

情感计算在服装智能研发中的应用

洪岩^{1,2}, 龙廷梅¹, 刘小青¹, 王博雅¹

(1. 苏州大学 纺织与服装工程学院, 江苏 苏州 215021; 2. 香港理工大学 计算机科学系, 香港 999077)

摘要:将人工智能、3D 等技术应用于服装, 有助于精准把握客户需求, 但目前设计师依旧无法获取用户的隐性需求。在此背景下, 情感计算成为推动服装智能研发的重要力量。通过介绍情感计算在服装智能研发中的应用场景和相关技术, 分析其未来研究前景。研究认为, 尽管情感计算在服装智能研发中已经展现出潜力, 但相关技术仍需进一步完善以满足不断增长的个性化需求, 为用户带来更优质丰富的体验。

关键词: 服装智能研发; 情感计算; 用户需求; 个性化设计; 智能服装推荐系统; 情境互动

中图分类号: TS 941.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-1928(2024)05-0384-12

Application of Emotional Computing in the Research and Development of Clothing Intelligence

HONG Yan^{1,2}, LONG Tingmei¹, LIU Xiaoqing¹, WANG Boya¹

(1. College of Textile and Clothing Engineering, Soochow University, Suzhou 215021, China; 2. Department of Computing, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China)

Abstract: The application of artificial intelligence, 3D and other technologies to clothing helps to accurately grasp the needs of customers. However, designers are still unable to obtain the hidden needs of users. In this context, emotional computing has become an important force to promote the research and development of clothing intelligence. This paper introduced the application scenarios and related technologies of emotional computing in the research and development of clothing intelligence, and analyzed its future research prospects. The study believes that although emotional computing has shown potential in the research and development of clothing intelligence, the relevant technology still needs to be further improved to meet the growing personalized needs and bring users a better and richer experience.

Key words: research and development of clothing intelligence, emotional computing, user needs, personalized design, intelligent clothing recommendation system, situational interaction

随着消费者需求的变化和技术的进步, 人工智能(artificial intelligence, AI)在服装领域有了广泛且深入的应用^[1]。服装智能研发借助 AI、3D 及虚拟现实等智能技术, 可以帮助设计师精准把握市场趋势、捕捉客户需求^[2]。然而, 目前仅靠用户提供的自身特征信息难以满足设计师对时效性和多样性的要求, 而情感计算作为一种结合情感识别、分析和情感生成的新兴技术, 有望解决这些问题。情感

计算使用人机交互、智能分析等多个技术, 能够准确识别和理解用户情感状态, 帮助设计师有效采集、分析用户数据, 挖掘用户隐性需求, 弥补服装智能研发在主动获取用户需求方面的不足, 从而更好地进行交互或提供个性化服务^[3-5]。情感计算将情感因素融入计算机系统中, 并通过智能技术理解和回应人类的情感需求。这使得情感计算成为解决服装智能研发中高质量数据获取和个性化服装推

收稿日期: 2024-06-25; 修订日期: 2024-09-11。

基金项目: 国家自然科学基金青年项目(61906129)。

作者简介: 洪岩(1990—), 男, 副教授, 硕士生导师。主要研究方向为服装设计与工程。Email: hongyan@suda.edu.cn

荐等问题的理想工具^[6]。

文中通过概述情感计算在服装智能研发中的应用场景,深入探求其主要的底层技术,总结情感计算在服装智能研发发展中所面临的挑战并提出解决方案,为其未来研究方向和前景提供参考。

1 文献收集与趋势分析

使用 Web of Science (WOS) 数据库对“服装智能研发”相关文献进行检索,检索关键词包括“smart garment”等常用相关词汇;检索“affective computing”及其他在情感计算领域常用的缩写、短语,收集相关文献,共获得 5 496 个与情感计算相关的结果。这些论文的发表时间为 2017—2024 年,检索日期为 2024 年 3 月 26 日。

图 1 为情感计算与服装智能研发相关论文的发表情况。由图 1 可以看出,服装智能研发和情感计算相关论文的发表量呈上升趋势,且 2021 年增长显著。

文中使用 VOSviewer 分析 410 篇情感计算和服装智能研发相关文献的关键词,发现服装智能研发与情感计算的模型(model)和系统(system)关系密切,说明情感是服装智能研发中的重要因素之一。将情感计算与服装智能研发整合能帮助设计师更好地了解目标客户的个性化需求和情感诉求,而如何平衡情感计算与传统服装智能研发的关系,同时实现创新性情感表达,是未来亟须解决的问题。

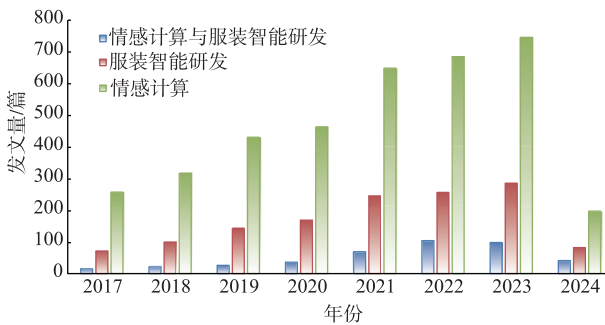


图 1 相关论文发表年份分布情况

Fig. 1 Distribution of publication years of relevant papers

2 情感计算在服装智能研发中的应用场景

情感计算不仅让智能交互和用户体验具有个性化定制服务的特点,还为捕捉用户隐性需求提供了大量的数据来源和参考^[7]。文中将情感计算在服装智能研发中的应用场景分为个性化设计、智能推荐系统和情境互动体验 3 个方面,具体如图 2 所示。个性化设计以满足用户的个人偏好和审美趣味为主;智能推荐系统能利用大数据分析给用户作出推荐,满足消费者的个性化需求;情境互动体验不仅可以提升用户参与感,还为服装品牌提供了新的营销方式,且能将收集到的数据和反馈应用到调研环节。阿里巴巴、亚马逊等电子商务平台已经在使用推荐算法进行个性化产品推荐,涉及人机交互、传感技术、智能算法等多个领域。

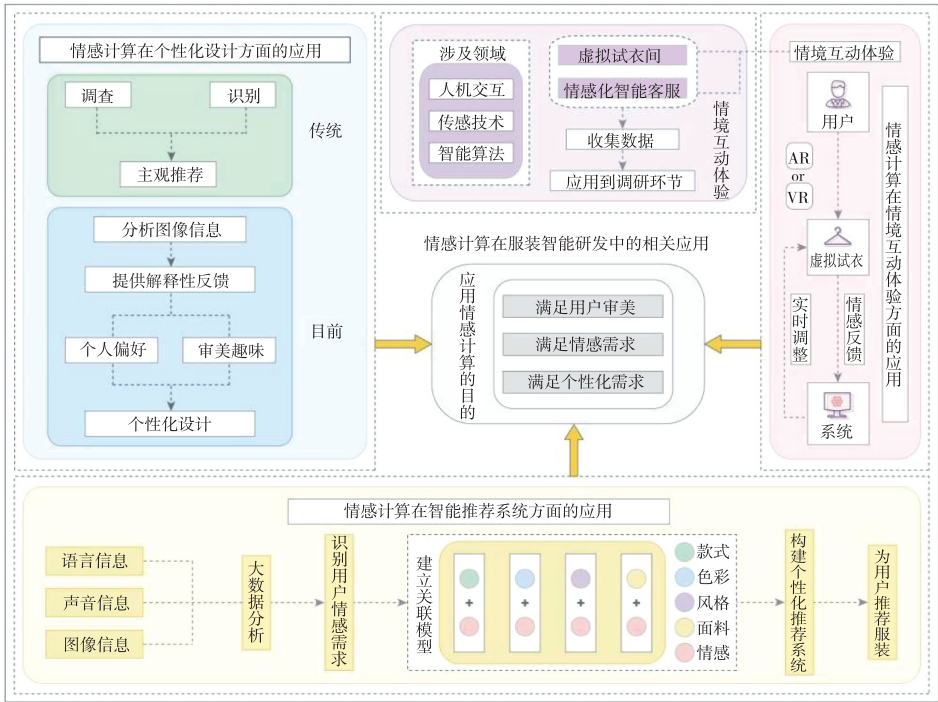


图 2 情感计算在服装智能研发中的相关应用

Fig. 2 Related applications of emotional computing in research and development of clothing intelligence

2.1 在个性化设计方面的应用

情感计算在个性化设计方面的应用直接关系到服装的时尚程度和吸引力。区别于传统模式仅通过调查和识别来主观地为消费者推荐款式、色彩、风格、版型和面料,情感计算可以通过分析用户喜欢的服装产品图像信息向用户提供个人偏好和审美趣味的解释性反馈,并据此进行个性化设计,使设计变得更加精准和有针对性^[8]。例如,在虚拟在线服装店中,客户能利用互联网将挑选的服装图片与自己的照片相结合,生成逼真的穿搭效果^[9]。YU H T 等^[10]利用深度学习模型对用户喜欢的服装图像进行视觉特征提取和情感分析,基于结果了解用户对不同款式的偏好。服装色彩会直接影响消费者的情绪和行为,如柔和、温暖的色彩通常可以给人带来安逸、舒适的感觉,适用于休闲、家居服装。MO S W 等^[11]开发了一种前馈神经网络用以检测时尚人士经常使用的色彩,通过建立色彩与情感间的关联模型,探索不同色彩对用户情感的影响,并基于用户历史行为记录和社交网络信息数据等多维度的情感特征和需求,定制个性化色彩方案。情感计算在个性化设计方面的应用不仅可以提高设计师的图案运用效率,还能依据用户需求定制服装^[12],同时增强用户与品牌间的情感连接,为情感计算在服装智能推荐系统方面的应用奠定基础。

2.2 在智能推荐系统方面的应用

在服装智能研发领域,智能推荐系统可对用户的语言、声音、图像等多种信息进行分析,从而识别用户情感特征^[13]。具体步骤为:①在情感与服装款式、色彩、风格、面料之间建立关联模型,构建个性化推荐系统,为用户推荐符合其情感需求属性的服装^[14-15];②分析不同服装对用户情感的影响,研发出匹配度高的推荐系统;③针对目标顾客的喜好和需求设计特定风格的服装。HAN S S 等^[16]提出贝叶斯个性化排名框架,在服装推荐方面提出建议。MO D M 等^[17]提出一个时尚兼容性评估模型,用于可解释性的评估和推荐。BALIM C 等^[18]提出一个能使用卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)、长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)或全局向量模型(global vectors)对服装兼容性进行诊断和预测的系统。该系统能对人群进行初步分类,并利用情感计算技术分析收集到的用户数据,探索不同人群的情感共性和差异。设计师可采用情感分析算法识别用户对不同服装风格产生的情感,了解用户隐性需求,创作出与人群相匹配的风格主题和故事,并融入服装设计中。LI P 等^[19]

还提出了一个用于时装设计的电子定制协同设计系统,让客户能够参与到服装设计环节中,与专家、设计师和制造商进行有效沟通,最终获得系统的智能推荐。在版型推荐方面,CHEN W B 等^[20]学习了许多预先分割图像区域的注意力模型,从中发现细粒度的视觉偏好,使模型可以更全面地获取用户偏好和产品属性特征,从而帮助顾客更好地选择、推荐版型^[21]。情感计算在智能推荐系统方面的应用为设计师提供了更多的用户数据,能准确地为用户推荐服装,让用户与时尚品牌的互动更加深入。

2.3 在情境互动体验方面的应用

情境互动体验主要由虚拟试衣间和情感化智能客服组成^[22]。用户可使用增强现实(augmented reality, AR)或虚拟现实(virtual reality, VR)技术在虚拟环境中尝试不同服装款式,同时系统能根据用户的情感反馈对服装智能研发进行建模和调整^[23],这已成为目前服装智能研发关注的重点^[24]。美国格贝尔公司、加拿大派特公司、德国伊斯特公司、西班牙艾维公司以及法国力克公司在法国的“电子设计”项目都在探索虚拟服装展示系统,希望根据用户的需求反馈,利用 CAD 技术对服装款式、面料等进行定制和设计^[25-26]。目前,多数企业都在使用可持续的方法实现面料的升级与再利用^[27],尽可能地减少浪费。情感计算能更好地帮助企业了解用户的面料使用习惯和需求^[28],其通过文本统计和图像采集分析用户对面料纹理、颜色和质地的需求,根据用户身形、喜好和情感需求设计服装^[29],并使用虚拟试衣间帮助设计师进行智能裁剪和面料布局设计^[30],最大限度地减少面料浪费,提升服装穿着舒适度^[31-32],最后通过建立情感反馈机制进行优化迭代,提高用户满意度^[33]。瑞士日内瓦大学 MIRALAB 实验室 Nadia Thalmann 团队将情感计算融入研究后,开发了虚拟人体和虚拟世界的交互场景^[34],这一创新方法为消费者提供了更直观、便捷的购物体验,进一步强化服装智能研发与情境互动的结合。情感化智能客服是在线购物平台中的重要角色,其能使用自然语言处理(natural language processing, NLP)和情感识别技术为用户提供专属咨询和建议,推荐适合的款式^[35-36]。这种服务为品牌塑造了人性化形象,增强用户对品牌的认知度和忠诚度,同时有助于品牌的传播与推广^[37]。

3 情感计算在服装智能研发中的相关技术

3.1 情感计算的原理

情感计算是一项与情感有关、源于情感并直接影响情感的计算。目前,情感计算被定义为“情感

的计算建模和能够进行情感处理的自主代理的实现”,即通过识别人们的面部表情、肢体动作、语言、文本、生理信号和神经反应来解释和模拟人类的情感^[38]。它能够识别用户情绪状态,捕捉用户需求,并实时调整、响应这种状态和需求。

情感计算的研究内容,可以简单概括为 5 个方面,具体如图 3 所示。



图 3 情感计算原理

Fig. 3 Principle of emotional computing

3.1.1 情感基础理论模型 由于情感本身具有非常强的复杂性和抽象性,导致诸多研究者在做情感计算相关工作时并不能达成统一的情绪分类标准。目前,研究者们大多采用加拿大心理学家 WHISSEL P 提出的两种典型人类情感建模理论——离散情感模型和维度情感模型。

3.1.2 情感信号数据采集 人类情绪的变化通常伴随着情感信号的变化,这些信号包含文本、语音、视觉(如表情、手势等)、生理等多个方面。然而由于面部表情和语音信号易于伪装,所以生理信号更能直观反映真实情绪状态。目前,情感计算最新的公共基准数据库主要由单模态数据库(即文本、音频、视觉和生理数据库)和多模态数据库组成。

3.1.3 情感分析 对文本、语音、视觉和生理数据的分析,需要将不同情感信号的特征进行选择 and 融合,用具体的算法和研究工具完成数据集构建、情感特征提取和模型学习。例如,Microsoft 研究院研究员利用 CNN、循环神经网络(recurrent neural network, RNN)等多种深度学习方法检测情感信息^[39];德国奥格斯堡大学 SCHULLER S B W^[40]开发了音频特征提取工具 OpenSMILE,用于提取情感特征。对于视觉形态,大多数研究人员采用面部微

表情分析(facial micro-expressions analysis, FMEA)和 3D 面部表情识别(3D-facial expression recognition, 3D-FER)。此外,NOROOZI F 等^[41]还基于多模态情感识别对情感进行分析。

3.1.4 多模态融合 情感分析中,单模态识别存在识别率不够高的问题,多模态识别能够检索、检测来自不同模态的信息,并将其分类、回归。ERIC O 等^[42]在进行情感识别时使用不同融合类别下的多模态情感识别;RAHMAN A B S 等^[43]提出了比双向编码器表征法(bidirectional encoder representations from transformers, BERT)识别能力更强的 M-BERT 模型,将它作为预训练模型应用在多模态情感识别任务中。M-BERT 在输入层与编码层之间加入模态融合层,并通过多模态偏移门限机制实现文本、图像和音频 3 种模态的融合。

3.1.5 情感的生成与表达 在情感表达方面,情感计算系统根据情感的分析识别结果,将情感信息以面部表情、情感回复生成、肢体动作等可理解和传达的形式传递给用户,如情感对话中智能助手或聊天机器人根据用户情感生成相应的回复。情感的生成与表达环节旨在采用合适的形式将情感信息呈现给用户,从而更精准地捕获用户情感需求,实现身临其境的情感交互体验。

3.2 情感计算相关模型

3.2.1 情感基础理论模型 情感基础理论模型是情感分析的基础,其模型分类与模型提出的时间线如图 4 所示。

EKMAN P^[44]将表达和情绪分为基本情绪理论和核心情感理论两种。基本情绪理论认为情绪是离散的,核心情感理论则认为情感存在于一个维度空间中。为了理解和计算情绪,WHISSEL P 提出了两类情感基础理论模型:离散情感模型和维度情感模型。

1)离散情感模型也称为类别情绪模型,它将情绪定义为有限的类别。离散情感模型能更好地与词汇和概念进行语义上的接轨,具有易于理解、可解释性强和界定清晰的优势,但其颗粒度不高,对情感的量化描述能力有限。目前被广泛使用的离散情感模型是 EKMAN P 的 6 种基本情绪和 PLUTCHIK R 的情感车轮模型。

EKMAN P 的基本情绪模型及其变体被情感识别社区广泛接受。6 种基本情绪通常包括愤怒、厌恶、恐惧、快乐、悲伤和惊讶。基本情绪模型假设情绪是跨文化、可共享的,但文化差异可能导致不同人群对情绪有不同的解释。情感车轮模型提供了 8

种情绪并描述其关系,以车轮形式区分情绪的强度和极性。因为强烈的情绪处于车轮中心,较弱情绪

处于车轮外端,所以也被称为成分模型。另外,每种情绪还被分为积极、消极和中性 3 类。

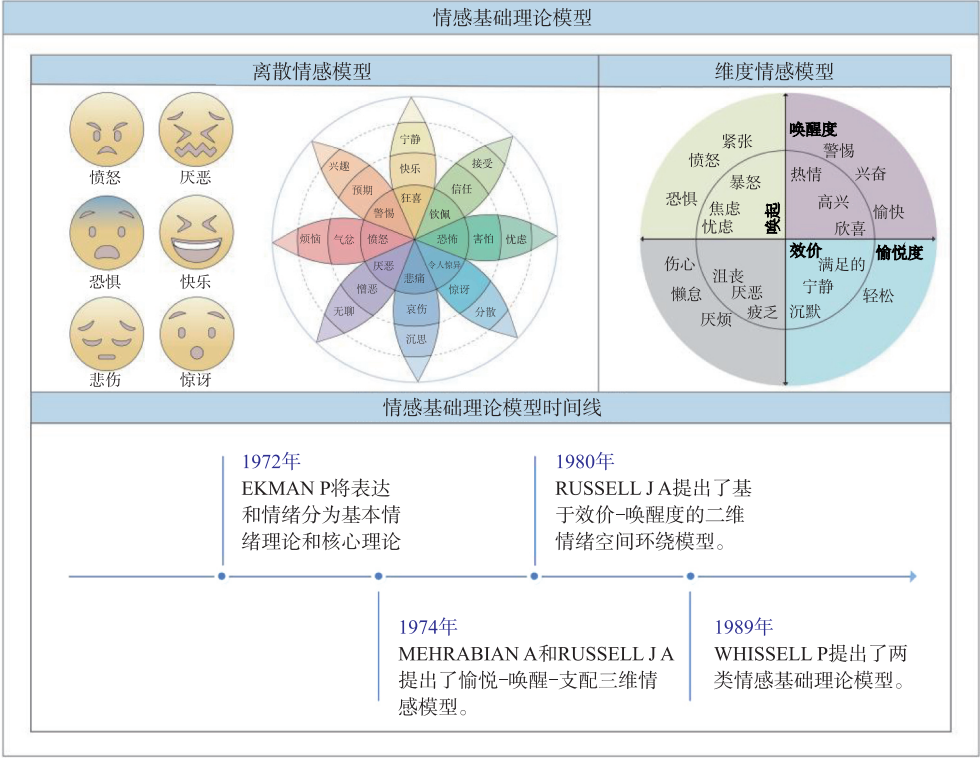


图 4 情感基础理论模型
Fig. 4 Emotional foundation theory model

2) 维度情感模型具有很强的定量性、抽象性和归纳性,且情感数值向量具有连续性,因而能很好地解决离散模型无法处理的复杂情绪问题。单维度情感模型不具备直观的可解释性,机器难以生成丰富的情感交互应对策略。为解决这一问题,研究人员开始采用连续多维模型,其中,愉悦-唤醒-支配 (pleasure-awakening-dominance, PAD) 是最受认可的模型之一。其类似于 MEHRABIAN A 的三维空间情感理论,3 个维度中,愉悦表示情绪的喜悅程度,唤醒表示心理和生理激活水平,支配表示对周围环境的影响或受其影响的程度。因为 PAD 模型中,愉悦和唤醒两个维度可以代表绝大多数不同的情绪,所以 RUSSELL J A 提出了一个基于效价-唤醒度 (valence-arousal) 的二维情绪空间环绕模型。该模型以更为细致、复杂的方式理解和描述情绪,将情绪空间化为一个连续的二维空间,更准确地反映了情绪的多样性和复杂性。

3.2.2 情感分析相关模型 情感分析分为文本分析、语音数据分析、视觉数据分析和生理数据分析 4 个方面。

1) 传统的文本情感分析通常先构建特定领域的情感词典库,再根据情感词和文本的映射关系进行情感分析。在文本情感分析的发展进程中,多个

重要数据库为训练和测试情感分析模型提供了大量标记数据,如多域情感 (multidimensional scaling, MDS)、互联网电影数据库 (internet movie database, IMDB) 和斯坦福情感树库 (Stanford sentiment treebank, SST)。目前的文本情感分析主要使用基于 Transformer 模型的双向编码器表示 (bidirectional encoder representations from Transformers, BERT) 语言模型以及以生成式预训练 (generative pre-trained, GPT) 语言模型为代表的预训练语言模型,具体如图 5 所示。

2) 语音情感识别借助了语言学和声学的相关技术,除了分析语法、语义之外,还会识别与情感状态有关的声学特征信息,如语速、语音、语调。

语音情感分析的发展经历了非自发性 and 自发性两类语音数据库。早期的非自发性语音数据库样本主要由专业演员表演生成,如柏林情感语音数据库 (emotional datebase, Emo-DB)。因为演员能专业地表达出特定情感,所以这些数据库被认为是可靠的,但也存在着情感被夸大的可能性。而自发性语音数据库贝尔法斯特 (Belfast) 可以缩小非自发情绪和真实情绪的差距,其记录了受试者的众多语音样本,真实体现了不同情绪的表达方式。

在语音情感分类和识别中,传统的分类器分为

基于统计的分类器和基于判别的分类器两类。基于统计的分类器主要有基于统计的马尔可夫模型(hidden Markov model, HMM)、高斯混合模型(Gaussian mixture model, GMM)和 K-最近邻近(K-nearest neighbor, KNN)算法;基于判别的分类器主要包括基于判别的人工神经网络(artificial neural

network, ANN)、决策树(decision tree, DT)和支持向量机(support vector machine, SVM)。语音情感分析模型如图 6 所示。此外,基于深度学习的 VGGish 模型和 Wav2vec 模型是当前主要使用的模型之一,它们能够有效提取语音信号中的情感特征并对任务进行分类。

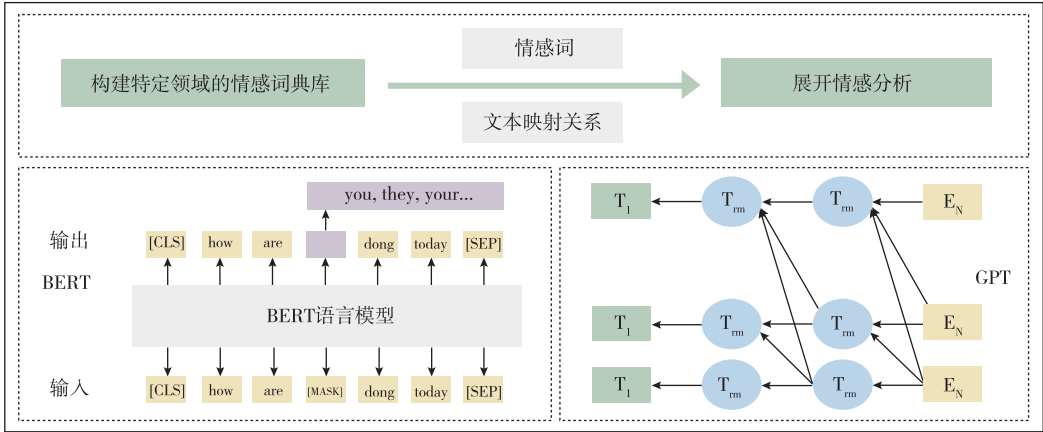


图 5 文本情感分析
Fig. 5 Text sentiment analysis

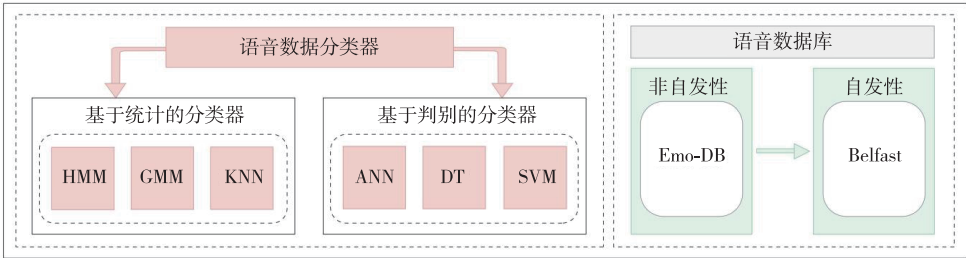


图 6 语音情感分析
Fig. 6 Voice sentiment analysis

3) 面部动作编码系统(facial action coding system, FACS)是经典的基本表情识别模型。20 世纪中期, EKMAN P^[44] 在研究跨文化的表情时发现情感具有共通性, 他通过表情与情感的对应关系设计了首套面部表情编码系统, 并被计算机科学家用于模式的识别研究。该模型虽然简单, 但应用广泛。视觉数据库被分为面部表情数据库和身体姿势情感数据库。视觉数据分析研究主要集中在基于物理的情感识别方面, 包括面部表情识别(facial expression recognition, FER)、面部微表情分析(facial micro expression analysis, FMEA)、3D-FER 等。近年来, 基于生理信号和物理-生理融合的情感识别研究较少, 但在有些综述中被提及, 如 BOTA P J 等^[45] 概述了基于机器学习的不同生理信号在情绪识别中的应用; GARCIA-MARTINEZ B 等^[46] 介绍了基于非线性脑电图(electroencephalogram, EEG)的情绪识别方法, 并指出未来研究中需要关注的一些非线性指标。此外, ALARCÃO S M 等^[47] 回顾了 2009—

2016 年基于 EEG 的情感识别研究, 重点关注了研究主题、特征表示及分类方法。目前, 基于深度学习的深度情感特征在视觉数据分析中得到广泛应用, 如利用人脸情感识别数据集训练的神经网络模型, 以及深度卷积神经网络 VGGNet[由牛津大学视觉几何组(visual geometry group, VGG)提出]。其中, 由 ALEX K 等提出的深度卷积神经网络模型(AlexNet)^[48]、VGG 提出的经典卷积神经网络模型(VGG16)、残差网络 18 模型(ResNet18)和残差网络 50 模型(ResNet50)^[49] 可以从时尚图像中提取视觉特征, 推进时尚兼容性建模和用户时尚偏好学习。视觉数据分析模型如图 7 所示。4) 2018 年以来, 运用深度学习方法开展脑电数据情感计算的研究大量增多, 且生理信号被广泛使用。基于深度学习模型(deep learning, DL)的文本情感分析(textual sentiment analysis, TSA)已被证明是成功的单词嵌入模型, 其训练数据具有多分类的

特点,目前主要使用生理数据分析的模型有卷积神经网络(CNN)、深度信念网络(deep belief network, DBN)、循环神经网络(RNN)和栈式自动编码器(stacked auto-encoders, SAE)。

基于 CNN 的方法目前已应用于 TSA 的不同级别,包括文档级、句子级和方面级(或文字级)。例如,YIN R C 等^[50]提出一种基于语义词汇增强模型 CNN(semantic lexical-augmented CNN, SCNN)的句子级情感分类框架;CONNEAU A 等^[51]提出能分层

表示文档且对文本处理具有长期依赖性的 CNN(very deep CNN, VDCNN)模型;JOHNSON R 等^[52]提出能降低计算复杂度的单级级深金字塔 CNN(deep pyramid CNN, DPCNN)模型;HUANG B X 等^[53]基于情感分类和主题分类的基准数据库,结合参数化滤波器和参数化门,提出一种新型特定方向的 CNN。使用生理数据分析的模型如图 8 所示。这些模型均通过文本情感分类领域的基准数据库进行评估和验证,且处理任务时性能稳定,效率较高。

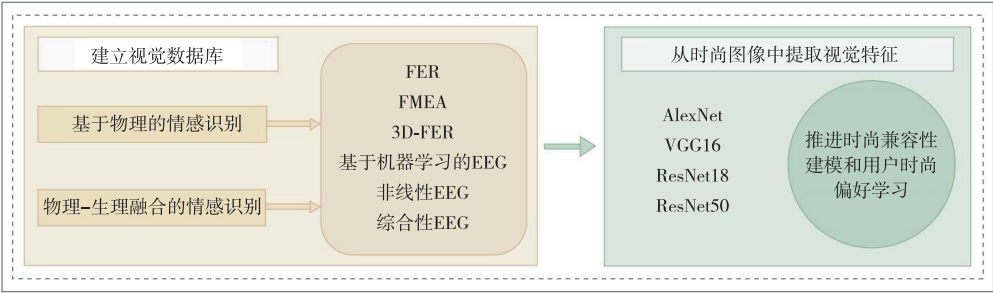


图 7 视觉数据分析
Fig. 7 Visual data analysis

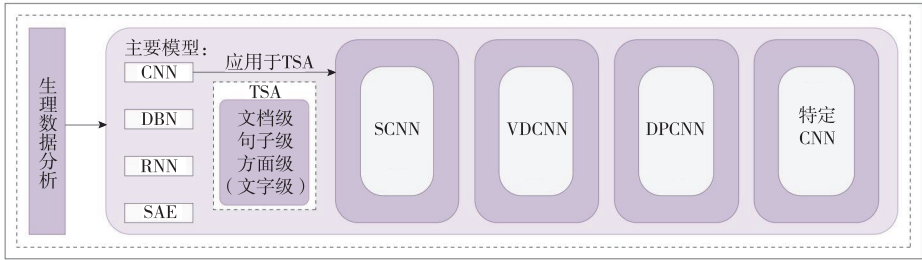


图 8 生理数据分析
Fig. 8 Physiological data analysis

3.3 服装智能研发情感计算相关模型

时尚图像聚类是时尚检索、预测和推荐应用的关键。基于手动标记的聚类既耗时又不准确,因此目前主要使用 CNN 等深度学习技术从数据中提取特征。这种方法可以生成高维特征向量,对图像聚类非常有效^[54],但过高的维度会使后续的图像聚类变得困难。为了更好地将情感计算运用于服装智能研发中,研究人员陆续提出相应的研究模型,具体如图 9 所示。面向时尚图像的深度聚类方法(the fashion images-oriented deep clustering method, FIDC)模型可以在时尚图像深度聚类后提取特征,以收集时尚图像数据集;多模态时尚兼容性和条件偏好(multi-modal fashion compatibility and conditional preference, MCCP)模型可以结合个人偏好和时尚兼容性对用户进行个性化服装推荐;K-means 与高斯混合模型可以探索不同服装属性的关联度,研究时尚多样性,优化服装推荐结果,提出服装智能研发的具体方案。

3.3.1 面向时尚图像的深度聚类方法 MALHI U S 等^[55]提出的 FIDC 模型使用具有高质量产品图像的亚马逊数据集,利用 CNN 提取视觉特征,使每个图像特征都有 4 096 个合成向量,再通过一个深度存储的自动编码器模型进行降维,最后对这些低维向量进行聚类。高维向量用来表示图像,而降维可以避免聚类任务中的维数灾难。该方法对降维过程和聚类任务进行联合学习和优化,优化过程使用反向传播和随机梯度下降两种算法。实验结果表明,FIDC 在高维视觉特征方面优于其他无监督的聚类方法和模型。在图像特征的提取上,FIDC 利用基于特征卷积神经网络(CNN-F)架构的预训练网络来提取时尚图像的视觉特征(如形状、颜色、纹理等)。

3.3.2 个性化服装推荐的多模式时尚兼容性和条件偏好模型 为了解决时尚数据存在的时尚单品表达丰富、时尚兼容性关系非唯一、用户偏好复杂等一系列问题,WANG Y Z 等^[56]提出 MCCP 模型。

MCCP 首先提取并融合多模态特征(视觉和文本),以全面表示时尚商品,从而学习商品间的兼容性;接着,MCCP 通过将用户-项目交互数据划分为偏好条件并构造条件权重分支来学习偏好度,定义条件偏好;最后,模型基于贝叶斯个性化排名联合训练所有方法,为用户提供个性化时尚推荐。WANG Y Z 等^[56] 还创建了一个包含用户标签信息和时尚数据的数据集 WEAR-U,在 WEAR-U 上的大量实验结果验证了该模型的有效性。

3.3.3 K-means 和高斯混合模型 随着机器学习的发展,分类和聚类算法被广泛用于时尚多样性研究中。K-means 和高斯混合模型(Gauss mixture

model,GMM)是分类和聚类任务最常用的算法。通常,K-means 和 GMM 是基于其属性、描述和视觉特征,以有监督或半监督的方式执行的。但在某些情况下,属性分割并不适用,因为某些产品属性可能无法区分不同的产品。在这种情况下,可能需要考虑更复杂的特征工程或模型优化方法,以克服属性间的混淆,提高分类的准确性和可靠性。K-means 和高斯混合模型的应用可以使得设计师对时尚产品的分类更加精准,为时尚产业的发展和决策提供更多有力支持^[57]。

服装智能研发情感计算相关模型及其应用情况见表 1。

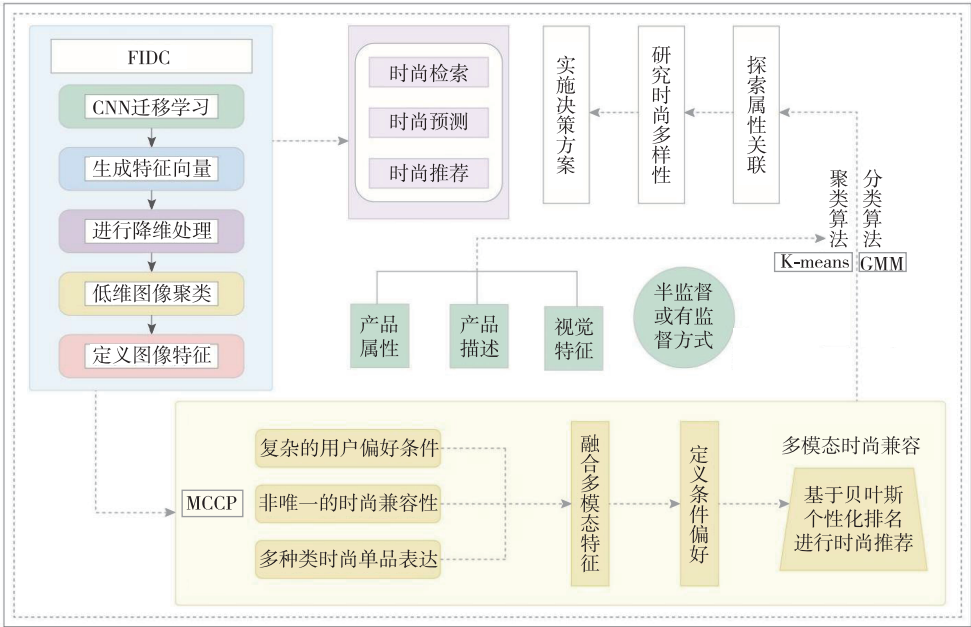


图 9 模型技术路线
Fig.9 Model technology route

表 1 服装智能研发中情感计算相关模型的应用

Tab.1 Application of emotional computing related models in the research and development of clothing intelligent			
模型	提出年份	关键发展技术	在服装智能研发中的应用
面部情绪识别(FER)	2010	深度学习,面部特征检测	提高用户体验,进行产品定制分析
面部微表情分析(FMEA)	2010	风险评估,情绪检测算法	增强设计,加强用户交互
3D 面部表情识别(3D-FER)	2010	3D 成像,面部特征跟踪原理	增强情感分析
视觉表情识别(VER)	2016	融合情感词汇和极性	分析情感反馈
音频表达识别(AER)	2000	情感计算集成,情绪检测算法	分析情绪反应,定制设计提升用户体验
生理表达识别(PER)	2010	机器学习算法,生物传感器集成	实时情绪监测实现自适应服装功能
情感三维理论(PAD)	1970	心理生理测量,情感分析算法	优化设计,提升用户满意度
Transforme 编码器(BERT)	2018	Transformer 模型上下文理解	分析文本情感
生成式预训练(GPT)	2018	多任务学习,Transformer 模型,大规模参数化,无监督学习	检测文本情感,可穿戴交互
隐马尔可夫模型(HMM)	1960	语音识别,手势识别	识别语音和手势,表达情绪
高斯混合模型(GMM)	1970	概率建模,高斯混合模型	预测趋势,分类识别图像

续表			
模型	提出年份	关键发展技术	在服装智能研发中的应用
K-最近邻(KNN)	1950	K-最近邻算法,实例学习	匹配尺寸,分类图像,分类客户群
人工神经网络(ANN)	1950	深度学习算法,人工神经网络原理	模式识别,分析情绪
决策树(DT)	1980	集成学习技术,决策树原理	支持可穿戴技术中的设计决策
文本深度分类金字塔卷积神经网络(DPCNN)	2021	DPCNN,分层表示学习	分析可穿戴设备中的文本情感
时尚图像深度聚类(FIDC)	2010	深度学习,CNN 算法,大数据集	情感感应服装,增强用户体验
支持向量机(SVM)	1990	支持向量机,核函数	可穿戴设计中的模式识别
视觉几何组(VGG)	2010	CNN 算法,高级图像识别	服装设计视觉识别,定制智能服装
语音识别的无监督预训练(Wav2vec)	2020	波形向量,自监督学习	基于情绪响应的声控智能可穿戴服装
面部动作编码系统(FACS)	1970	面部动作编码系统	定制可穿戴情感服装
脑电图(EEG)	2010	脑电图集成	响应情绪的服装
深度卷积神经网络(VGGNet)	2014	深度学习算法,卷积神经网络 VGG 原理,卷积神经网络 CNN 原理	识别与分析可穿戴设备中的图像
文本情感分析(TSA)	2010	精细化情绪分析算法,深度学习,精准情绪分类法	分类服装,推荐服装风格,预测趋势
深度学习(DL)	2010	神经网络架构,大数据集,GPU,计算优化算法	识别图像,分析行为,检测情绪
卷积神经网络(CNN)	1990	情感标记数据集,CNN 架构,迁移学习	检测情绪,分析用户行为,智能推荐
深度信念网络(DBN)	2000	逐层训练法,无监督预训练,有监督学习,层次结构	检测情绪,个性化推荐,分析行为
堆叠式自动编码器(SAE)	2000	无监督预训练,贪婪逐层训练,ReLU 激活函数	分析情绪,特征学习,数据去噪
特殊设计的 CNN 架构(SCNN)	2010	空间注意机制,集成卷积层网络模型	识别情绪,检测属性,时尚推荐系统
基于深度学习的文本分类(VDCNN)	2010	深度卷积层,残差连接原理	情感分析,趋势预测,基于文本的时尚推荐
多模态时尚兼容性和条件偏好服装个性化推荐(MCCP)	2010	情感解读技术,高级情绪分析技术	情感驱动的服装识别,个性化造型建议,趋势预测
聚类分析(K-means)	1950	聚类数据算法,无监督学习算法	分类客户,分析趋势,服装项目聚类

4 情感计算在服装智能研发中的未来前景

4.1 挑战与展望

尽管情感计算在许多领域已经取得了显著成果,但在服装智能研发调研领域的应用仍处于早期阶段。用户需求调研的多元性与复杂性给情感计算的准确性和实用性带来挑战。

4.1.1 复杂情感识别困难的技术挑战 服装智能研发中,使用情感计算的技术挑战主要集中在复杂情感的准确识别上。人类情感的多维复杂性、个人展示情感的独特性和环境对情感的影响使人工智能难以准确识别情感。为解决上述问题,总结出以下应对策略:

1)多模态数据的融合。除文本数据外,还应结合图像、音频和视频等多种模态数据进行情感分析,综合不同模态信息全面理解、识别情感,追踪查

询用户需求。

2)个性化模型训练结合专家判断。基于大规模数据集进行训练的传统情感计算模型通常忽略个体差异^[58],可以使用个性化的训练方法,结合用户个人数据和反馈来训练适应个体的模型并不断优化训练方法。

4.1.2 情感数据转为设计决策的应用挑战 实际调研情境中,用户产生的情感会受时间、环境等影响。例如,短暂的消极情感也可能是积极情感生成的条件。要想理解各种形式的情感输出与服装设计的关联性,需要设计师具有卓越的数据分析能力和丰富的经验,从而将这些数据转化为有意义的输入。针对上述问题,总结出以下应对策略:

1)数据可视化和解释透明化。将情感数据以可视化的方式呈现,并对数据作出解释说明,便于设计师直观地理解其中的含义。

2)数据关联、分析和反馈。将情感数据与用户

行为数据等相关联,揭示数据背后的原因和动力,收集用户互动的反馈意见和偏好。

3)多维度综合考虑。从情感强度、持续时间、转变趋势等方面考虑情感数据背后的特征,不断收集、分析和运用数据。

4.1.3 数据隐私与安全的伦理挑战 情感计算需要大量数据支持来实现精准的个性化推荐,然而被黑客攻击、数据泄露和滥用情感数据等情况时有发生,因此需要保证在收集、使用及存储有关个体情感生活的数据时,妥善保护用户隐私。针对上述问题,总结出以下应对策略:

1)过程合法且规范。在收集、使用和存储情感数据时,遵守相关的法律法规和隐私政策。

2)数据分离且匿名。将情感数据与个人身份分离。

3)避免滥用和泄露。存储、处理和使用数据时,采取加密传输、访问控制、数据备份等措施。

4)加强审查和监管。相关部门合法、公正地审查和监督。

4.2 未来前景

未来的服装智能研发将越来越多地融合情感计算,以更好地捕捉用户需求和期望,提供更优质的用户体验,从而实现应用场景的日常化和结果的个性化,为用户带来更优质、更实时的反馈。在增强用户情境互动体验感的同时,服装智能研发将向低成本、高交互率、高精度预测、高安全性和跨模态信息融合方向发展。

5 结 语

服装智能研发中的情感计算有助于提升用户交互感,解决数据获取和标注的困难,满足不同个体的差异化和定制化需求。但情感计算在中国的发展还处于初期阶段,仍有较多技术、伦理及安全方面的事宜需要改进。未来,相关的硬件、工具架构等任何一个底层技术的创新突破都可能带动服装行业新一轮的增长,这些突破将进一步塑造数字未来,为人们带来更多的便利,但设计者也需合理应对相关各方挑战,确保服装行业健康、可持续发展。

参考文献:

[1] WANG X Y, XUE Y F, ZHANG J, et al. A sustainable supply chain design for personalized customization in industry 5. 0 era [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(6): 8786-8797.

[2] CUC S, TRIPA S. Redesign and upcycling—a solution for

the competitiveness of small and medium-sized enterprises in the clothing industry [J]. Industria Textile, 2018, 69 (1): 31-36.

[3] FU H J, MENG J Y, CHEN Y M, et al. Enhancing the effectiveness of cause-related marketing: visual style, self-construal, and consumer responses [J]. Sustainability, 2023, 15(18): 13379.

[4] DE DIVITIIS L, BECATTINI F, BAECCHI C, et al. Disentangling features for fashion recommendation [J]. ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications, 2023, 19(Sup. 1): 1-21.

[5] BECATTINI F, DE DIVITIIS L, BAECCHI C, et al. Fashion recommendation based on style and social events [J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(24): 38217-38232.

[6] ZHOU X X, XU Y H. Conjoint analysis of consumer preferences for dress design [J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2019, 32(1): 73-84.

[7] YUE X D, ZHANG C, FUJITA H, et al. Clothing fashion style recognition with design issue graph [J]. Applied Intelligence, 2021, 51(6): 3548-3560.

[8] LI W Q, XU B G. Aspect-based fashion recommendation with attention mechanism [J]. IEEE Access, 2020(8): 141814-141823.

[9] KUMAR S. Deep learning based affective computing [J]. Journal of Enterprise Information Management, 2021, 34 (5): 1551-1575.

[10] YU H T, CHEN X Y, HUANG R B, et al. Untrained deep learning-based phase retrieval for fringe projection profilometry [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 164: 107483.

[11] MO S W, LU P, LIU X Y. AI-generated face image identification with different color space channel combinations [J]. Sensors, 2022, 22(21): 8228.

[12] VINH P C. Special issue on context-aware computing: theory and applications [J]. Concurrency and Computation: Practice and Experience, 2021, 33(2): 1-12.

[13] 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.

[14] 刘红文,王圆圆,黄智高,等.基于消费情感体验的国潮T恤产品魅力属性研究 [J]. 丝绸,2022,59(2): 55-67.

LIU Hongwen, WANG Yuanyuan, HUANG Zhigao, et al. A study on the attractive quality attributes of guochao T-shirt products based on consumer emotional experience [J]. Journal of Silk, 2022, 59(2): 55-67. (in Chinese)

[15] 陈弈菲,刘驰,杨萌.基于情绪测量的文胸结构情感计算研究 [J]. 现代纺织技术, 2022, 30(2): 208-215.

CHEN Yifei, LIU Chi, YANG Meng. Research on

- emotional calculation of bra structure based on emotional measurement[J]. *Advanced Textile Technology*, 2022, 30(2): 208-215. (in Chinese)
- [16] HAN S S, LIU C M, CHEN K Y, et al. A tourist attraction recommendation model fusing spatial, temporal, and visual embeddings for flickr-geotagged photos[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2021, 10(1): 20.
- [17] MO D M, ZOU X X, PANG K C, et al. Towards private stylists via personalized compatibility learning[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 219: 119632.
- [18] BALIM C, ÖZKAN K. Diagnosing fashion outfit compatibility with deep learning techniques[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 215: 119305.
- [19] LI P, CHEN J H. A model of an e-customized co-design system on garment design[J]. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 2018, 30(5): 628-640.
- [20] CHEN W B, LI J C, SHI H B, et al. An adaptive multi-sensor visual attention model[J]. *Neural Computing and Applications*, 2022, 34(9): 7241-7252.
- [21] VAN KLEEF E, VAN TRIJP H C M, LUNING P. Internal versus external preference analysis: an exploratory study on end-user evaluation[J]. *Food Quality and Preference*, 2006, 17(5): 387-399.
- [22] PEREIRA A M, MOURA J A B, COSTA E B, et al. Customer models for artificial intelligence-based decision support in fashion online retail supply chains[J]. *Decision Support Systems*, 2022, 158: 113795.
- [23] HONG Y, GUO S, ZENG X Y, et al. Human cognition modeling for the metaverse-oriented design system[J]. *IEEE Network*, 2024(9): 1-10.
- [24] DAI X Q, HONG Y. Fabric mechanical parameters for 3D cloth simulation in apparel CAD: a systematic review[J]. *Computer-Aided Design*, 2024, 167: 103638.
- [25] JO J, LEE S, LEE C, et al. Development of fashion product retrieval and recommendations model based on deep learning[J]. *Electronics*, 2020, 9(3): 508.
- [26] PARK S J, KANG C U, BYUN Y. Extreme gradient boosting for recommendation system by transforming product classification into regression based on multi-dimensional Word2Vec[J]. *Symmetry-Basel*, 2021, 13(5): 16.
- [27] SEBALD A K, JACOB F. What help do you need for your fashion shopping? A typology of curated fashion shoppers based on shopping motivations[J]. *European Management Journal*, 2020, 38(2): 319-334.
- [28] WANG W, FANG Y, NAGAI Y, et al. Integrating interactive clothing and cyber-physical systems: a humanistic design perspective[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2019, 20(1): 127.
- [29] BELLINI P, PALESI L A I, NESI P, et al. Multi clustering recommendation system for fashion retail[J]. *Multi-media Tools and Applications*, 2023, 82(7): 9989-10016.
- [30] MO X H, SUN E L, YANG X. Consumer visual attention and behaviour of online clothing[J]. *International Journal of Clothing Science and Technology*, 2021, 33(3): 305-320.
- [31] ZOU Y X, WANG Y, LUH D B. Application and parametric design of line visual illusion graphics in clothing[J]. *Fibres and Textiles in Eastern Europe*, 2023, 31(2): 65-74.
- [32] WANG S Y, QIU J T. A deep neural network model for fashion collocation recommendation using side information in e-commerce[J]. *Applied Soft Computing*, 2021, 110: 107753.
- [33] ZHAO L H, LIU S L, ZHAO X M. Big data and digital design models for fashion design[J]. *Journal of Engineered Fibers and Fabrics*, 2021(16): 1-8.
- [34] RAAD H, RASHID F K M. The metaverse: applications, concerns, technical challenges, future directions and recommendations[J]. *IEEE Access*, 2023(11): 850-861.
- [35] HAN C, LEI S, ZHANG S, et al. Man-algorithm cooperation intelligent design of clothing products in multi links[J]. *Fibres and Textiles in Eastern Europe*, 2022, 30(1): 59-66.
- [36] IROVAN M. Digital methods in the development of adaptive clothing for people with disabilities[J]. *Industria Textile*, 2023, 74(1): 28-34.
- [37] ABUGABAH A, CHENG X C, WANG J F. Learning context-aware outfit recommendation[J]. *Symmetry*, 2020, 12(6): 873.
- [38] SCHERER K R. Emotion and emotional competence: conceptual and theoretical issues for modelling agents[J]. *Series in Affective Science*, 2010(1): 3-20.
- [39] MEKRUKSAVANICH S, JITPATTANAKUL A. Deep convolutional neural network with RNNs for complex activity recognition using wrist-worn wearable sensor data[J]. *Electronics*, 2021, 10(14): 1685.
- [40] SCHULLER S B W. A review on five recent and near-future developments in computational processing of emotion in the human voice[J]. *Emotion Review*, 2021, 13(1): 44-50.
- [41] NOROOZI F. Survey on emotional body gesture recognition[J]. *Journal of IEEE Transactions on Affective Computing*, 2021, 12(2): 505-523.
- [42] ERIC O, GYENING R M O M, APPIAH O, et al. Cocoa beans classification using enhanced image feature extrac-

- tion techniques and a regularized Artificial Neural Network model[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2023, 125: 106736.
- [43] RAHMAN A B S, TA H T, NAJJAR L, et al. DepressionEmo: a novel dataset for multilabel classification of depression emotions[J]. *Journal of Affective Disorders*, 2024, 366: 445-458.
- [44] EKMAN P. *Emotions revealed: recognizing faces and feelings to improve communication and emotional life* [M]. New York: Times Books, 2003.
- [45] BOTA P J, WANG C, FRED A L N, et al. A review, current challenges, and future possibilities on emotion recognition using machine learning and physiological signals[J]. *IEEE Access*, 2020(7): 140990-141020.
- [46] GARCIA - MARTINEZ B, MARTINEZ - RODRIGO A, ALCARAZ R, et al. A review on nonlinear methods using electroencephalographic recordings for emotion recognition[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2021, 12(3): 801-820.
- [47] ALARCÃO S M, FONSECA M J. Emotions recognition using EEG signals: a survey[J]. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2019, 10(3): 374-393.
- [48] ALOM M Z, TAHA T, YAKOPCIC C, et al. The history began from AlexNet: a comprehensive survey on deep learning approaches[J]. *ArXiv*, 2018: 1-39.
- [49] TAO J H, GU Y H, SUN J Z, et al. Research on vgg16 convolutional neural network feature classification algorithm based on transfer learning[C]//2021 2nd China International SAR Symposium. Shanghai: IEEE, 2021: 1-3.
- [50] YIN R C, LI P, WANG B. Sentiment lexical-augmented convolutional neural networks for sentiment analysis[C]//2017 IEEE Second International Conference on Data Science in Cyberspace. Shenzhen: IEEE, 2017: 630-635.
- [51] CONNEAU A, SCHWENK H, BARRAULT L, et al. Very deep convolutional networks for text classification[J]. *Computation and Language*, 2017(1): 1606.
- [52] JOHNSON R, ZHANG T. Deep pyramid convolutional neural networks for text categorization[C]//Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Vancouver: Association for Computational Linguistics, 2017: 562-570.
- [53] HUANG B X, CARLEY K M. Parameterized convolutional neural networks for aspect level sentiment classification[J]. *Association for Computational Linguistics*, 2018(1): 1091-1096.
- [54] 任若安, 杨方超, 孙捷. 设计学视角下的数字时尚发展与逻辑[J]. *服装学报*, 2024, 9(2): 127-136.
- REN Ruo'an, YANG Fangchao, SUN Jie. Development and logic of digital fashion from a design perspective[J]. *Journal of Clothing Research*, 2024, 9(2): 127-136. (in Chinese)
- [55] MALHI U S, ZHOU J F, YAN C R, et al. Unsupervised deep embedded clustering for high-dimensional visual features of fashion images[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(5): 2828.
- [56] WANG Y Z, LIU L, FU X D, et al. MCCP: multi-modal fashion compatibility and conditional preference model for personalized clothing recommendation[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(4): 9621-9645.
- [57] 顾冰菲, 张健, 徐凯忆, 等. 基于聚类 and 形态参数的人体体型分析研究进展[J]. *服装学报*, 2023, 8(4): 307-314.
- GU Bingfei, ZHANG Jian, XU Kaiyi, et al. Research progress of human body shape analysis based on clustering and morphological parameters[J]. *Journal of Clothing Research*, 2023, 8(4): 307-314. (in Chinese)
- [58] HONG Y, XUE Z B, LIU C Y, et al. Development of mask design knowledge base based on sensory evaluation and fuzzy logic[J]. *Autex Research Journal*, 2021, 21(2): 224-230.

(责任编辑:沈天琦)