

基于深度学习的产品外观意象情感计算服务平台研究

窦金花^{1,2}, 覃京燕²

(1.天津理工大学, 天津 300384; 2.北京科技大学, 北京 100083)

摘要: **目的** 产品外观意象激发用户的情感体验, 成为影响消费者购买决策的重要因素。情感的主观性与意象的模糊性, 使产品外观意象与用户情感需求的有效映射成为产品设计的难题。产品外观具有多维特征, 传统产品意象研究多考虑产品部分特征, 需要人工标注产品特征, 样本量小, 造成设计方案与用户情感需求的偏差。针对这些问题提出解决方案, 减少产品情感研究中不确定性因素的干扰, 实现产品设计方案与用户意象需求的有效匹配。**方法** 提出构建基于深度学习的产品外观意象情感计算服务平台, 研究平台构建方法与关键技术。提出产品外观情感数据库建立方法和产品外观意象情感计算方法。构建产品外观意象情感计算模型, 实现更为精确的产品外观意象情感分类与情感特征识别。提出分析不同产品类型的产品外观情感特征权重, 研究产品特征对情感意象的贡献程度, 挖掘关键情感特征。研究面向用户情感需求的产品外观方案检索方法和技术, 以构建产品设计服务平台。**结论** 研究成果将为建立高效、人性化的产品外观意象设计协同服务平台提供参考, 从而简化设计师与用户的知识获取过程, 促进产品外观设计方案与用户意象需求的有效匹配。

关键词: 人工智能; 创新设计; 深度学习; 情感计算; 产品外观意象

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)06-0020-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.06.004

Affective Computing Service Platform of Product Appearance Image Based on Deep Learning

DOU Jin-hua^{1,2}, QIN Jing-yan²

(1.Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China;

2.University of Science and Technology of Beijing, Beijing 100083, China)

ABSTRACT: The product appearance image stimulates the user's emotional experience, which becomes a key factor to influence the consumer's purchasing decision. Considering the subjectivity of emotion and the ambiguity of image, how to realize the effective mapping of product appearance image and emotional needs becomes a difficult problem of product design. There are multi-dimensional features of product appearance. The traditional product image research often considers the partial features of the product and needs to manually mark the product features, and the sample size is small. These are likely to cause the design scheme to deviate from user's emotional needs. In response to these questions, the work aims to propose solutions which can reduce the interference of uncertainty factor in product's emotional research, and achieve the effective matching of product design schemes and user image requirements. A proposal was made to build a deep learning-based affective computing service platform of product appearance image to study the construction methods and key technologies of the platform. The establishment method of product appearance emotional database and the affective computing methods of product appearance image were proposed. The affective computing models of product appearance image were constructed to realize the emotion classification and emotion feature recognition more precisely. A proposal

收稿日期: 2020-01-20

作者简介: 窦金花 (1978—), 女, 黑龙江人, 博士生, 天津理工大学副教授, 主要研究方向为人机交互、信息设计、产品服务系统设计、文化遗产的可持续发展与设计创新等。

通信作者: 覃京燕 (1976—), 女, 四川人, 博士, 北京科技大学教授、博士生导师, 主要研究方向为人工智能与创新设计、交互设计、信息设计、大数据的信息可视化、可持续设计、数字文化遗产、数字娱乐等。

was made to analyze the emotion feature weight of the product appearance for different product types, and study the contribution of product features to emotional image to dig key emotion features. The retrieval methods and technologies of product appearance schemes oriented to users' emotional needs were studied to build a product design service platform. The research results will provide the reference for the establishment of an efficient and humane design collaborative service platform of product appearance image, thereby simplifying the knowledge acquisition process for designers and users, and promoting the effective matching of product appearance design schemes and user image requirements.

KEY WORDS: artificial intelligence; innovation design; deep learning; affective computing; product appearance image

体验经济时代,用户的情感体验已经成为消费决策的主导因素,设计师的重要工作是设计出满足用户的情感需求的产品。意象是人的心理表征,产品外观意象和情感特征是激发用户情感体验的重要因素。在产品设计中,如何实现产品外观意象与用户情感需求的有效匹配,以满足用户的情感需求,是对设计师的挑战。该问题的复杂性在于:(1)情感的主观性与抽象性特征使设计师难以获取用户真实的情感需求;(2)意象具有模糊性和不确定性,对产品外观意象情感价值的准确量化非常困难;(3)产品外观具有多维特征,特征之间相互关联,产品情感意象的关键特征难于挖掘;(4)情感的主观性、意象的模糊性、特征的多样性,以及三者之间的复杂关系,使设计师难以做出有效决策。传统产品意象研究中,较多考虑产品的部分特征,也有学者针对产品多维特征所表征的整体情感意象进行研究,但多基于小样本数据,且需要人工处理数据和标注产品特征。小样本数据使研究结果不具有普适性,人工标注产品特征工作繁琐,工作量巨大,且多考虑产品外观部分特征,不利于准确表征产品外观所呈现的情感意象。针对产品外观意象研究中存在的问题与局限,提出一种更为准确的产品外观意象情感计算方法,并构建面向用户情感需求的知识服务平台,以促进用户与设计师的沟通交流,有效辅助设计师进行设计决策。

1 产品外观意象情感计算研究

感性工学、人工心理理论和情感计算的研究与情感认知相关。Picard^[1-2]提出了情感计算的概念,并采用生理测量技术和方法获取了用户情感数据,结合脸部表情识别、生理反应机制等技术分析了情感。长町三生^[3]提出了感性工学理论,侧重感性意象的量化研究,将感性意象映射匹配产品设计特征。王志良^[4]提出了人工心理理论,人工模拟人的心理活动。情感计算的研究过程可以概括为三个方面:如何描述情感,即情感量化;如何描述研究对象,即特征;如何建立情感模型。

产品外观意象能够激发用户的情感体验并引发生理和心理的变化。学者通过不同方法对用户情感需求与产品外观意象进行了研究。郭伏等人^[5]运用事件相关电位方法,评估了用户对智能手机形态设计的偏

好。Ding 等人^[6]运用事件相关电位方法,识别了产品形态所激发的用户行为意图。虽然生理测量方法可以更精确地获取产品外观意象所激发的用户情感,但是该方法的主要问题是需要通过严谨的实验测量,用户样本量小。Chou^[7]提出了基于词计算技术的感性评价方法,通过模糊关系聚类方法从搜集到的感性词汇中提取一套感性属性。Huang 等人^[8-10]研究了情感化设计的感性词聚类、产品分类问题,以及识别情感相关产品属性的方法。苏建宁等人^[11-12]探索了产品意象造型的一些关键技术,研究了支持向量机、粒子群算法、神经网络、交互式进化算法等技术在产品意象造型设计中的应用。郭伏等人^[13]采用进化神经网络与感性工学研究方法,基于用户情感需求优化手机形态设计,建立了设计变量与用户意象的映射关系。Yadav 等人^[14]提出了模糊 Kano 模型,将客户的情感转化为可用的设计数据。陈鹏等人^[15]提出了运用感性工学与交互式遗传算法等方法进行产品配色感性设计。窦金花^[16]针对残疾人助行器产品,提出了建立感性词汇资料库,采用语义差异量表与主成分分析方法获取用户意象需求,进行助行器产品开发。屈庆星^[17]通过聚类分析、语义差异法、眼动追踪等技术,研究了产品外观情感意象多维设计特征提取方法。

上述研究主要集中于产品外观的情感语义与情感特征研究。前人多基于产品部分特征进行探索,而较少综合考虑产品外观意象的多维特征,所选测试用户和产品样本量较小,研究过程中需要人工处理数据或标注产品设计特征,在产品情感语义研究中,语义差异法应用广泛,但该方法容易融入用户的主观成分。上述研究结果的普适性与准确性有待提升。

2 基于深度学习的产品创新设计

深度学习是人工智能的研究热点和前沿方向,更加接近于人脑解释数据的机制。2006 年, Hinton 等人^[18]提出了深度信念网络训练方法,推动了深度学习迅速发展。深度学习方法往往基于大量样本,对比以往的机器学习方法,其突出特点在于可以用相对统一的结构处理各类异构数据,无需人工进行特征筛选,输入输出形式灵活。其上层层级之间的隐变量可以向不同空间映射,也就是说,针对某类任务训练好的神经网络,可以方便地适配到相似任务。

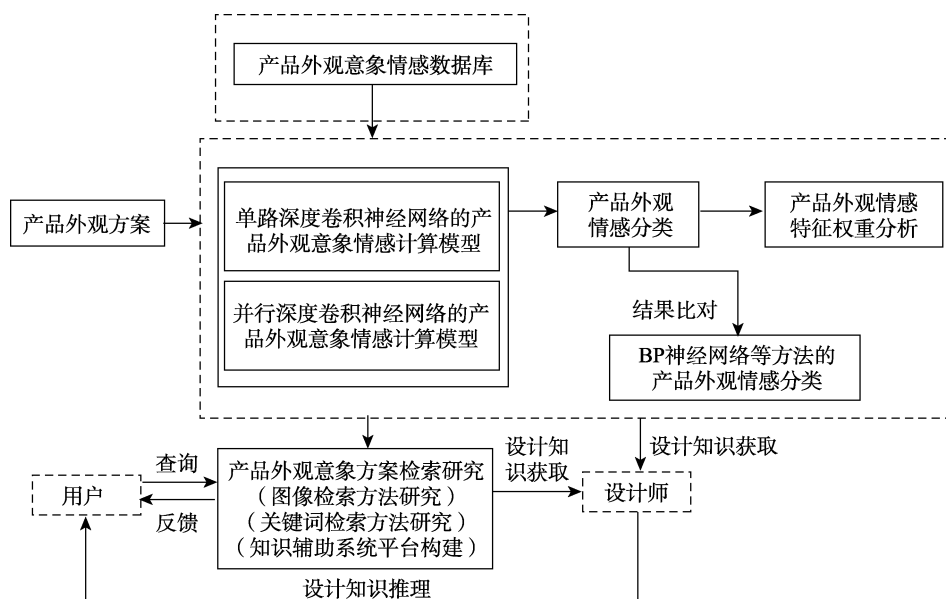


图 1 产品外观意象情感计算服务平台构建方法框架

Fig.1 Methodological framework for constructing the affective computing service platform of product appearance image

深度神经网络目前被广泛用于图像分类、图像识别、风格生成和创新设计等应用领域。覃京燕^[19]研究了人工智能对交互设计的影响,提出了人工智能辅助下的交互设计特征。胡洁^[20]呈现了人工智能驱动的艺术创新进展,提出了人工智能对艺术设计的驱动机制。Gatys 等人^[21]研究了基于深度神经网络的一种艺术风格生成新算法,通过该算法能够创造出不同风格的艺术作品。Krizhevsky 等人^[22]采用了卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNNs) 技术对海量图片进行分类,分类的准确性得到了提升。Simonyan 和 Zisserman^[23]研究了基于深度 CNNs 的一种大规模图像识别方法。王伟凝等人^[24]提出了一种并行深度 CNNs 模型进行图像美感评价的方法。王晓慧和覃京燕^[25]研究了 CNN、LSTM 等深度学习方法应用于产品的情感化设计。厉智等人^[26-27]提出了基于深度 CNNs 和哈希索引,实现了服装图像分类检索算法优化,提高了服装图像分类检索的效果。

以上研究表明,只要足够训练,深度神经网络经常能提取出比人工精心提取或设计的更好的特征表示,且分类结果更加准确。深度学习具有更加优异的特征学习能力,可以全面考虑产品外观多维情感特征。运用深度学习方法进行产品外观意象的情感计算研究,很多之前需要人工处理的数据与人工编码特征提取步骤,在深度学习中被同构的网络完全取代,简化了人的繁琐工作。深度学习模型具有较高的适配性,针对某类任务训练好的神经网络可以方便地适配到相似任务。基于大量产品样本数据,减少了感性研究的主观成分干扰。基于深度学习方法进行产品外观意象情感计算研究,能够辅助设计师快速准确地获取用户情感需求,建立用户情感需求与产品外观设计的有效映射,促进产品设计创新。

3 基于深度学习的产品外观意象情感计算服务平台构建方法

基于前人在产品意象设计、情感计算、感性工学、深度学习与图像分类等的研究成果,提出基于深度学习的产品外观意象情感计算服务平台的构建方法,见图 1。

3.1 产品外观意象情感数据库建立方法

搜集目标产品数据,产品数据主要来自于京东商城、ImageNet 数据库、淘宝、百度图库。对网络来源产品数据进行采集与分析,采用网络爬虫技术获取产品数据,构建情感挖掘模型与算法,挖掘产品外观情感关键词,对产品外观方案进行聚类/分类分析,并对分类后的产品方案进行情感标签的标注,最终获得大量具有情感标签的产品外观形态数据样本,通过上述方法,建立产品外观情感数据库。产品外观情感数据库的构建方法见图 2。

3.2 基于深度 CNNs 的产品外观意象情感分类方法

1) 深度 CNNs 模型建构。基于产品外观特征属性与情感标签数量,设计 CNNs 模型层级结构。通过产品外观情感数据库训练数据,训练深度学习模型,不断优化深度学习模型结构与算法,实现产品外观的情感特征提取与情感分类。

2) 产品外观意象情感计算方法的实验验证。基于训练后的 CNNs 模型,输入测试产品数据进行测试。将基于深度学习的产品外观意象情感分类结果和基于静态 BP 神经网络等方法的产品外观意象情感分类结果进行比对,对产品外观意象情感计算方法进行验证。

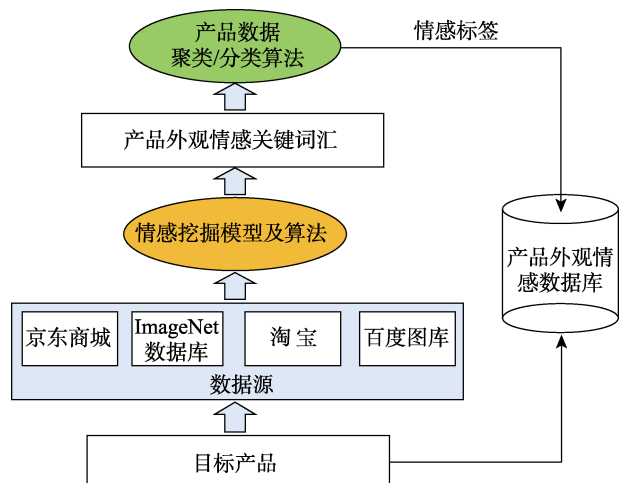


图 2 产品外观情感数据库的构建方法

Fig.2 Construction method of product appearance emotion database

3.3 基于并行深度 CNNs 的产品外观意象情感特征挖掘方法

产品形态具有多维度特征，如造型（轮廓、细节形态等）、色彩（色相、饱和度、色值等）、材质（材料、纹理等）。针对不同类型产品，各种产品特征对情感意象的贡献程度不同。分析产品外观情感特征的权重，可以使设计师明确产品主要情感特征并进行重点考虑。

1) 基于多维产品特征的并行深度 CNNs 模型研究。设定产品形态特征输入维度，基于产品特征维度设计并行深度 CNNs 模型，确定并行层数和并行网络结构。输入不同维度特征组合的产品外观方案训练并行深度 CNNs 模型，通过测试数据进行实验验证。

2) 产品外观情感特征提取。基于并行深度 CNNs 模型，对比输入不同特征维度组合的产品情感分类结果。分析面向不同产品类型的情感特征权重，研究各种产品外观特征对产品外观情感意象的贡献程度，挖掘面向产品类型的产品外观关键情感特征。

3.4 面向用户情感需求的产品外观意象方案检索方法

将研究所得到的产品外观意象情感计算模型应用于检索系统，研究面向用户情感需求的产品外观意象方案检索方法，构建产品外观意象情感计算服务平台，该平台主要支持以下两种检索方式。

1) 用户输入产品外观意象方案的检索研究。研究以产品外观意象方案进行相关产品检索的模型与算法，将情感计算模型与迭代哈希算法相结合，实现用户输入其所期望的产品外观图像，平台根据所输入的产品外观图像特征输出情感标签和一系列相关联的产品外观设计方案。

2) 输入关键词的文本检索方式。研究以产品外观意象情感描述关键词进行产品意象方案检索的模

型与算法，实现产品外观意象方案的智能检索。用户可以输入产品名称、情感词汇、特征描述等关键词，检索与关键词相匹配的产品外观图像。

3.5 产品外观意象情感计算服务平台的应用场景

产品外观意象情感计算服务平台是一种知识服务系统，服务对象包括设计师与新产品设计开发所面向的终端用户。在产品的设计开发过程中，设计师希望准确获取用户知识，并最终使设计知识与用户知识相匹配，终端用户的最终目标是获得满足其需求的产品设计方案。该服务平台的使用贯穿于产品设计开发的全过程。

1) 在产品的设计开发的前期，设计师需要与终端用户沟通交流，准确获取用户的情感意象。通过该服务平台，终端用户可选择两种检索方式将模糊的情感需求通过产品外观图像直观呈现。例如，当用户输入关键词“安全的”，服务平台将呈现一系列与该关键词匹配的产品外观图像，用户可进一步筛选符合其情感意象需求的产品外观图像。当用户对产品情感意象需求不明确时，则可以通过输入产品外观意象方案进行检索，服务平台将呈现出系列与输入产品外观方案相近似的产品外观图像供终端用户筛选。通过该交互过程，设计师能够快速而准确地获取终端用户的情感需求和产品意象。

2) 在产品的设计开发的中期阶段，设计师可以使用该服务平台对终端用户的产品意象方案进行情感分类与产品关键特征提取，获取与用户情感需求相匹配的关键产品设计特征，分析产品外观情感特征的权重，服务平台辅助设计师进行产品方案的设计创新。

3) 在产品的设计开发的后期，需要评估产生的系列产品设计方案。设计师和终端用户通过该服务平台的交互过程进行有效沟通，设计师和用户协同对创新设计方案进行评价，提高产品外观方案的迭代优化效率，辅助设计师进行设计方案优选和决策。

4 基于深度学习的产品外观意象情感计算服务平台构建关键技术

4.1 产品外观意象情感分类技术

根据产品外观方案特征设计深度 CNNs 模型结构与算法，确定深度 CNNs 模型层级，使用产品外观数据库中带有情感标签的产品外观方案图像，并将图像转化为训练数据，对 CNNs 模型进行训练。通过深度学习方法实现产品外观情感特征提取与产品外观意象情感分类。输入预测产品方案图像对训练后的深度学习模型进行检验，通过输出预测结果获取产品外观意象情感特征分类的识别率，与采用静态 BP 神经网络方法的产品情感分类结果进行比对。基于深度 CNNs 的产品外观情感分类技术架构见图 3。

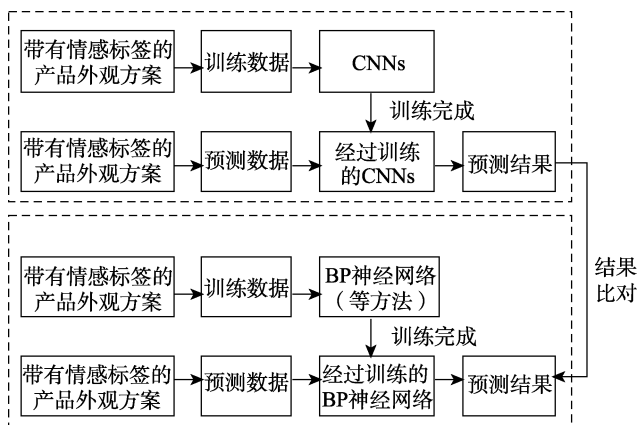


图3 基于深度CNNs的产品外观情感分类技术架构
Fig.3 Technology architecture of product appearance emotion classification based on deep CNNs

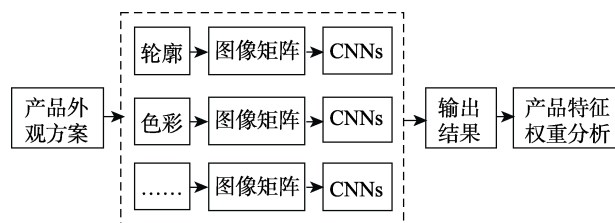


图4 基于并行CNNs的产品外观特征挖掘技术架构
Fig.4 Technology architecture of product appearance feature mining based on parallel CNNs

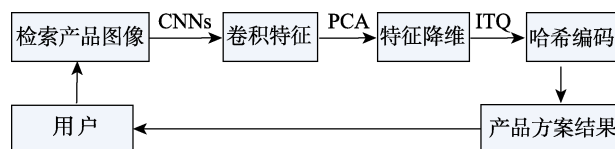


图5 面向用户情感需求的产品外观检索关键技术
Fig.5 Key technologies of product appearance retrieval oriented to user's emotional requirements

4.2 产品外观意象情感特征挖掘技术

产品外观、色彩、材质具有多维度特征，如外部轮廓、细节形态、色相、饱和度、材料、纹理等，不同类型产品外观特征对产品情感意象的贡献程度不同。在产品外观设计过程中，设计师应面向具体产品类型，重点考虑产品关键情感特征，因此，分析产品外观情感特征的权重，挖掘产品关键情感特征非常重要。

对于深度学习方法，主要通过产品外观情感计算结果确定产品特征的贡献程度。将产品外观方案的不同维度特征组合作为输入数据，设计并行深度CNNs模型，产品外观特征挖掘技术架构，见图4，并行CNNs层级与并行数量根据输入的产品特征维度来确定，通过并行CNNs模型提取产品情感特征并输出产品情感分类结果，训练并行CNNs模型。通过对比输入不同特征维度组合的产品情感计算结果，确定产品外观情感特征权重，获取针对该类产品情感价值具有重要贡献的产品外观特征。

4.3 面向用户情感需求的产品外观意象方案检索技术

构建产品外观意象情感计算服务平台，主要支撑技术为产品外观意象方案的检索技术。用户通过两种检索方式查找符合其情感需求的产品外观意象方案，所采取的检索技术不同。

1) 用户输入产品外观意象方案的检索技术。构建基于产品图像的检索系统为用户提供服务，在此部分功能实现过程中，采用迭代量化（ITQ）哈希编码方式进行哈希索引，以提高检索速度。用户输入产品外观方案图像时，首先CNNs网络会对测试图片提取卷积特征，采用主成分分析（PCA）对特征进行降维，对提取的卷积特征进行哈希编码。计算测试产品图片哈希编码与数据库产品样本哈希编码的汉明距离，最终在数据库中检索到产品方案结果。面向用户情感需求的产品外观检索关键技术见图5。

2) 输入关键词的文本检索技术。用户输入关键词，知识服务平台根据关键词给出系列产品外观方案，用户查看检索产品方案结果并给出反馈，决定是否重新进行文本检索。图像文本标签通过两种方式构建：一种是在建立产品外观数据库的过程中，通过网络爬虫与数据挖掘方法获取产品属性相关信息，如产品名称、型号、风格等主题词汇；另一种是在产品外观情感计算过程中，产品情感分类结果所产生的情感标签，通过对图像标签建立倒查表索引实现快速匹配。

4.4 构建产品外观意象情感计算服务平台的关键问题

使用深度学习方法进行产品外观意象情感计算的基础，是要建立高质量的产品外观情感数据库，数据库能够提供大规模、高质量、带有情感标签的产品外观图像作为训练样本，在这种条件下，深度学习方法能够取得较好的效果。建立产品外观情感数据库时，对产品外观图像进行准确的情感分类非常重要，由于意象和情感模糊性特征，在情感挖掘模型建立和产品外观关键词提取过程中，需要设计师、设计领域专家和算法工程师的共同参与，以确保数据库产品样本的情感标签及情感分类的准确性。此外，产品外观意象情感计算服务平台适用于产品外观设计开发过程，例如数控机床产品外观设计、交通工具外观设计、家电产品外观设计等，提取的产品设计特征主要为产品外观形态特征，而不适用于以人机工学设计、无障碍设计等为目标的产品设计开发过程。

5 结语

情感的主观性特征与意象的模糊性特征使情感与意象的量化分析非常困难，传统的 product appearance 研究多基于小样本数据，研究过程中易受主观因素干扰，使得设计师的产品设计方案与用户情感意象需求难以有效匹配。本文提出基于深度学习的产品外观意

象情感计算方法, 研究基于深度学习的产品外观意象情感计算服务平台构建方法与关键技术。提出基于数据库大量产品方案样本, 将产品外观意象情感研究与情感计算、深度学习、内容与文本检索技术相结合。基于深度学习的产品外观意象情感计算方法, 可自动提取产品外观图像情感特征, 简化传统产品意象研究中人工处理数据和标注产品特征的工作, 面向产品多维特征的并行深度 CNNs 模型, 更全面考虑产品整体特征, 提高产品外观情感特征识别和情感分类的准确率。将深度 CNNs 技术与哈希函数有机结合进行产品意象方案搜索的方法, 用户不需要输入产品特征数值, 直接输入关键词或符合其情感需求的产品外观意象方案图像, 即可获取系列符合用户情感需求的产品外观图像。

本文提出的产品外观意象情感计算服务平台的构建方法和关键技术, 是基于前人在相关领域中的研究成果所提出的研究设想, 需要在后续研究中进行进一步的验证。大数据和人工智能技术的日益成熟, 使得基于深度学习的产品外观意象情感计算方法, 以及面向用户心理属性的智能化产品外观意象情感计算服务平台构建方法与关键技术具有可行性, 为建立高效、人性化的产品外观意象设计协同服务平台提供参考。

参考文献:

- [1] PICARD R W. Affective Computing[M]. London: MIT Press, 1997.
- [2] PICARD R W. Surprising Discoveries from Affective Computing[C]. 合肥: 第十五届“二十一世纪的计算”国际学术研讨会, 2013.
PICARD R W. Surprising Discoveries from Affective Computing[C]. Hefei: The 15th Conference on Computing in Twenty-first Century, 2013.
- [3] NAGAMACHI M, IMADA A S. Kansei Engineering: an Ergonomic Technology for Product Development[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 1995(15): 1-74.
- [4] 王志良. 人工心理与人工情感[J]. 智能系统学报, 2006, 1(1): 38-43.
WANG Zhi-liang. Artificial Psychology and Artificial Emotion[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2006, 1(1): 38-43.
- [5] GUO F, DING Y, WANG T, et al. Applying Event Related Potentials to Evaluate User Preferences toward Smartphone Form Design[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2016, 54(C): 57-64.
- [6] DING Y, GUO F, ZHANG X, et al. Using Event Related Potentials to Identify a User's Behavioural Intention Aroused by Product Form Design[J]. Applied Ergonomics, 2016, 55: 117-123.
- [7] CHOU J R. A Kansei Evaluation Approach Based on the Technique of Computing with Words[J]. Advanced Engineering Informatics, 2016, 30(1): 1-15.
- [8] HUANG Y, CHEN C H, KHOO L P. Kansei Clustering for Emotional Design Using a Combined Design Structure Matrix[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2012, 42(5): 416-427.
- [9] HUANG Y, CHEN C H, LI P K. Products Classification in Emotional Design Using a Basic-emotion Based Semantic Differential Method[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2012, 42(6): 569-580.
- [10] HUANG Y, CHEN C H, WANG I H C, et al. A Product Configuration Analysis Method for Emotional Design Using a Personal Construct Theory[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2014, 44(1): 120-130.
- [11] 苏建宁, 赵慧娟, 王瑞红, 等. 基于支持向量机和粒子群算法的产品意象造型优化设计[J]. 机械设计, 2015, 32(1): 105-109.
SU Jian-ning, ZHAO Hui-juan, WANG Rui-hong, et al. Product Image Form Optimization Design Based on Support Vector Machine and Particle Swarm Optimization[J]. Journal of Machine Design, 2015, 32(1): 105-109.
- [12] 苏建宁, 王鹏, 张书涛, 等. 产品意象造型设计关键技术研究进展[J]. 机械设计, 2013, 30(1): 97-100.
SU Jian-ning, WANG Peng, ZHANG Shu-tao, et al. Review of Key Technologies of Product Image Styling Design[J]. Journal of Machine Design, 2013, 30(1): 97-100.
- [13] GUO F, QU Q X, CHEN P, et al. Application of Evolutionary Neural Networks on Optimization Design of Mobile Phone Based on User's Emotional Needs[J]. Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries, 2016, 26(3): 301-315.
- [14] YADAV H C, JAIN R, SHUKLA S, et al. Prioritization of Aesthetic Attributes of Car Profile[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2013, 43(4): 296-303.
- [15] 陈鹏, 吕健, 潘伟杰. 基于色彩方案重用的产品配色感性设计[J]. 工程设计学报, 2015, 22(6): 546-551.
CHEN Peng, LYU Jian, PAN Wei-jie. Product Color Design Based on Reuse of Color Scheme[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2015, 22(6): 546-551.
- [16] 窦金花. 基于语义差分法的残疾人助行器设计研究[J]. 机械设计, 2014, 31(6): 118-121.
DOU Jin-hua. Design and Research of Walker for Disabled People Based on Semantic Differential Method[J]. Journal of Machine Design, 2014, 31(6): 118-121.
- [17] 屈庆星. 考虑多维设计特征的产品外观情感意象与设计要素提取方法研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2014.
QU Qing-xing. The Extraction Method of Kansei Image Words and Design Elements in Emotional Design of Product Appearance Considering Multi-dimensional Design Features[D]. Shenyang: Northeastern University, 2014.
- [18] HINTON G, OSINDERO S, TEH Y. A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets[J]. Neural Computation, 2006, 18(7): 1527-1554.

(下转第31页)

- [J]. Zhuangshi, 2018(10): 40-43.
- [6] 李文峰, 李大娟, 张军会. 语音交互技术在矿山救护队应急救援管理系统中的应用[J]. 工矿自动化, 2019, 45(11): 98-108.
- LI Wen-feng, LI Da-juan, ZHANG Jun-hui. Application of Voice Interaction Technology in Emergency Rescue Management System for Mine Rescue Team[J]. Industry and Mine Automation, 2019, 45(11): 98-108.
- [7] 廖青林, 王玫, 冯战. 基于情感交互的智能家居产品语音交互设计[J]. 包装工程, 2019, 40(16): 37-42.
- LIAO Qing-lin, WANG Mei, FENG Zhan. Voice Interaction Design of Smart Home Products Based on Emotional Interaction[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(16): 37-42.
- [8] 李悦, 王军锋, 王文军. 基于时间知觉的语音用户界面反馈机制优化[J]. 装饰, 2019(7): 100-103.
- LI Yue, WANG Jun-feng, WANG Wen-jun. Optimization of VUI Feedback Mechanism Based on the Time Perception[J]. Zhuangshi, 2019(7): 100-103.
- [9] 孙妍彦, 李士岩, 陈宪涛. 情感化语音交互设计—百度 AI 用户体验部门人机交互研究地图与设计案例[J]. 装饰, 2019(11): 22-27.
- SUN Yan-yan, LI Shi-yan, CHEN Xian-tao. Emotional Voice Interaction Design: Human Computer Interaction Research Map and Design Case of Baidu AI User Experience Department[J]. Zhuangshi, 2019(11): 22-27.
- [10] 兰玉琪, 刘湃. 基于用户体验的交互产品情感化研究[J]. 包装工程, 2019, 40(12): 23-28.
- LAN Yu-qi, LIU Pai. Emotionalization of Interactive Products Based on User Experience[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(12): 23-28.
- [11] 谭征宇, 杨文灵. 面向自然交互的声音通感设计研究[J]. 包装工程, 2018, 39(8): 68-73.
- TAN Zheng-yu, YANG Wen-ling. Sound Synaesthesia Design Based on the Natural Interactions[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(8): 68-73.
- [12] 毕强, 刘健, 鲍玉来. 基于语义相似度的文本聚类研究[J]. 现代图书情报技术, 2016(12): 9-16.
- BI Qiang, LIU Jian, BAO Yu-lai. A New Text Clustering Method Based on Semantic Similarity[J]. New Technology of Library and Information Service, 2016(12): 9-16.
- [13] 杨洋. 基于语音交互的手持移动端多通道交互研究[D]. 北京: 北京邮电大学, 2017.
- YANG Yang. Research on Multi-Channel Interaction of Handheld Mobile Device Based on Voice Interaction[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2017.
- [14] 覃京燕. 人工智能对交互设计的影响研究[J]. 包装工程, 2017, 38(20): 27-31.
- QIN Jing-yan. Impaction of Artificial Intelligence on Interaction Design[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(20): 27-31.
- [15] 杨明浩, 陶建华. 多通道人机交互信息融合的智能方法[J]. 中国科学: 信息科学, 2018, 48(4): 433-448.
- YANG Ming-hao, TAO Jian-hua. Intelligence Methods of Multi-Modal Information Fusion in Human-Computer Interaction[J]. Scientia Sinica Informationis, 2018, 48(4): 433-448.

(上接第25页)

- [19] 覃京燕. 人工智能对交互设计的影响研究[J]. 包装工程, 2017, 38(20): 39-43.
- QIN Jing-yan. Impaction of Artificial Intelligence on Interaction Design[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(20): 39-43.
- [20] 胡洁. 人工智能驱动的艺术创新[J]. 装饰, 2019(11): 12-17.
- HU Jie. Artificial Intelligence Driven Art Innovation[J]. Zhuangshi, 2019(11): 12-17.
- [21] GATYS L A, ECKER A S, BETHGE M. A Neural Algorithm of Artistic Style[J]. CVPR2016, 2015.
- [22] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25(2): 1097-1105.
- [23] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very Deep Convolutional Networks for Large-scale Image Recognition[J]. NIPS, 2014.
- [24] 王伟凝, 王励, 赵明权, 等. 基于并行深度卷积神经网络的图像美感分类[J]. 自动化学报, 2015, 42(6): 904-914.
- WANG Wei-ning, WANG Li, ZHAO Ming-quan, et al. Image Aesthetic Classification Using Parallel Deep Convolutional Neural Networks[J]. ActAutomatica Sinica, 2015, 42(6): 904-914.
- [25] 王晓慧, 覃京燕. 基于深度学习的情感化设计[J]. 包装工程, 2017, 38(6): 12-16.
- WANG Xiao-hui, QIN Jing-yan. Emotional Design Based on Deep Learning[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(6): 12-16.
- [26] 厉智, 孙玉宝, 王枫, 等. 基于深度卷积神经网络的服装图像分类检索算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(11): 309-315.
- LI Zhi, SUN Yu-bao, WANG Feng, et al. Clothing Image Classification and Retrieval Algorithm Based on Deep Convolutional Neural Network[J]. Computer Engineering, 2016, 42(11): 309-315.
- [27] 张振焕, 周彩兰, 梁媛. 基于残差的优化卷积神经网络服装分类算法[J]. 计算机工程与科学, 2018, 40(2): 354-360.
- ZHANG Zhen-huan, ZHOU Cai-lan, LIANG Yuan. An Optimized Clothing Classification Algorithm Based on Residual Convolutional Neural Network[J]. Computer Engineering and Science, 2018, 40(2): 354-360.