再自动改进、鉴别器无法判定任一张图像是虚拟图像。

Kang等^[58]首次将GAN用于服装图像生成,依据图像库中的现有搭配自动合成与已有搭配单品款式相似的不同服装图像。但由于仅根据原有搭配图像生成小范围款式变动的服装图像(通常具有近似的轮廓、颜色、面料质感或图案等特征),在结果多样性及模型泛化能力上有待提升。为改进原GAN模型,Liu等^[59]在初始GAN模型上增加了属性鉴别器,令生成器与鉴别器以附加的属性信息作为条件。生成器依据服装的多重属性组合使模型获取高级语义特征,而不仅依据原有搭配服装的款式相似性合成新的服装图像。新模型在属性鉴别器与搭配鉴别

器的监督下提高了泛化能力,使得合成图像的多样性及生成服装的搭配度达到较理想效果。

b) 孪生卷积神经网络(Siamese network)。孪生卷积神经网络结构如图 4 所示,孪生神经网络有两个共享权值且构架相同的子网结构^[60-62],通过子网将两个输入分别映射到一个新空间中。当两子网结构不共享权值时,为伪孪生神经网络(Pseudo-Siamese network),此时两边既可以是相同类型的神经网络,也可以是不同类型的神经网络。将待判别的成对服装输入网络,通过结构中逐层输出该套服装的搭配与否判定结果。

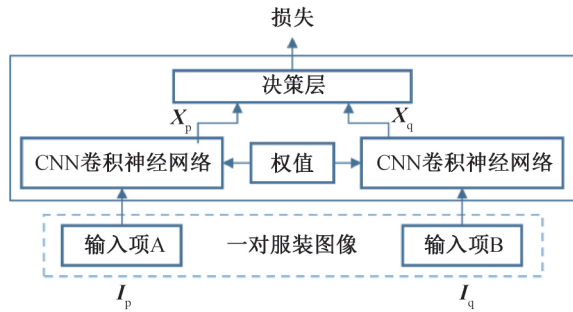


图 4 孪生卷积神经网络结构

注:其中 I_p 及 I_q 指输入数据, X_p 及 X_q 指输出的特征向量。

Sun 等^[63]利用孪生卷积神经网络,将不同类别的服装映射到一个特定的风格空间,使模型学习从服装图像到潜在特征空间的转换。在该特征空间中,具有相似服装风格、面料肌理、颜色等特征服装项的位置比具有不同特征服装项的位置更近。通过此法对上下装间的时尚风格一致性进行判定,从而推断搭配与否。陈柯^[11]将提取的最优特征子集输入到伪孪生神经网络中的服装风格特征空间,用这些特征训练一个判别搭配情况的分类器。训练完成后,选择查询项的服装类别(如上装),模型会自动从数据库中选取对应类别(如下装)的服装并判断是否可供搭配。如果不搭配则抛弃该服装,重新选择下一件,直至模型得到完整的可搭配服装列表。该模型测试后的 AUC 值最高可达 0.871(AUC 值越接近 1 表示效益越好)。

综上所述,在原有网络模型基础上以增添附加属性或改进网络结构的方式进行优化,能使模型细化考虑到更深层的有效信息,使得搭配结果具有更优的精准度及多样性。

2.3 搭配度衡量

对搭配项与查询项间的搭配度进行计算,便于从服装图像库中获取最佳搭配服装。依据相搭配的服装风格相似原则^[64],当前客观搭配度衡量方法主

要通过以欧氏距离为代表的距离度量与以余弦相似度为代表的相似度量两类来评判。

a) 欧氏距离(Euclidean distance)^[65]。根据最终输出成对服装图片的款式特征构造特征矩阵,通过空间中特征向量间的真实距离来定义。成对服装图像特征间的距离越小,搭配度越高。

设有上装样本 $X_i = (x_{i1}; x_{i2}; \dots; x_{in})$ 与下装样本 $X_j = (x_{j1}; x_{j2}; \dots; x_{jn})$,则其间的欧氏距离^[66]为:

$$dist_{ed}(X_i, X_j) = \|X_i - X_j\|_2 = \sqrt{\sum_{u=1}^n |X_{iu} - X_{ju}|^2} \quad (1)$$

其中: $u \in (1, n)$ 。

但当数据量巨大时,直接使用特征间的欧氏距离来判断服装间的搭配度往往需要较大时间开销。

b) 余弦相似度(Cosine Similarity)^[56]。用两个特征向量夹角的余弦值来表征两个个体间的差别。余弦值更临近 1 时,即夹角接近 0 度,则两个向量的近似程度更高。

除上述两类客观评判方法外,国内较多的主观评判方法有两种:一种是用户体验评分,另一种是网络结果投票。用户体验评分是由用户对推荐的服装上下装搭配效果评分^[1],分数越高表示这对服装的组合搭配越合适、越漂亮。网络结果投票是将搭配结果发布到网上,以点赞数来评价搭配认可度,如陈柯^[11]提出当浏览数多于 30、且点赞数与浏览数的比值大于 0.4 时,表示该套服装搭配度良好。人工评价能够直观体现用户的满意程度,但往往带有主观色彩,适合与客观评判方式共同使用。

搭配度的准确衡量有助于检验模型搭配效益,在系统搭配结果的可解释性上具有显著作用。

3 服装搭配推荐的个性化发展

随着当前服装消费者对穿搭的个性化需求增长,智能化服装搭配推荐的个性化发展日益受到重视。目前服装搭配推荐尚处于初步研究时期,还未能成熟地与个性化相结合。良好的服装搭配推荐是以专业的服装搭配知识为前提、以用户为核心的推荐过程。归纳文献可知,当前专家学者们主要从着装场景、过程及体验的角度对个性化服装搭配推荐展开研究。

3.1 基于 TPO 的搭配推荐

此类个性化推荐依据着装场景所适宜的 TPO 规则^[67]进行搭配推荐,满足用户对服装穿着时间、

地点、场合的个人需求。其关键步骤主要包括:

a) 基于不同着装场景,以面料、风格,及款式细部类型等对服装进行细分(如羽绒材质、毛领适合冬季;修身礼服适合社交场合等);

b) 利用 TPO 规则知识及协同过滤、关联规则算法为基础进行推荐。

如 Wen^[13] 构造用户资料、服装知识及相关知识(如天气、场合、需求、情绪等)图,利用 Apriori 算法捕捉服装属性与相关属性间的内在关联,进而依据用户的需求搜索并匹配相应知识图,结合 Top-N 算法生成推荐结果。

冯娇^[3] 运用专家系统构建服装搭配知识库,以通过专家设定好的搭配规则为用户个性化地推荐应季穿搭。用户先选定欲搭配的服装品类、主色调,及风格,系统将依据默认的当下季节与知识库内规则的对应关系,为用户提供适合该季节的搭配款式。将满足条件的服装按颜色、风格与体型三方面的搭配度之和的高低排序,得到搭配推荐列表。

Zhang 等^[12] 提出了一种混合多标签卷积神经网络与支持向量机(mCNN-SVM)的方法,先对大量线上旅行服装照片的搭配情况及所在地区进行识别学习,并训练得到服装与适宜的地理环境间关联,最终在三个测试集上验证该方法为不同旅行地点推荐相应穿搭的有效性。用作者方法实验结果的平均精度(Mean average precision, mAP)比其他四类对比方法高出 10.52%~16.38%。

3.2 基于用户特征的搭配推荐

此类个性化推荐依据着装过程中合体、或有显瘦、遮肉等其他需求,以用户体型细部特征与服装款式间的对应关系作为基础,为用户推荐适合其体型的搭配^[68-70]。其关键步骤主要包括:

a) 根据用户肤色、性别、身型,及脸型等划分为不同类别;

b) 通过与服装专家访谈得到适合不同人体特征的服装规则知识(如不同肤色适合穿着的服装颜色、不同体型特点所适合的服装廓型,不同脸型适合的领口形状等);

c) 通过体型与款式间的映射^[2] 确定体型和服装款式之间的对应关系从而实现推荐。

李玉莲^[71] 将完整的服装搭配量化为公式化的概念,认为服装搭配由客观身体体征、服装构成要素,及搭配规则三部分组成。通过服装搭配专家系统,建立服装搭配关键要素(体型、颜色、廓形和风格)的四个知识库,从而得到人体体征数据与服装间的适

配关系。并建立单品及搭配好的套装图像数据库,最终利用用户个人体型数据来验证实验推荐结果。

3.3 基于用户偏好的搭配推荐

此类个性化推荐依据着装体验的历史购买及评价记录^[72] 等数据,以满足不同用户对穿搭不同的品味,在符合搭配规则的条件下,推荐与用户过往兴趣类似的服装产品。或依据用户社交圈,推荐具有相似喜好的好友曾购买或浏览过的搭配。但上述的推荐通常仅依据用户历史喜好服装的低层传统特征,难以通过高级语义属性探索出用户潜在可能喜欢的服装款式,导致推荐结果缺乏多样性和新颖度。其关键步骤主要包括:

a) 获取用户的购买、浏览记录数据;

b) 通过基于内容或协同过滤算法进行推荐。

Song 等^[73] 提出了个性化的服装搭配建模方案 GP-BPR,它由两个基本组成部分构成:通用的搭配建模和个人喜好建模,分别描述了物品-物品和用户-物品的交互。综合考虑图像视觉及文字描述信息,如服装的颜色和形状可以通过图像视觉特征来反映,品牌及面料等信息可以通过文字描述来传递。其中通用的搭配建模如上述第二节介绍,服装单品间的潜在搭配度以表征各单品的特征向量间距离来体现。个人偏好建模则依据用户大量历史记录获取其搭配偏好(可获取上述如颜色、品牌等偏好),从而与通用的搭配模型相结合,为用户提供既符合通用搭配规则,又符合个人喜好的搭配推荐。

后续研究者如 Hao 等^[74] 综合考虑了上述多种个性化元素,设计并实现了基于 SOM(Self Organizing Map)神经网络的推荐系统。SOM 网络是一种无监督的学习,适用于数据聚类。其关键步骤主要包括:

a) 构建 SOM 网络,输入大量样本数据(如肤色、体型、季节、面料,场合和颜色),通过调整网络参数进行训练,将相同风格的样本聚类,使模型提取相应的聚类规则;

b) 建立服装信息数据库,在 SOM 网络输入收集的用户个性化需求信息,获取用户喜好;

c) 将季节、场合、姿势和肤色等客观要素与颜色、面料及款式等主观个性化需求相对应,通过聚类分析为用户提供推荐。

由上可知,融入个性化的服装搭配推荐能够使推荐结果更具针对性、贴合用户个人需求。

4 结束语

从国内外对智能化服装搭配推荐相关研究现状

可见,提升推荐系统精准度是当前此领域的研究热点与重点,已取得了较多研究成果。考虑个性化的服装搭配研究仍处于起步阶段,今后在对服装搭配推荐的研究中将智能化与个性化结合,使推荐结果具备优良精准度和多样性的同时满足用户需求,综合提升搭配推荐效益,在实际应用中具有重要意义。未来可从以下四方面深入研究,以实现智能化服装搭配推荐系统性能的综合提升。

a) 算法效率的优化。可通过如综合多类特征等方法提高图像识别准确性、优化网络模型结构以降低计算耗时、将服装理论知识与图像训练过程相融合以有效提升推荐精准度,此三部分均为未来研究的要点。

b) 机器学习依据专业服装搭配规则。国内外对于服装搭配推荐的相关研究当前主要通过机器学习对海量成对搭或不搭配的正负样本进行训练,忽视了服装搭配与否并不是简单的二分类问题。应将机器学习与服装专业的相关知识紧密结合,深入挖掘影响服装搭配的因素及其间关联,使得机器学习的搭配规则具有理论依据支撑,从而提升推荐效益。

c) 机器学习中融入用户需求。当前研究中侧重通过改良模型或算法提升推荐精准度,往往忽略了用户需求,使得推荐结果仅符合大众化的穿搭规律,对于用户个人的有效性有待提高。未来应将智能化与个性化相结合以满足不同用户的差异化体型、审美、穿着目的等穿搭需求,从而提升用户体验感和实际应用的满意度。

d) 搭配效果的智能呈现。在推荐完成后加入3D虚拟试衣,能够更加直观地展现搭配效果,提升用户主观评判的准确性及实际应用体验感。

参考文献:

- [1] Liu Y J, Gao Y B, Bian L Y, et al. How to wear beautifully? clothing pair recommendation[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2018, 33(3): 522-530.
- [2] Hao P F, Cui Y Z, Song J P, et al. Smart wardrobe system based on Android platform[C]//Proceedings of 2016 IEEE International Conference on Cloud Computing and Big Data Analysis (ICCCBDA 2016). New York: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2016: 279-285.
- [3] 冯娇. 基于专家知识的个性化服装推荐搭配系统[D]. 上海: 东华大学, 2018: 2-5.
- [4] 张莹. 服装色彩搭配智能系统研究[D]. 北京: 北京服装学院, 2010: 2-11.
- [5] De Barros Costa E, Rocha H J B, Silva E T, et al. Advances in Intelligent Systems and Computing[M]. Cham: Springer International Publishing, 2017: 841-850.
- [6] Hidayati S C, Hsu C C, Chang Y T, et al. What dress fits me best?: fashion recommendation on the clothing style for personal body shape[C]//Proceedings of 2018 ACM Multimedia Conference on Multimedia Conference. New York: ACM Press, 2018: 438-446.
- [7] Guan C Y, Qin S F, Ling W, et al. Apparel recommendation system evolution: an empirical review[J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2016, 28(6): 854-879.
- [8] Gu X L, Gao F, Tan M, et al. Fashion analysis and understanding with artificial intelligence[J]. Information Processing & Management, 2020, 57(5): 102276.
- [9] Akabane T, Kosugi S, Kimura S, et al. Method to consider familiarity in clothing coordination recommender systems[C]//Proceedings of 2011 3rd International Conference on Computer Research and Development. Washington DC: IEEE Computer Society, 2011: 22-26.
- [10] Tangseeng P, Yamaguchi K, Okatani T. Recommending Outfits from Personal Closet[C]//2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV 2018). New York: IEEE, 2018: 269-277.
- [11] 陈柯. 基于多属性融合的服装搭配推荐[D]. 杭州: 浙江大学, 2018: 47-60.
- [12] Zhang X S, Jia J, Gao K, et al. Trip outfits advisor: location-oriented clothing recommendation[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(11): 2533-2544.
- [13] Wen Y F, Liu X Q, Xu B. Personalized clothing recommendation based on knowledge graph[C]//2018 International Conference on Audio, Language and Image Processing (ICALIP). New York: IEEE, 2018: 1-5.
- [14] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904-1916.
- [15] McAuley J, Targett C, Shi Q F, et al. Image-based recommendations on styles and substitutes[C]//Proceedings of the 38th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM Press, 2015:

- 43-52.
- [16] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [17] 黄冬艳, 刘骊, 付晓东, 等. 联合分割和特征匹配的服装图像检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(6): 1075-1084.
- [18] 向忠, 何旋, 钱森, 等. 基于边缘和颜色特征的织物印花花型检索[J]. 纺织学报, 2018, 39(5): 137-143.
- [19] Gao G Y, Liu L L, Wang L, et al. Fashion clothes matching scheme based on Siamese Network and AutoEncoder[J]. Multimedia Systems, 2019, 25(6): 593-602.
- [20] 吴苗苗, 刘骊, 付晓东, 等. 款式特征描述符的服装图像细粒度分类方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(5): 780-791.
- [21] Wang W G, Xu Y L, Shen J B, et al. Attentive fashion grammar network for fashion landmark detection and clothing category classification[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2018: 4271-4280.
- [22] Chen L, He Y H. Dress fashionably: Learn fashion collocation with deep mixed-category metric learning [C]//32nd AAAI Conference on Artificial Intelligence/30th Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference/8th AAAI Symposium on Educational Advances in Artificial Intelligence. Palo Alto: Assoc Advancement Artificial Intelligence, 2018: 2103-2110.
- [23] Guo J M, Su Z, Luo X H, et al. Advances in Multimedia Information Processing-PCM 2018 [M]. Cham: Springer International Publishing, 2018: 189-200.
- [24] Zhang C, Yue X D, Liu W, et al. Artificial Intelligence on Fashion and Textiles [M]. Cham: Springer International Publishing, 2018: 269-275.
- [25] 侯媛媛, 何儒汉, 李敏, 等. 结合卷积神经网络多层特征融合和 K-Means 聚类的服装图像检索方法[J]. 计算机科学, 2019, 46(S1): 215-221.
- [26] Lin Y J, Ren P J, Chen Z M, et al. Explainable outfit recommendation with joint outfit matching and comment generation[EB/OL]. (2019-03-05)[2020-11-21]. <https://arxiv.org/abs/1806.08977>.
- [27] Guan C Y, Qin S F, Ling W, et al. Enhancing apparel data based on fashion theory for developing a novel apparel style recommendation system[J]. Trends and Advances in Information Systems and Technologies, 2018, 31-40.
- [28] Neculoiu P, Versteegh M, Rotaru M. Learning text similarity with Siamese recurrent networks [C]//Proceedings of the 1st Workshop on Representation Learning for NLP. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2016: 148-157.
- [29] Jiang Y, Xu Q Q, Cao X C, et al. Who to ask: An intelligent fashion consultant[C]//Proceedings of the 2018 ACM on International Conference on Multimedia Retrieval. New York: ACM, 2018: 525-528.
- [30] Lin X, Peng L Z, Wei G S, et al. Clothes classification based on deep belief network[C]//IEEE ICCSS 2016-2016 3rd International Conference on Informative and Cybernetics for Computational Social Systems (ICSS). New York: IEEE, 2016: 87-92.
- [31] Zhang H J, Huang W, Liu L L, et al. Clothes collocation recommendations by compatibility learning [C]//2018 IEEE International Conference on Web Services (IEEE ICWS 2018). New York: IEEE, 2018: 179-186.
- [32] Zhang H J, Huang W, Liu L L, et al. Learning to match clothing from textual feature-based compatible relationships [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(11): 6750-6759.
- [33] Li Z K, Song X M, Gan T, et al. Communications in Computer and Information Science [M]. Singapore: Springer Singapore, 2018: 65-74.
- [34] Liu J H, Song X M, Nie L Q, et al. An end-to-end attention-based neural model for complementary clothing matching [J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2020, 15(4): 1-16.
- [35] 李郅琴, 杜建强, 聂斌, 等. 特征选择方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(24): 10-19.
- [36] 张文静, 王备战, 张志宏. 基于图的特征选择算法综述[J]. 安徽大学学报(自然科学版), 2017, 41(1): 10-20.
- [37] 梁伍七, 王荣华, 刘克礼, 等. 特征选择算法研究综述[J]. 安徽广播电视大学学报, 2019(4): 85-91.
- [38] Sachdeva H, Pandey S. Advances in Intelligent Systems and Computing [M]. Singapore: Springer Singapore, 2019, 287-294.
- [39] Limaksornkul C, Nakorn D N, Rakmanee O, et al. Smart Closet Statistical-based apparel recommendation system [C]//2014 3rd ICT International Student Project Conference (ICT-ISPC). New York: IEEE, 2014: 155-158.
- [40] Song X M, Feng F L, Liu J H, et al. NeuroStylist:

- Neural compatibility modeling for clothing matching [C]//Proceedings of the 2017 ACM on Multimedia Conference. New York: ACM Press, 2017: 753-761.
- [41] Liu J H, Song X M, Chen Z M, et al. Neural fashion experts: I know how to make the complementary clothing matching [J]. *Neurocomputing*, 2019, 359: 249-263.
- [42] Karimi R, Nanopoulos A, Schmidt-Thieme L. A supervised active learning framework for recommender systems based on decision trees[J]. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 2015, 25(1): 39-64.
- [43] Abugabah A, Cheng X C, Wang J F. Learning context-aware outfit recommendation[J]. *Symmetry*, 2020, 12(6): 873.
- [44] Wong W K, Zeng X H, Au W M R, et al. A fashion mix-and-match expert system for fashion retailers using fuzzy screening approach [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36(2): 1750-1764.
- [45] 齐扬, 朱欣娟. 基于数据挖掘的服装推荐系统研究[J]. *西安工程大学学报*, 2010, 24(4): 438-443.
- [46] Dong A H, Shan D, Ruan Z, et al. The design and implementation of an intelligent apparel recommend expert system [J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2013, 2013: 1-8.
- [47] 陈迪. 基于 TPO 规则的智能化服装搭配系统研究[D]. 北京: 北京服装学院, 2018: 13-26.
- [48] Dai W. Clothing fashion style recommendation system [D]. Boston: Northeastern University, 2015: 9-22.
- [49] Han X J, Song X M, Yin J H, et al. Prototype-guided attribute-wise interpretable scheme for clothing matching [C]//Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. New York: ACM, 2019: 785-794.
- [50] Guan C Y, Qin S F, Long Y. Apparel-based deep learning system design for apparel style recommendation[J]. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 2019, 31(3): 376-389.
- [51] Liu J H, Song X M, Chen Z M, et al. MGCM: Multi-modal generative compatibility modeling for clothing matching[J]. *Neurocomputing*, 2020, 414: 215-224.
- [52] Lin Y C, Tuan C I, Liou C Y. Discovering the learned rules of dress collocation inside neural network mechanism [C]//2013 IEEE Symposium on Computational Intelligence, Cognitive Algorithms, Mind, and Brain (CCMB). New York: IEEE, 2013: 11-14.
- [53] Li Y, Luo Y D, Huang Z. Lecture Notes in Computer Science[M]. Cham: Springer International Publishing, 2020: 189-197.
- [54] Gu S D, Liu X Q, Cai L Z, et al. Fashion coordinates recommendation based on user behavior and visual clothing style [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Communication and Information Processing. New York: ACM Press, 2017: 185-189.
- [55] Yuan H R, Liu G N, Li H, et al. Matching recommendations based on siamese network and metric learning [C]//2018 15th International Conference on Service Systems and Service Management (ICSSSM). New York: IEEE, 2018.
- [56] Zhou Z Z, Di X, Zhou W, et al. Fashion sensitive clothing recommendation using hierarchical collocation model [C]//Proceedings of the 2018 ACM Multimedia Conference. New York: ACM Press, 2018: 1119-1127.
- [57] Li Z K, Cui Z Y, Wu S, et al. Semi-supervised compatibility learning across categories for clothing matching [C]//2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). New York: IEEE, 2019: 484-489.
- [58] Kang W C, Fang C, Wang Z W, et al. Visually-aware fashion recommendation and design with generative image models [C]//2017 17th IEEE International conference on data mining (ICDM). New York: IEEE, 2017: 207-216.
- [59] Liu L L, Zhang H J, Ji Y Z, et al. Toward AI fashion design: an Attribute-GAN model for clothing match [J]. *Neurocomputing*, 2019, 341: 156-167.
- [60] Melekhov I, Kannala J, Rahtu E. Siamese network features for image matching [C]//2016 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR). New York: IEEE, 2016: 378-383.
- [61] He H Q, Chen M, Chen T, et al. Matching of remote sensing images with complex background variations via Siamese convolutional neural network [J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(3): 355.
- [62] Yang Z L, Su Z, Yang Y, et al. From recommendation to generation: a novel fashion clothing advising framework [C]//2018 7th International Conference on Digital Home (ICDH 2018). New York: IEEE, 2018: 180-186.
- [63] Sun G L, Cheng Z Q, Wu X, et al. Personalized clothing recommendation combining user social circle and fashion style consistency [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(14): 17731-17754.
- [64] Lee H, Lee S G. Style recommendation for fashion items using heterogeneous information network [C]//

- Poster Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems. New York: ACM, 2015.
- [65] Hudec L, Benesova W. Texture similarity evaluation via siamese convolutional neural network [C]//2018 15th International conference on systems, signals and image processing (IWSSIP). New York: IEEE, 2018: 1-5.
- [66] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 199-200.
- [67] Liu S, Liu L Q, Yan S C. Magic mirror: An intelligent fashion recommendation system [C]//2013 Second Iapra Asian Conference on Pattern Recognition (ACPR 2013). Los Alamitos: IEEE Computer Soc, 2013: 11-15.
- [68] Vuruskan A, Ince T, Bulgun E, et al. Intelligent fashion styling using genetic search and neural classification [J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2015, 27(2): 283-301.
- [69] Rocha H J B, De Barros Costa E, Silva E T, et al. A knowledge-based approach for personalised clothing recommendation for women [C]//Proceedings of the 19th International Conference on Enterprise Information Systems. Setubal: SciTePress, 2017: 610-617.
- [70] Dong X, Song X M, Feng F L, et al. Personalized capsule wardrobe creation with garment and user modeling [C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2019: 302-310.
- [71] 李玉莲. 基于专家系统的个性化服装搭配推荐系统的研究[D]. 北京: 北京服装学院, 2015: 22-35.
- [72] Sonie O, Chelliah M, Sural S. Personalised fashion recommendation using deep learning [C]//Proceedings of the 6th ACM IKDD CODS and 24th COMAD. New York: ACM Press, 2019: 368-368.
- [73] Song X M, Han X J, Li Y K, et al. GP-BPR: personalized compatibility modeling for clothing matching [C]//Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. New York: ACM, 2019: 320-328.
- [74] Hao L, Hao M. Design of intelligent clothing selection system based on neural network [C]//Proceedings of 2019 IEEE 3rd Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference (ITNEC 2019). New York: IEEE, 2019: 1789-1792.

(责任编辑:唐志荣)