

人工智能在感性工学研究中的应用与趋势

王年文¹, 王劲松¹, 毕翼飞², 张立杰¹, 陈国强¹, 万中华¹

(1.燕山大学, 河北 秦皇岛 066000; 2.河北科技师范学院, 河北 秦皇岛 066000)

摘要: **目的** 梳理人工智能 (AI) 技术在感性工学研究中的应用现状, 对关键技术、存在问题、研究趋势进行分析。**方法** 通过归纳整理国内外相关文献, 分析人工智能基础研究领域, 以感性工学研究的一般流程为主线, 探讨人工智能在用户情感意向获取、产品设计特征提取、映射模型构建 3 个环节中的应用。**结论** 人工智能在感性工学研究中的广泛应用, 极大地提高了设计效率, 加快了设计的自动化和智能化的步伐, 但也存在着局限性。在未来, 感性工学通过与生成式 AI 相结合将成为新的趋势, 更加强大和高效的人工智能将会给设计行业带来新的机遇和挑战。

关键词: 感性工学; 人工智能; 情感化设计; 机器学习

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)16-0032-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.16.004

Application and Trend of Artificial Intelligence in Kansei Engineering Research

WANG Nian-wen¹, WANG Jing-song¹, BI Yi-fei², ZHANG Li-jie¹,
CHEN Guo-qiang¹, WAN Zhong-hua¹

(1.Yanshan University, Hebei Qinhuangdao 066000, China; 2.Hebei Normal University of
Science and Technology, Hebei Qinhuangdao 066000, China)

ABSTRACT: The work aims to summarize the application status of artificial intelligence (AI) technology in Kansei engineering research, and analyze its key technologies, existing problems and research trends. By summarizing relevant literature at home and abroad, the basic research fields of artificial intelligence were analyzed, and the general process of Kansei engineering research was taken as the main line to discuss the application of artificial intelligence in three main links: acquisition of users' emotional intention, extraction of product design features and construction of mapping models. The extensive application of artificial intelligence in Kansei engineering research greatly improves the design efficiency and accelerates the automation and intellectualization of design, but there are also limitations. In the future, Kansei engineering will become a new trend by combining with generative AI. More powerful and efficient artificial intelligence will bring new opportunities and challenges to the design industry.

KEY WORDS: kansei engineering; artificial intelligence; emotional design; machine learning

在当今快节奏的市场中, 产品的情感化设计对于企业的成功至关重要。随着人工智能 (AI) 技术的快速发展和应用, 越来越多的企业开始探索如何将人工智能应用于产品的情感化设计中, 以提高用户体验和产品竞争力。我国政府对于人工智能发展应用十分重视, 在 2015 年政府发布的《中国制造 2025》中重点提出了要通过推动人工智能技术与制造业的深度融

合, 推动制造业转型和智能化升级, 以增强自主创新能力和核心竞争力。2017 年发布的《新一代人工智能发展规划》中强调, 要推动智能技术在产品设计中的应用, 提高产品设计水平, 通过产品的个性化定制以满足不同用户的需求, 最终实现设计智能化^[1]。

感性工学作为产品情感化设计的重要方法之一, 能够帮助研究人员设计和开发满足顾客情感、心理感

收稿日期: 2023-03-23

基金项目: 2022 年度河北省社会科学发展研究课题 (20220202456)

作者简介: 王年文 (1979—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为感性意象及康复辅具智能设计与评价。

受和需求的产品或服务。随着设计科学的发展, 通过数学模型以定量的形式开展设计研究成为了趋势^[2]。感性工学通过定量研究的方式获取分析用户情感意象和产品属性特征, 探究两者之间存在的对应关系, 以此向新产品传递特定的情感。通过将人工智能技术融入到感性工学研究中, 能够形成更加强大的产品设计工具, 比如利用人工智能技术进行情感识别和分析, 相对于传统分析方式, 设计师可以更快速、准确地分析大量的数据, 建立用户情感模型来预测消费者的情感反应和行为。人工智能技术还可以帮助设计师快速生成多个设计方案, 根据用户反馈来进行优化, 实现产品的快速迭代。总之, 人工智能在感性工学研究中的应用, 可以为产品设计带来更多的可能性, 帮助设计师更好地了解消费者需求, 提高产品的个性化和情感化, 从而增强用户的情感共鸣和产品的用户黏性, 促进产品情感化设计研究。

目前, 机器学习、自然语言处理、计算机视觉与图像处理、模式识别、专家系统等人工智能技术开始应用在感性工学研究中, 为产品的情感化设计提供了新的可能, 一定程度上实现了设计的智能化。但人工智能技术在产品设计研究中的应用还未能全面普及, 随着 ChatGPT、AIGC、云计算等技术的进步, 极大促进了设计行业向着自动化、个性化定制、多场景应用方向发展。现有感性工学研究的综述文献缺乏在人工智能应用方面的总结和介绍。本文概述人工智能技术的发展现状, 总结感性工学研究中应用的相关人工智能技术、研究流程和存在的问题, 并在此基础上对感性工学未来的发展方向进行了展望。

1 人工智能

人工智能是指利用计算机来模拟人类智能行为, 如学习、判断和决策等行为的技术和应用^[3]。人工智能是以知识为对象, 获取、分析和研究知识的表达方法, 并利用这些方法达到模拟人类智力活动的效果的知识工程。人工智能对人类社会的意义和影响是重大的、多方面的, 它在提高生产力和效率、降低成本和风险、改变工作和就业形态、促进科学技术进步等方面带来了革命性的成果。

人工智能最初由 McCarthy 于 1956 年在 Dartmouth 学会上正式提出, 经历了 3 个发展阶段: 20 世纪 50 年代为“推理期”, 旨在让机器具备逻辑推理能力, 但由于理论、硬件等条件缺乏, 无法处理实际问题; 20 世纪 80 年代和 90 年代为“知识期”, 开始与其他领域展开合作, 以解决特定问题(专家系统), 但解决复杂问题需要更宽泛的知识, 仅靠人工录入信息难以大规模应用; 20 世纪 90 年代至今为“学习期”, 计算机算力算法的发展以及深度学习理论突破使得人工智能飞速发展。人工智能领域的研究包括: 机器学习、自然语言处理、计算机视觉与图像处理、模式

识别、专家系统等, 其中机器学习领域中的深度学习技术是实现人工智能的核心。

1.1 机器学习

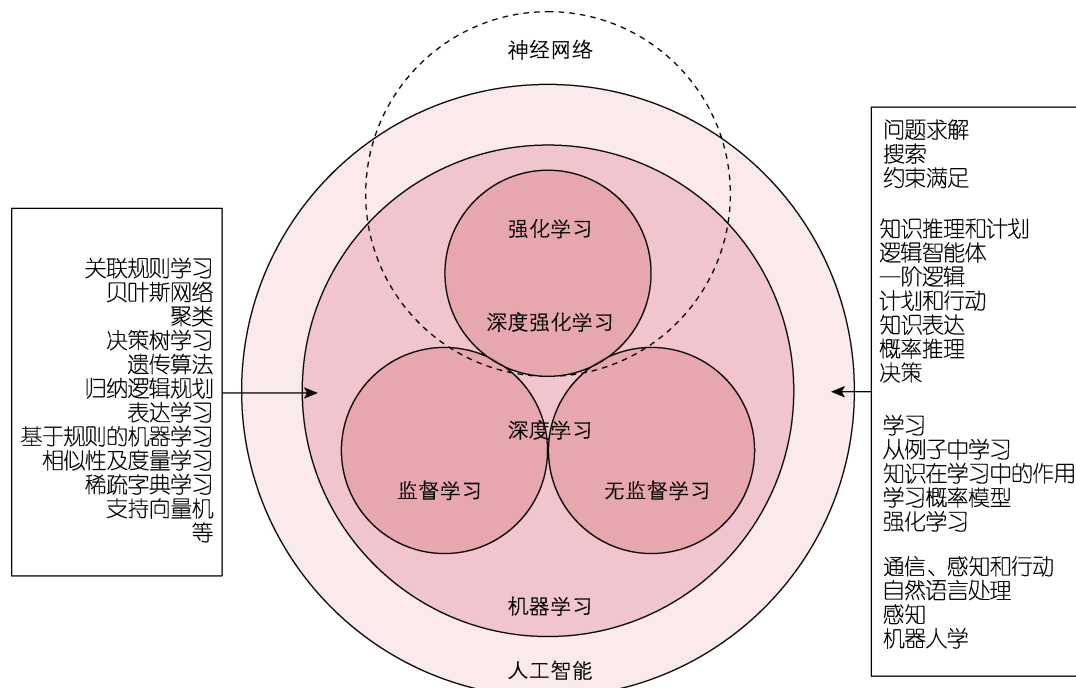
机器学习(Machine Learning, ML)是指利用算法模仿人类的学习行为, 通过对已有数据或经验进行学习, 以优化计算机程序或建立模型来解决问题或对未来进行预测。机器学习可以从海量数据中挖掘有用信息, 对数据进行回归或分类处理, 还可以根据不完整的信息进行推理预测, 情感产品的开发往往需要对大量用户意象数据进行统计分析, 构建复杂的用户意象与设计特征映射模型, 因此, 该技术在感性工学领域有着大量的应用。

机器学习是人工智能的重要分支, 该领域包含了多种不同类型, 如: 监督学习、无监督学习、半监督学习、强化学习、迁移学习、多任务学习和元学习等, 见图 1。研究人员可以根据学习的目标、数据的特点和应用场景的不同, 选择适合的学习方式来训练模型以解决相应问题。常见的机器模型结构包括线性回归、逻辑回归、决策树、随机森林、支持向量机、贝叶斯模型、神经网络等。每种算法结构都有各自的优缺点, 因此选择合适的模型来对问题进行拟合是一门艺术。

随着大数据的兴起, 深度学习凭借优异的特征表示能力和强大的数据处理能力, 极大地推动了人工智能技术的进一步发展。深度学习是一种基于多层神经网络的机器学习模型^[4], 它模仿人类视觉系统的处理方式, 通过组合低层次的特征来构建高层次的特征。深度学习对比传统浅层学习(机器学习), 具有更强的表征和泛化能力, 能够自动学习特征表示, 研究人员可以不必对数据进行特征处理, 直接输入到模型中, 由模型学习自动生成特征层以实现良好的预测结果, 省去了数据特征处理的过程。王亚辉等^[5]为了降低设计决策中的主观性和不确定性, 提出了基于深度残差学习网络算法(ResNet)的设计决策方法, 以起重机造型设计为例进行了验证; 邓正根等^[6]提出基于深度学习的 StyleGAN 模型以实现根据草图快速生成产品效果图的方法, 用户仅需提供设计草图和目标风格图就能获得具有三维形态的造型效果图; 苏兆婧等^[7]利用深度学习技术实现了产品类别和造型感性语义的自动标注, 消除了评价过程中的个体差异, 提高了感性评价效率和准确度, 并以吹风机为例进行了验证。

1.2 自然语言处理

自然语言处理(Natural Language Processing, NLP)是让计算机像人一样理解和处理自然语言的学科, 融合了多个领域的知识, 主要依赖于机器学习技术。常用方法包括基于规则、统计和深度学习等。随着互联网和社交媒体的发展, 人们可以随时在网络上发表对于产品和服务的评论。用户评论已经成为了消

图 1 机器学习、深度学习、强化学习等与人工智能的关系^[8]Fig.1 Relationship between machine learning, deep learning, reinforcement learning and artificial intelligence^[8]

费者在购买决策过程中的重要参考依据。提取和分类这些具有情感色彩和倾向性的信息,有助于企业更好地理解消费者需求,以改进产品。因此,利用自然语言处理技术来分析用户喜好对情感产品的开发具有重要的意义。苏建宁等^[9]以加湿器为对象,应用词频-逆向文件频率、词向量模型等自然语言处理技术,确定产品外观设计目标感性意象,获得感性意象评价参数,结合筛选网络自然语言中的喻体名词,构建外部激励库,通过形状融合对产品外观进行优化;高新勤等^[10]以笔记本电脑为研究对象,利用自然语言处理技术对用户评论数据进行处理生成词向量空间,通过构建用户极性词典以及产品特征获取对产品进行感性评价的方法,以提高感性评价的科学性;林丽等^[11]利用文本挖掘技术、参数化曲线法结合随机森林算法提出基于网络评价的产品感性意象无偏差设计方法,以三厢汽车为例进行验证。

1.3 计算机视觉与图像处理

计算机视觉(Computer Vision, CV)是1种涉及图像和视频分析的方法,旨在让计算机能够模拟人类视觉的能力,从而自动从数字图像或视频中提取有用的信息。其原理是通过摄像头、数据和算法,根据获得的几何信息或概率统计来识别物体和推理,关键技术包括深度学习、卷积神经网络(CNN)等。目前,计算机视觉已广泛应用于制造、医疗、自动驾驶等行业。随着深度学习技术的发展以及互联网中图片、视频数据的膨胀,基于图片、视频等形式的视觉情感分析成为了当前研究的热点。图像处理(Image Processing, IP)是利用计算机算法对图像进行分析和处

理,以满足视觉、心理或其他要求,主要功能包括特征的感知、提取、筛选以及推理预测和识别。感知和分析图像中的特征,提取有用特征,筛选最佳特征,进行模式识别和预测,最终实现目标物体或场景的识别和分类。早在1964年,美国喷气推进实验室就应用图像处理技术对太空传回的月球照片进行处理,以改善图片质量。常见的图像处理软件有Adobe的Photoshop系列、Nikon Capture NX2、彩影等。如今,随着图像处理技术的发展,已经可以实现更多方面的应用,比如辅助创新设计、设计方案实现等。王仁武等^[12]基于深度学习的图片情感分析对社交网络中海量图像和视频的情感和语义进行分类,对用户情感需求进行预测,对人类行为数据挖掘等方面有着重要的现实意义;孟祥瑞等^[13]认为多模态融合进行情感分析成为了新的研究热点,实验证明图像与文本之间的特征存在相关性;李怡等^[14]提出一种基于深度学习的图像处理技术的造型创新设计方法,通过对大数据获取的图像进行筛选、分类标签,利用生成对抗网络技术进行风格迁移,在原图基础上生成新图像,为设计师提供参考,提高设计效率;林洁等^[15]以铅笔画生成为对象,利用图像处理技术美化铅笔画草图创作过程,作品经过处理后与铅笔手绘效果更加接近,且平均创作速度达到每张只需0.6 s,大大提高了创作效率。

1.4 模式识别

模式识别(Pattern Recognition, PR)是指通过计算机对表征事物或现象的各种信息进行自动处理和判读。研究内容主要是对语音、文字、图片、生理信号、符号等具体模式进行识别和分类,还包括脑网络

组、类脑智能等研究方向。相比于机器学习根据海量样本训练来发现特征以判断事物, 模式识别是通过各种特征描述来使得计算机对未知事物进行判断。模式识别的应用领域包括生物认证、文字识别、语音识别、医学诊断等方面。无人驾驶和情感机器人的快速发展, 得益于双模态或多模态的人机情感交互技术的广泛应用, 机器人通过语音、面部表情、姿势等多种信号来源开展情感计算, 促进了人机交互的自然流畅。

李锦瑶等^[16]将深度学习应用于基于脑电图 (EEG) 的情绪识别, 相比面部表情、语音或其他生理信号, 利用脑电进行情绪识别具有时间分辨率高、成本低、识别效果好、可靠性高的优势; 闫静杰等^[17]提出了一种针对人脸表情和语音的双模态情感识别的特征融合方法, 能够比单模态取得更高的识别率。情感识别研究对未来的情感机器人、无人驾驶等技术发展有着重要的作用, 能让人机交互更加和谐、智能。在未来, 基于多模态的情感识别将会是新的研究热点。

1.5 专家系统

专家系统是一种智能计算机程序系统, 它从人类专家那里提取知识, 并将其应用于计算机程序中进行知识处理, 用来处理定量和定性数据, 模拟人类专家的决策过程。专家系统主要用于替代人工处理复杂问题, 可以被视作“知识库”和“推理机”的结合。世界上第 1 个专家系统 Dendral 于 1965 年问世, 经过不断的发展, 到 20 世纪 80 年代末, 出现了基于框架的专家系统, 由于具有更好的描述行为对象信息的能力, 基于框架的专家系统可以处理比基于规则的专家系统更复杂的问题。与此同时, 专家系统也暴露出一些问题, 如应用领域有限、知识录入困难等。由于专家系统想实现人类的思维过程和行为的目标几乎要涉及到所有自然科学和社会科学学科, 因此现有的发展方向是构建分布式专家系统或协同式专家系统, 通过把一个专家系统功能分解到多个处理器并行工作, 或若干个子专家协作共同解决一个问题。张超等^[18]以汽车内饰材质为研究对象, 运用可拓学和感性工学建立专家系统, 实现了用户情感意象与材质三要素的可拓推理, 辅助设计人员输出设计方案, 实现了设计智能化, 提高了设计的效率和发挥空间。

2 人工智能在感性工学中的应用

2.1 情感意象获取

在开展感性工学研究过程中 (如图 2 所示), 准确地获取用户情感意象是影响转化结果的关键步骤。用户意象的获取一般采用人工问卷调查的方式对感性词汇进行收集和分类、筛选产品特征样本、制作问卷、计算问卷信效度、测试, 并将获得的数据应用统计分析法分析以获取用户情感意象。常用方法如语义差分法、层次分析法、数量化理论等。然而, 由于语

言和情绪的多样性和模糊性, 依赖人工的方式往往存在主观误差, 部分情绪的增长是非线性的, 因此采用传统线性回归方式并不能满足研究要求。

为了克服上述难题, 感性工学在这一阶段开始使用大量的计算机技术和机器学习工具来进行分类和拟合工作, 如支持向量机、支持向量回归、软最大回归、最近邻、分类与回归树、多元回归模型、逻辑回归分析、深度信念网络、MLP 人工神经网络、长期和短期记忆神经网络、深度学习等。其中由于深度学习能够具备自主提取相关特征信息的能力, 能够从海量数据中, 通过多层结构获得数据的非线性和复杂关系, 因此得到了广泛应用。LI 等^[19]应用了 5 种机器学习算法, 包括支持向量机 (SVM)、支持向量回归 (SVR)、分类回归树 (CART)、多层感知器 (MLP) 和岭回归 (RR), 从在线客户评论中提取和度量用户对产品的情感反应; YAN 等^[20]以校园快递服务为例, 为行为服务设计提出一种不确定的感性工学 (KK) 方法, 将设计属性、情感需求和整体满意度联系起来, 采用多项式逻辑回归建立设计属性和情感属性之间的不确定关系, 提出定量 Kano 模型以对反映积极情绪和消极情绪“得失”效应的不对称非线性满意度函数进行建模; WANG 等^[21]提出 1 种启发式深度学习方法, 该方法结合了基于规则的提取和深度学习的结果来对多个情感属性进行分类。作者利用 Amazon.com 中提供的产品评论进行了实验, 方法的准确率在 86% 以上, 优于基线方法。提取的信息可以帮助客户和产品设计师从情感的角度理解客户的评论, 并帮助他们做出决策。

除采用机器学习技术来处理用户情绪的分类、量化、拟合问题外, 由于人对产品的认知是更为内隐的心理反应, 具有主观性、模糊性、差异性等特点, 对收集和识别用户情绪和感性评价数据的精确性有了更高的要求。研究人员开始将生理信号测量与心理认知测量相结合, 应用传感器、计算机、机器学习等技术对用户感性意象开展定量研究。通过生理信号测试与机器学习技术相结合, 能够更准确地量化和翻译用户的内隐性认知, 提高数据的有效性。常见方法包括: 脑电法、事件相关电位法、眼动法、面部表情系统、功能磁共振成像等。SHI 等^[22]提出了 1 种基于价值感觉 (Valence-arousal) 的元感性建模方法, 该方法与功能磁共振成像 (fMRI) 集成在一起。

然而, 问卷调查与生理信号测量都属于劳动密集型活动, 存在耗时耗力、缺乏灵活性且可用数据规模通常较小等缺点。更重要的是, 由于情感的抽象性和意象认知的复杂性, 无论采用何种手段, 被测人员通常会受认知差异、测试环境等因素影响, 导致测试结果出现误差。有时, 调查的对象也可能不是产品的目标用户。为了提高工作效率并获取更广泛、更真实的用户感性意象, 通过海量数据分析用户群体特点及其

差异性,其趋势是使用网络用户评论。这主要是因为在线评论中通常含有有关产品直接的使用体验和实时的情感表达,能够为产品的情感化研究提供丰富的样本信息。这种研究方法也被称为情感分析,由NASUKAWA和YI在2003年提出^[23]。通过对海量用户的评价进行情感分析,能够从数据中分析提取用户对产品属性的态度和情感,量化用户对产品和竞品的偏好程度,从而帮助产品改进和迭代。LAI等^[24]利用互联网数据收集用户对新能源汽车外观设计的需求,探索用户生成评论中的隐藏关系;JIAO等^[25]提出了1种从在线产品评论中提取感性知识的方法,并通过关系抽取方法建立了产品设计特征与用户感知评价之间的关系模型,以畅销鼠标为例进行了验证;LIU^[26]对情感分析的定义进行了明确,对自然语言处理中的不同任务,例如:情感分类、观点信息提取、观点摘要、情感检索等,进行了剖析和探索,并给出了多个解决方案。

同时,用户表达的形式开始从文字向表情包、图文融合、视频等形式快速转变,对这些信息进行情感分析以获取用户情感特征成为了新的研究热点。SU等^[27]应用卷积神经网络,根据图像数据来预测用户的意见。相对于传统基于问卷与生理信号测试方式,基于大数据的情感分析能够时刻追踪用户情绪变化,通过大数据分析以预测产品流行趋势,为设计师提供决策支持,使得开发一种数据驱动的、实时的感性工程方法以实现系统自我完善和智能设计成为了可能。

2.2 产品设计特征提取

产品设计特征的有效获取对提高用户意象与产品设计特征映射模型的精度,并准确向新产品传递特定的情感有着重要影响。其过程主要包括样本收集和特征要素提取两部分。首先,收集产品样本,进行归纳分类,确定具有代表性的设计特征;其次,通过具体的方法分解设计特征,获得具体设计要素,包括定性或定量提取,方法包括形态分析法、外观基因法、眼动实验法、参数化建模、实物测量法等。然而,在样本收集以及产品特征标注上目前主要依赖设计师的经验和直觉,而通过参数化方式明确产品特征的方式,其操作过程复杂且成本高昂,得到的产品特征种类和数量有限,无法完整描述产品特征因素。因此,通过使用人工智能技术辅助提取产品设计特征,是未来的发展方向。

对现有样本的处理,可以通过计算机视觉和图像处理技术结合深度学习来进行产品样本分类和特征提取,常见的图像分类工具有径向基函数神经网络、Elman神经网络、通用回归神经网络、BP神经网络、卷积神经网络以及深度残差网络等。CHEN等^[28]建立了一种更高效的座舱情绪评价系统,应用神经网络构建情感模型,用以评估飞机座舱内部设计的情绪预测;ISHIHARA等^[29]利用二维FFT(快速傅里叶转移)

和卷积神经网络分析纹理特征与用户情感之间的关系;裴卉宁等^[30]提出了基于胶囊网络形态设计决策模型,利用人工智能方法构建多视角图像数据集,通过卷积层和动态路由算法生成具有丰富语义特征的主胶囊,从而提高产品形态设计决策的准确率。

随着生成式AI的出现,利用人工智能技术生成相应样本特征(AI Generated Content, AIGC)也是1种新的方式。AIGC能够实现文本到图像、图像到图像之间的变换,不仅有着更高的效率和更低的产出成本,其内涵的范围也比人工方式更加全面。DALL·E2、Stable Diffusion、Midjourney等可以根据用户描述实现相应的图像生成,并提供开源组件插件实现个性化使用,在短时间内能够帮助设计人员快速获得大量的、多种风格的创意图像,穷举产品相关设计特征。

利用三维测量和计算机视觉技术对产品特征进行量化提取也值得关注,由于计算机视觉技术在测量产品形态指标方面具有明显的优势,不仅可以提高测量效率和精度,还具备实现自动化、非接触性和数据可追溯性等优势。如三维视觉测量技术^[31]能够获取三维物体的形貌数据以客观描述物体形态,目前已广泛应用在精密制造、汽车、航空航天、医疗以及文物保护等领域。

总之,利用人工智能技术可以帮助设计师自动生成、分析、测量不同产品和设计特征来支持映射模型的构建,能够大大提高工作效率和精度,帮助并构建更具情感吸引力和令人满意的产品。

2.3 映射模型构建

构建映射模型主要用来模拟用户感性意象与产品设计要素映射关系,是将目标情感转译于产品设计中的关键。最初构建模型主要依赖人工方法,如类别识别(I型感性);或使用数理统计工具,如线性回归、量化理论(I型);又或使用计算机程序,如遗传算法、模糊逻辑等。其中由于机器学习技术能够自动对数据进行分析处理,显著提高工作效率,降低人为错误风险并提高可复现性,因此得到了广泛应用,如分类与回归树、决策树、粗糙集感性、模糊语言学、Logistic回归、灰色模糊模型、随机森林、朴素贝叶斯、支持向量回归、类关联规则、岭回归、多层感知器、支持向量机、BP神经网络等。DING等^[32]提出了1种基于XGBoost的产品色彩情感设计评价方法,以健身车色彩与尘螨控制器为例,验证了模型的有效性,并与多元线性回归(MLR)模型和反向传播神经网络(BPNN)模型进行了对比;SAKORNSATHIEN等^[33]采用决策树分类技术,将每个用户的风格和偏好作为分类因素,使用K-means技术将数据库聚类,以完成从特定的目标群体中收集数据,从而提供更准确的设计元素预测;XUE等^[34]对列车座椅形态与色彩设计进行实验研究,通过构建产品形态与色彩设计的GRA-Fuzzy逻辑子模型,提出了1种基于感性工理学

论框架的产品形象设计系统的混合研究方法; LI 等^[35]针对满足多种情感反应的产品多目标优化问题, 提出了 1 种针对感性工程系统的后验偏好衔接方法, 以花瓶形状设计案例进行了验证; 林丽等^[36]提出 1 种结合眼动赋权、脑电意象认知、岭回归建立产品形态感性工学模型构建方法, 以壁挂式充电桩机身形态为例进行了验证; 刘月林等^[37]利用三角模糊理论与 BP 神经网络提出一种意象造型设计方法, 以腰椎牵引器造型为例, 实现了产品造型元素组合的最优解, 验证了方法的可行性。

然而, 基于传统算法的机器学习技术难以处理高维和非线性数据, 因此存在局限性。虽然设计人员大量使用人工神经网络来建立映射模型, 如 BP 神经网络的应用最为突出, 但其存在学习速度较慢、解决多输入问题困难、容易陷入局部最优解、非线性数据表达能力有限等问题, 传统机器学习算法仍然有着一定的局限性。深度学习网络的自动特征学习能力以及更强的非线性处理能力, 可以克服上述一些限制, 如卷积神经网络 (CNN)、循环神经网络 (RNN)、深度残差学习网络 (ResNet)、自组织映射网络 (SOM) 等。曹书元等^[38]将在线产品评论和 TextCNN 相结合提出机械产品感性评价方法; KIM 等^[39]从在线评论中提取用户的情感变量, 并使用自组织地图 (SOM) 进行分类, 以躺椅为研究对象验证了该方法可以高效地收集和分析客户的情感体验。

其他类型的深度学习算法, 如迁移学习、深度强化学习等, 在未来也可能用于 KE 模型构建。迁移学习是指利用从一个任务或领域学到的知识将其应用于另一个任务或领域。研究人员通过图像或语音数据

集对映射模型进行预训练, 然后再根据较小的数据集 (如具体的问卷调查) 来建立精确模型, 以此降低训练成本。深度强化学习构建映射模型可以实现模型根据用户情绪和感官变化设置奖励信号以实现模型的自我优化。

一般在构建模型后, 研究人员通常使用智能算法对模型进行优化和完善, 在提高模型评价准确性的同时寻找最优解。常见的算法包括: 遗传算法、群智能算法、进化算法、模糊算法、深度卷积生成对抗神经网络、脉冲神经网络、多目标优化算法等。WANG 等^[40]利用 BPNN 识别设计变量与用户需求之间的关系, 构建预测模型, 采用非支配排序遗传算法-II 作为多目标进化方法, 得到满足用户多维需求的帕累托最优解, 以电动自行车为例进行了验证; WANG 等^[41]提出 1 种基于犹豫和模糊卡诺模型 (FKM) 的区间交互遗传算法的工程科学研究方法, 以探索用户对产品形态的情感需求, 并推动产品建模演化设计; GAN 等^[42]将深度卷积生成对抗网络 (DCGAN) 引入感性工程方法中, 建立基于手动创建的社交机器人图像数据集, 训练 DCGAN 模型自动生成新颖的设计图像, 以社交机器人设计为例, 验证了该方法的有效性; DING 等^[43]用了卷积神经网络和搜索神经网络来建立产品颜色与用户情感意象之间的复杂关联模型, 并开发了 1 套适用于实际设计问题的产品色彩设计系统, 以家庭服务机器人为例验证了方法的可行性。

总体而言, 机器学习技术结合相关优化算法能够显著提高映射模型构建的有效性、准确性和可靠性, 帮助设计师和研究人员更深入地理解用户情感需求, 从而进一步扩大了该领域的创新潜力。

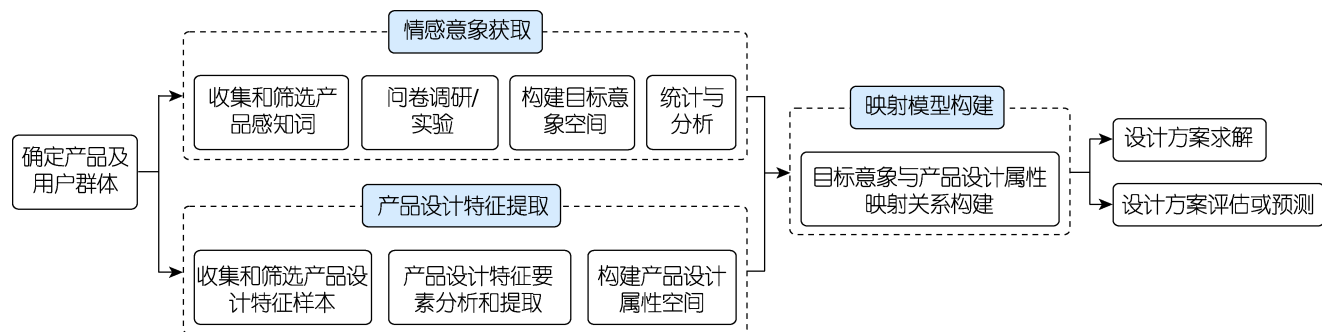


图 2 感性工学研究的一般流程

Fig.2 General process of Kansei engineering research

3 问题与展望

通过对国内外现有感性工学研究进行分析和对比, 梳理人工智能技术在感性工学中的应用, 未来感性工学研究趋势将通过建立多专家合作技术, 以设计思维和方法为指导, 以人工智能为手段, 实现全面精准的用户感性意象获取, 对设计特征进行解耦和量化, 建立更精确的映射模型, 结合各类自动生成机制, 实现感性设计全过程的智能化 (如图 3 所示)。

通过更先进的数据挖掘和自然语言处理、计算机视觉技术应用、多模态生理心理信号融合, 利用互联网大数据分析用户评论和反馈中所表达的情绪, 广泛收集并精确提取真实的用户感性意象, 建立更大规模的高质量数据库, 实时捕捉追踪用户情感意象变化, 为模型训练提供更为灵活的数据选择。情感分析的应用仍然处于初级阶段, 借助情感分析来进行情感产品开发仍然较少, 研究成果主要基于技术角度, 且主要集中在极性分类上^[44], 情感细节和产品细节仍然欠

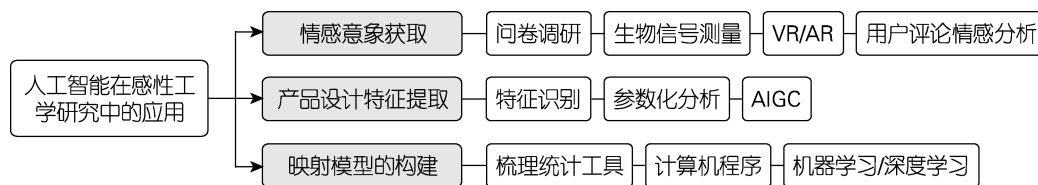


图3 人工智能在感性工学研究中的应用

Fig.3 Application of artificial intelligence in Kansei engineering research

缺。情感意象词典的构建仍需要人工确认来提高精确性,还有主观性强、时效性低等突出问题。不同研究对象或领域之间存在语言描述差异,通用性较差,往往需要单独构建。

在感性工学模型构建方面,缺乏对不同类型用户之间的区分和相关性研究。通过分析用户群体之间的差异,将用户特征整合到模型中,对提高模型的适用性有着重要意义,这也意味着需要更多精确的数据。在应用机器学习构建感性模型过程中,经常遇到过拟合和欠拟合等问题,因此除了获取大量能够反映用户真实意象的数据外,还需要研究人员选择适合的算法模型以及训练技巧。这意味着大量的专业知识和高昂的训练成本。如何提高模型的通用性以提高训练效率成为了1个现实的问题。值得关注的是元强化学习算法^[45],通过寻找不同产品之间的知识关联性,降低新任务的学习成本,从而有效提高模型学习速度,为感性工学实现更广泛、灵活的应用提供了多种可能。

随着深度学习技术的深入和推广,通过将虚拟现实(VR)和增强现实(AR)技术引入感性工学研究,以创建沉浸式虚拟环境,模拟用户对不同设计配置的情感反应成为了可能。由于人与人造物交互过程中产生的内隐性心理反应,往往受被测者生理、地域、被测环境、受教育程度等背景因素的影响,因此通过结合增强现实、虚拟现实技术,降低用户在测试中由仪器或环境带来的影响。与草图和图片相比,基于VR的预测模型在预测用户情绪偏好方面更加准确可靠^[46]。

人工智能技术在经历前期技术积累和迭代后,以ChatGPT为代表的生成式AI现已进入爆发式的发展阶段,掀起了新一轮“AI革命”。AIGC(AI Generated Content),即人工智能生产内容的出现极大地降低了自主创作和内容生产的门槛,可用于代码生成、文本问答、图像生成等。将AIGC应用于感性工学研究,通过智能生成软件根据特定描述生成相关内容,通过短时间内创建大量产品样本来进行用户调研,能够帮助研究人员深入了解客户对不同产品的情感关联和感受,并对产品进行改进和迭代。

然而,AIGC也存在一些问题。首先,由于缺乏人的创造力和情感认知,主要依赖人的信息输入以及现有数据来开展“组合式创新”,生成的内容可能会显得平淡乏味,缺乏个性和艺术性;其次,由于技术限制和数据偏差,生成的内容可能存在一定的误差,影响内容的准确性和可信度。生成式AI目前存在的

部分问题,可以通过模型参数量和训练数据量的增加来完成模型的快速迭代和补充,并根据目标领域和内容进行相关优化来提高应用效率和准确度。在未来,生成式AI能够大幅提高产出效率、降低产出成本、提供远超人类脑力容量的拓展性等,会加速推动设计行业向智能设计的转变。

4 结论

通过整理国内外相关文献,梳理了人工智能基础相关研究,从感性工学研究流程角度总结人工智能技术在产品情感化设计中的应用现状、存在的问题以及发展趋势。人工智能技术在感性工学研究过程中的广泛应用,能够更加全面精确地获取和量化用户情感认知并将其转化成设计信息,实现特定情感从产品到用户之间的有效传递,大大地提高了情感产品开发的效率和有效性。随着以ChatGPT、Midjourney为代表的生成式AI的出现,感性工学研究的重点将从用户情感意象获取、产品设计特征提取、映射模型构建,向用户情感需求的理解和定义、创造性思维、情感模型的整合以及人工智能输入细节等方向发展。在未来,通过利用人工智能强大的数据收集、整合和设计表现能力,能够更加全面、精确、高效地开展情感产品设计开发,推进感性工学研究向更深、更广范围方向发展。

参考文献:

- [1] 吕文晶,陈劲,刘进.政策工具视角的中国人工智能产业政策量化分析[J].科学学研究,2019,37(10):1765-1774.
LYU Wen-jing, CHEN Jin, LIU Jin. A Quantitative Analysis of China's Artificial Intelligence Industry Policy from the Perspective of Policy Tools[J]. Studies in Science of Science, 2019, 37(10): 1765-1774.
- [2] 丁满,程语.产品色彩感性工学设计研究现状[J].机械设计,2022,39(7):122-128.
DING Man, CHENG Yu. Research Status of Product Color Design Based on Kansei Engineering[J]. Journal of Machine Design, 2022, 39(7): 122-128.
- [3] DA X L, LU Y, LI L. Embedding Blockchain Technology into IoT for Security: A Survey[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2021, 8(13): 10452-73.
- [4] 胡越,罗东阳,花奎,等.关于深度学习的综述与讨

- 论[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 1-19.
- HU Yue, LUO Dong-yang, HUA Kui, et al. Overview on Deep Learning[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2019, 14(1): 1-19.
- [5] 王亚辉, 余隋怀, 陈登凯, 等. 基于深度学习的人工智能设计决策模型[J]. 计算机集成制造系统, 2019, 25(10): 2467-2475.
- WANG Ya-hui, YU Sui-huai, CHEN Deng-kai, et al. Artificial Intelligence Design Decision Making Model Based on Deep Learning[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2019, 25(10): 2467-2475.
- [6] 邓正根, 吕健, 刘翔, 等. 基于 StyleGAN 的草图生成产品设计效果图方法研究[J]. 包装工程, 2023, 44(6): 188-195.
- DENG Zheng-gen, LYU Jian, LIU Xiang, et al. StyleGAN-based Sketch Generation Method for Product Design Renderings[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(6): 188-195.
- [7] 苏兆婧, 余隋怀, 初建杰, 等. 面向云服务平台的产品感性评价及标注模型[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(3): 868-877.
- SU Zhao-jing, YU Sui-huai, CHU Jian-jie, et al. Evaluation and Annotation Model of Product Kansei Attributes on Cloud Service Platform[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(3): 868-877.
- [8] LI Y. Deep Reinforcement Learning: An Overview[J]. ArXiv preprint, 2017, 23: 1701-1714.
- [9] 苏建宁, 李菁楠, 邱凯, 等. 自然语义驱动的产品意象外观创新设计[J]. 机械设计, 2022, 39(10): 119-125.
- SU Jian-ning, LI Jing-nan, QIU Kai, et al. Innovative Design of Product Image Appearance Driven by Natural Semantics[J]. Journal of Machine Design, 2022, 39(10): 119-125.
- [10] 高新勤, 金雨昊, 王雪萍, 等. 基于在线评论挖掘的产品感性评价方法研究[J]. 现代制造工程, 2021(12): 13-20.
- GAO Xin-qin, JIN Yu-hao, WANG Xue-ping, et al. Research on Product Perceptual Evaluation Method Based on Online Review Mining[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2021(12): 13-20.
- [11] 林丽, 张云鹏, 牛亚峰, 等. 基于网络评价数据的产品感性意象无偏差设计方法[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2020, 50(1): 26-32.
- LIN Li, ZHANG Yun-kun, NIU Ya-feng, et al. Unbiased Design Method for Product Kansei Image Design Based on Network Evaluation Data[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2020, 50(1): 26-32.
- [12] 王仁武, 孟现茹. 图片情感分析研究综述[J]. 图书情报知识, 2020(3): 119-127.
- WANG Ren-wu, MENG Xian-ru. Review of Image Sentiment Analysis[J]. Documentation, Information & Knowledge, 2020(3): 119-127.
- [13] 孟祥瑞, 杨文忠, 王婷. 基于图文融合的情感分析研究综述[J]. 计算机应用, 2021, 41(2): 307-317.
- MENG Xiang-rui, YANG Wen-zhong, WANG Ting. Survey of Sentiment Analysis Based on Image and Text Fusion[J]. Journal of Computer Applications, 2021, 41(2): 307-317.
- [14] 李怡, 刘丽君. 基于大数据图像处理的产品造型智能设计探索[J]. 包装工程, 2021, 42(14): 179-184.
- LI Yi, LIU Li-jun. Intelligent Design of Product Modeling Based on Big Data Image Processing[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(14): 179-184.
- [15] 林洁, 陈欢. 图像处理技术在平面设计中的应用研究[J]. 现代电子技术, 2019, 42(15): 63-67.
- LIN Jie, CHEN Huan. Application of Image Processing Technology in Graphic Design[J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(15): 63-67.
- [16] 李锦瑶, 杜肖兵, 朱志亮, 等. 脑电情绪识别的深度学习研究综述[J]. 软件学报, 2023, 34(1): 255-276.
- LI Jin-yao, DU Xiao-bing, ZHU Zhi-liang, et al. Deep Learning for EEG-based Emotion Recognition: A Survey[J]. Journal of Software, 2023, 34(1): 255-276.
- [17] 闫静杰, 卢官明, 李海波, 等. 基于人脸表情和语音的双模态情感识别[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2018, 38(1): 60-65.
- YAN Jing-jie, LU Guan-ming, LI Hai-bo, et al. Bimodal Emotion Recognition Based on Facial Expression and Speech[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2018, 38(1): 60-65.
- [18] 张超, 魏昕, 邹方镇. 汽车内饰材质感性设计可拓推理方法[J]. 机械设计, 2020, 37(9): 120-127.
- ZHANG Chao, WEI Xin, ZOU Fang-zhen. Extension Reasoning Method for Perceptual Design of Automobile Interior Material Quality[J]. Journal of Machine Design, 2020, 37(9): 120-127.
- [19] LI Z, TIAN Z G, WANG J W, et al. Extraction of Affective Responses from Customer Reviews: An Opinion Mining and Machine Learning Approach[J]. International Journal of Computer Integrated Manufacturing, 2020, 33(7): 670-85.
- [20] YAN H B, LI M. An Uncertain Kansei Engineering Methodology for Behavioral Service Design[J]. IIE Transactions, 2021, 53(5): 497-522.
- [21] WANG W M, WANG J W, LI Z, et al. Multiple Affective Attribute Classification of Online Customer Product Reviews: A Heuristic Deep Learning Method for Supporting Kansei Engineering[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2019, 85: 33-45.
- [22] SHI F, DEY N, ASHOUR A S, et al. Meta-KANSEI Modeling with Valence-arousal fMRI Dataset of Brain[J]. Cognitive Computation, 2019, 11: 227-40.
- [23] NASUKAWA T, YI J. Sentiment Analysis: Capturing Favorability Using Natural Language Processing[C]// Proceedings of the 2nd International Conference on Knowledge Capture, Sanibel Island: Association for Computing Machinery, 2003:112-117.
- [24] LAI X, ZHANG S, MAO N, et al. Kansei Engineering for New Energy Vehicle Exterior Design: An Internet

- Big Data Mining Approach[J]. Computers & Industrial Engineering, 2022, 165: 107913.
- [25] JIAO Y, QU Q X. A Proposal for Kansei Knowledge Extraction Method Based on Natural Language Processing Technology and Online Product Reviews[J]. Computers in Industry, 2019, 108: 1-11.
- [26] LIU B. Sentiment Analysis: Mining Opinions, Sentiments, and Emotions[J]. Computational Linguistics, 2016, 42(3): 595-598.
- [27] SU Z, YU S, CHU J, et al. A Novel Architecture: Using Convolutional Neural Networks for Kansei Attributes Automatic Evaluation and Labeling[J]. Advanced Engineering Informatics, 2020, 44: 101055.
- [28] CHEN Y, YU S, CHU J, et al. Evaluating Aircraft Cockpit Emotion through a Neural Network Approach[J]. AI EDAM, 2021, 35(1): 81-98.
- [29] ISHIHARA S, NAGAMACHI M, MATSUBARA T, et al. 2D FFT and AI-based Analysis of Wallpaper Patterns and Relations between Kansei proceedings of the Advances in Affective and Pleasurable Design[C]// Proceedings of the AHFE 2019 International Conference on Affective and Pleasurable Design, Washington: Springer, 2019:138-147.
- [30] 裴卉宁, 黄雪芹, 李海涛, 等. 基于胶囊网络的产品形态设计决策模型[J]. 计算机集成制造系统, 2022, 28(3): 853-863.
- PEI Hui-ning, HUANG Xue-qin, LI Hai-tao, et al. Decision Model of Product Form Design Based on Capsule Network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2022, 28(3): 853-863.
- [31] 张宗华, 刘巍, 刘国栋, 等. 三维视觉测量技术及应用进展[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(6): 1483-1502.
- ZHANG Zong-hua, LIU Wei, LIU Guo-dong, et al. Overview of the Development and Application of 3D Vision Measurement Technology[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(6): 1483-1502.
- [32] DING M, ZHAO L, PEI H, et al. An XGBoost-based Evaluation Methodology of Product Color Emotion Design[J]. Journal of Advanced Mechanical Design, Systems, and Manufacturing, 2021, 15(6): 75-86.
- [33] KITTIPONG S, SUKREE S, PONGPUN A. Application of Kansei Engineering and Data Mining in Developing an Ingenious Product Co-design System[J]. International Journal of Machine Learning and Computing, 2019, 9(1): 67-74.
- [34] XUE L, YI X, ZHANG Y. A Hybrid Approach of the Product Image Design of Train Seats Based on Kansei Engineering Theory[J]. International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 2020, 16(3): 813-29.
- [35] LI Y, SHIEH M D, YANG C C. A Posterior Preference Articulation Approach to Kansei Engineering System for Product form Design[J]. Research in Engineering Design, 2019, 30: 3-19.
- [36] 林丽, 尹鑫, 郭主恩, 等. 基于眼动赋权及脑电意象认知的产品形态感性工学模型研究[J]. 包装工程, 2022, 43(14): 37-44.
- LIN Li, YIN Xin, GUO Zhu-en, et al. KE Model of Product Form Based on Eye-tracking Weighting and Image Cognition by EEG[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(14): 37-44.
- [37] 刘月林, 王习羽, 王剑. 基于三角模糊和BP神经网络的产品意象造型设计[J]. 包装工程, 2021, 42(14): 185-193.
- LIU Yue-lin, WANG Xi-yu, WANG Jian. Product Image Modeling Design Based on Triangular Fuzzy and BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(14): 185-193.
- [38] 曹书元, 耿秀丽. 基于在线产品评论和 TextCNN 的机械产品感性评价方法[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(5): 189-94.
- CAO Shu-yuan, GENG Xiu-li. Perceptual Evaluation Method of Mechanical Products Based on Online Product Review and TextCNN[J]. Machine Design & Research, 2022, 38(5): 189-94.
- [39] KIM W, KO T, RHIU I, et al. Mining Affective Experience for a Kansei Design Study on a Recliner[J]. Applied Ergonomics, 2019, 74: 145-153.
- [40] WANG T, SUN X, ZHOU M, et al. Construction of a Novel Production Develop Decision Model Based on Text Mined[C]//International Conference on Human-Computer Interaction. Cham: Springer International Publishing, 2021: 128-143.
- [41] WANG T, ZHOU M. A Method for Product Form Design of Integrating Interactive Genetic Algorithm with the Interval Hesitation Time and User Satisfaction[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2020, 76: 102901.
- [42] GAN Y, JI Y, JIANG S, et al. Integrating Aesthetic and Emotional Preferences in Social Robot Design: An Affective Design Approach with Kansei Engineering and Deep Convolutional Generative Adversarial Network[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2021, 83: 103128.
- [43] DING M, CHENG Y, ZHANG J, et al. Product Color Emotional Design Based on a Convolutional Neural Network and Search Neural Network[J]. Color Research & Application, 2021, 46(6): 1332-1346.
- [44] YAN H B, LI Z. Review of Sentiment Analysis: an Emotional Product Development View[J]. Frontiers of Engineering Management, 2022, 9(4): 592-609.
- [45] 赵春宇, 赖俊. 元强化学习综述[J]. 计算机应用研究, 2023, 40(1): 1-10.
- ZHAO Chun-yu, LAI Jun. Survey on Meta Reinforcement Learning[J]. Application Research of Computers, 2023, 40(1): 1-10.
- [46] LIU X, YANG S. Study on Product Form Design via Kansei Engineering and Virtual Reality[J]. Journal of Engineering Design, 2022, 33(6): 412-40.