

# 基于大数据图像处理的产品造型智能设计探索

李怡, 刘丽君

(湖南大学, 长沙 410082)

**摘要:** **目的** 针对当前设计师囿于已有经验和当前的产品创新设计方法, 导致设计师不能完全把握产品设计的流行趋势, 易出现设计雷同和侵权等问题, 提出了一种利用基于深度学习的图像处理等技术, 研究基于产品图像数据库的智能造型设计方法, 为设计师开发新产品提供灵感, 优化产品设计流程。**方法** 首先利用爬虫技术从购物网站上抓取产品图像, 利用图像处理算法去除重复、背景杂乱的图像。然后分析图像包含的客观特征, 利用多标签学习技术对图像进行分类标注, 形成一个可以实时更新、带有标签的多层次灵活分类的产品图像数据库, 该数据库可以方便设计师利用标签检索。利用生成对抗网络技术进行风格迁移学习, 生成与原图像类似但是有不同的新图像。最后经过有经验的设计师参与设计, 得到新的方案草图。**结论** 基于数据驱动的造型智能设计方法, 可以在一定程度上提高设计效率, 缩短设计周期, 为造型设计提供一种新的思维方式。

**关键词:** 数据驱动设计; 智能设计; 产品数据库; 图像处理; 生成对抗网络

**中图分类号:** TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)14-0179-06

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.14.021

## Intelligent Design of Product Modeling Based on Big Data Image Processing

LI Yi, LIU Li-jun

(Hunan University, Changsha 410082, China)

**ABSTRACT:** Designers now are constrained by their experience and the current product innovation design methods, which leads to designers can't fully grasp the trend of the current product design, and that it's easy to raise similar designs and infringement problems. Therefore, we used the big data image processing, deep learning and other technologies to propose an intelligent modeling design method based on product image database, which aims to provide inspiration for designers to develop new products and optimize product design process. Firstly, crawler technology is used to grab product images from shopping websites. The image processing algorithm is used to remove repetitive and cluttered images. Then the objective features contained in the image are analyzed. The multi-label learning technique is used to annotate the image. This way forms a multi-level, flexible and real-time-updated product image database with labels which is convenient for designers to search by labels. The deep learning image is made using the generative confrontation network technology to generate new images similar to the original image but different from the original one. Finally, through the participation of experienced designers in the design, the new scheme sketch was obtained. The data-driven modeling intelligent design method can improve design efficiency, shorten design cycle and provide a new way of thinking for designers.

**KEY WORDS:** data-driven design; intelligent design; product database; image processing; generating antagonistic network

收稿日期: 2021-04-03

基金项目: 国家自然科学基金项目(61772186); 国家社科基金艺术学项目(17CG208)

作者简介: 李怡(1975—), 女, 湖南人, 博士, 湖南大学副教授、博士生导师, 主要研究方向为设计管理、基于人工智能(图像处理技术)的工业设计智能技术及应用。

通信作者: 刘丽君(1995—), 女, 山西人, 湖南大学博士生, 主要研究方向为产品智能设计、设计趋势。

“个性经济”的时代与快速更新的市场对产品造型的多样性提出更多更高的要求。大数据、深度学习等新一轮信息技术的迅猛发展,使得设计内容、理论方法和技术手段发生改变,人工智能作为一种新的设计资源正逐渐为设计赋能。大量的产品数据给新产品的研发设计带来了足够的研究对象,帮助设计师掌握全面的产品信息,对于快速开发新产品,把握产品的设计趋势有很大帮助。随着深度学习技术在各行各业的不断渗透,给产品造型设计方法的创新带来新思路,研究产品造型设计方法的智能化和自动化,可以帮助企业有效提高产品设计效率,降低设计的成本,适应市场需求。

## 1 产品设计发展及分析

### 1.1 产品造型设计方法的发展

根据智能化水平可以将造型设计方法分为3类:传统的设计方法、基于程序的设计方法和基于数据驱动的生成设计方法,见表1,经历了自动化和智能化不断升高的过程<sup>[1]</sup>。

但是前两种方法存在一些问题。首先,研究数据普遍偏少,大部分拥有较小的数据集,运用人工神经网络、遗传算法等传统智能算法建立模型,进而验证假设。由于造型设计主观性强,个性差异明显,少量数据样本的代表性不足,研究成果局限性大,推广应用范围有限。其次,造型设计的智能化程度还很有限。目前,产品造型设计要素即特征的提取仍需设计师完成,存在主观性强、工作量大的弊端。特征提取易受设计师的个人经验、能力和感情影响,有一定的不确定性;设计大数据的背景下,产品造型数据量暴增,手工为主的造型特征分析工作量巨大,已不能适应当前的需求。随着设计大数据的发展,基于数据驱动的设计方法出现,它是基于数据的创造力而开发的设计方法,将数据作为设计创意的中心<sup>[2]</sup>。

### 1.2 大数据技术辅助设计

大数据带来了传统思维的大变革,逐渐渗透到了产品设计领域,改变了传统产品开发的流程。大数据技术已经成为设计各个阶段的有力辅助工具,如设计调研阶段利用大数据获取用户画像和灵感获取阶段<sup>[3]</sup>、指导产品色彩设计<sup>[4]</sup>、通过用户的在线数据挖掘产品潜在的改进点<sup>[5]</sup>等。大数据全面、及时更新的特点正

在给设计赋能。在参数化设计方面,设计师 Philipp Schmitt 与 Steffen Weiss 的“chair”项目、张周捷数字艺术实验室的传感椅、Autodesk 工程师利用算法在软件中生成的 Elbo Chair、MIT 教授 Carlo Ratti 设计的参数化折叠坐凳等,都是利用大数据算法强大的数据分析与形态整合能力来设计新产品的尝试。

当前,深度学习技术在多标签图像分类<sup>[6-8]</sup>、图像摘要生成、图像描述<sup>[9-10]</sup>等领域取得了瞩目的研究成果,为产品图像的分类和标注提供了理论基础。深度学习在艺术设计领域取得的成绩也为研究造型设计生成提供了巨大的启发。比如 Gatys 等<sup>[11]</sup>构建深度神经网络学习绘画作品的风格、特征; Yang Xuyong 等<sup>[12]</sup>结合设计学中的审美原则与图像特征,设计了杂志封面自动排版模型。Dosovitskiy 等<sup>[13]</sup>提出了超卷积网络,生成给定风格的3D目标模型,并在椅子、桌子和汽车模型上得到了验证。Peter 等人借助无监督对抗生成网络,合成了勺子与树叶之间的颜色、形状、纹理和功能等特征,通过观察模型所产生的图像,获得了勺子和树叶组合的潜在创意启示,得到基于无监督对抗生成网络的设计方案<sup>[14]</sup>。

上述工作表明,大数据和深度学习等方法应用于设计领域是大势所趋。上述研究尝试将计算机学科的知识运用在设计领域,为本研究提供了方向和一定的理论基础。

### 1.3 产品创新设计前期存在的问题

分析产品创新设计的过程,发现产品创新设计前期阶段存在以下问题。

1) 效率低下,创新薄弱。在产品造型设计初始阶段,从知识库系统中获取大量知识可以启发设计师的灵感<sup>[15]</sup>。当前设计师获取灵感的方法主要是手动从网络素材中搜集相关产品信息,并筛选出可以激发创意的设计知识,不仅费时费力,而且效率低下,导致创新能力薄弱。

2) 获取设计知识质量难以把控。设计师手动采集无法覆盖大部分图片,无法精准掌握当前流行趋势,随着设计资源网站的发展,设计师可以从站酷、花瓣、Pinterest 等网站上搜集相关知识,但是存在质量参差不齐且相关度较低的问题。

3) 一定程度上有法律风险和经济后果。在当今产品设计快速更新的环境下,仅凭小规模的设计案例数据库和设计人员的经验,已经很难把握当前产品设

表1 产品造型设计方法的变化  
Tab.1 Changes in product modeling design methods

方法	传统设计方法	基于程序的设计方法	数据驱动的设计方法
来源		源于设计思维或者设计原则	人工智能思维
驱动因素		知识驱动	数据驱动
理论基础	类比法	感性工学知识加上计算机辅助 (交互式遗传算法、BP神经网络、支持向量机等方法)	大数据、深度学习技术



图 1 基于图像数据库的产品造型设计流程

Fig.1 Process of product modeling design based on image database

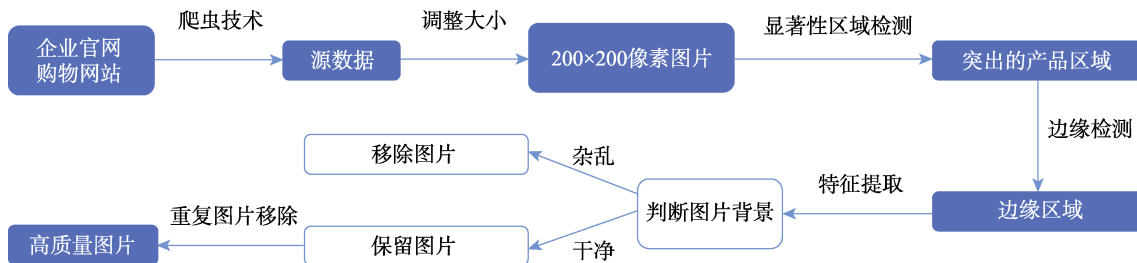


图 2 产品图像处理流程

Fig.2 Process of product image processing

计流行趋势和设计理念，容易出现雷同甚至侵权等现象，造成不良的法律和经济后果。这样不仅限制了产品开发的的速度和质量，而且增加了设计创新的成本与风险。如果可以利用合适的工具进行产品大数据的智能获取和处理，帮助设计师处理庞大的数据量，将会解决这一问题。

### 1.4 产品图像作为设计知识

以往的设计案例中存储了大量设计知识，是一种重要的设计资源。它可以作为设计参照给设计师灵感，激励设计师更快地提出新概念并完成设计方案。其中，图像是设计师获取灵感的重要来源，产品图像是产品最直观的表达，包含了最基本的设计规则，反映了当下与过去的产品信息。设计师可以通过图像了解到产品的所有特征信息。也有研究表明，图像带来的灵感比文字给设计师带来的灵感更多<sup>[16]</sup>，故本研究将产品的图像数据作为一种设计知识进行研究。基于上述观点，本研究提出利用爬虫和图像处理技术构建一个保质保量的图像数据库。该数据库具有以下特点：利用爬虫技术保证数据数量；通过控制数据源和图像处理技术，保证数据质量；利用图像分类技术，按照“标签”—“图像”的映射关系保存处理后的数据。

## 2 具体流程

### 2.1 研究路线

本研究的智能设计方法，主要按照以下路线进行：（1）通过爬虫在购物网站爬取图像数据；（2）数据预处理；（3）分析图像特征即产品设计要素，把产品的特征转化为标签；（4）对图像进行标注；（5）构建多标签图像数据库；（6）自动方案生成；（7）设计师参与。详细的产品造型设计流程见图 1。

### 2.2 数据收集

图像的数据来源为相关企业官网和购物网站。购

物网站选取了图像规格较为统一且网页结构较为简单的京东商城，基本可以覆盖绝大部分产品数据，足以掌握当前的产品设计趋势。网络爬虫根据一定规则，自动从网上抓取数据的程序，研究人员通常利用这种技术来获取特定网站中存在的特定数据。选择小型电子类产品作为爬取对象，利用爬虫技术总共爬取 160 000 张图片以及图片包含的信息，包括该产品的品牌、名称、类别。得到源数据之后发现存在一些问题：图像尺寸大小不统一，背景杂乱以及重复的图像。

### 2.3 数据预处理

为了满足之后深度学习的需要，需要去除上述有问题的图像。首先将图像全部调整为 200 像素 × 200 像素，然后利用性能较优的基于频率协调的视觉显著性检测算法和边缘检测算法对源数据进行检测，批处理去除背景混乱的图像，接着根据两张图片两两比较的算法去除重复图像，具体流程见图 2。最终筛选得到 64 893 张图片，共 16 大类，4000 多个品牌的日常电子类产品，产品类别包括 VR 眼镜、耳机、蓝牙音箱、智能手表、智能手环、头戴耳机等。

### 2.4 图像特征分析和多标签分类标注

分析产品图像所包含的关键特征，包括用户想要的以及可以更好地展现设计元素和描述产品属性的特征，为下一步多标签标注做准备。目前选择了产品类别、有无彩色、产品颜色及其数量、产品主要形状等相对简单的、机器可以通过学习获得的图像特征。

根据分析的特征进行多标签标注，形成图像与特征标签的映射。在过去的十年中，多标签学习这一新兴的机器学习范式在文本、音频、图像分类等方面已经取得了显著的进步<sup>[17]</sup>。采取标注者手工标注与机器学习标注结合的方式，选取不受标注者主观意识影响的客观特征，见图 3。具有相同标签的图像可以帮助设计师更好地分析该特征，并学习如何在自己的设计中体现该特征，也可以通过标签获取产品设计的趋

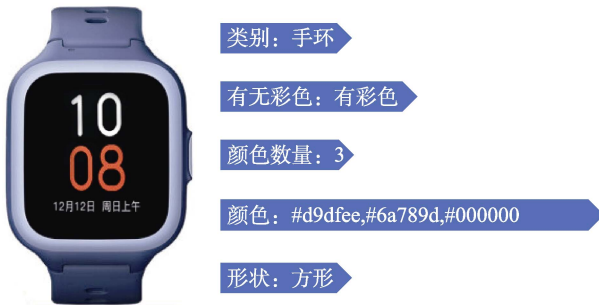


图3 产品图像多标签标注  
Fig.3 Product image multi-label labeling

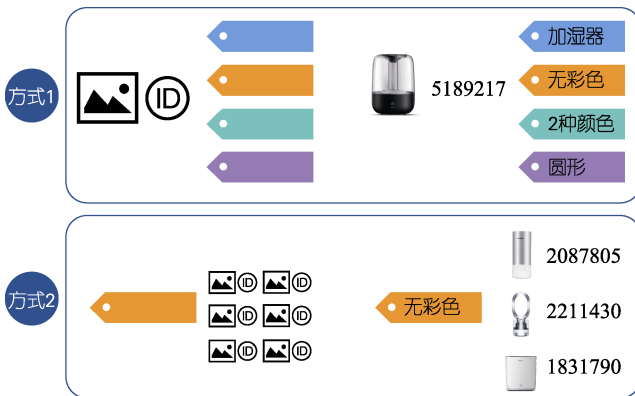


图4 数据库的数据结构  
Fig.4 The data structure of the database

势，比如目前电子类产品的色彩设计一般为3种以下，颜色多为黑、白、灰色系等。

## 2.5 图像数据库

### 2.5.1 数据库的构建

经过上述的数据获取和预处理以及图像多标签标注，构建了一个可以实时更新、带有标签的多层次灵活分类的产品图像数据库，爬虫技术可以保证数据库的实时更新，数据预处理的一套流程保证数据库内的图像均为高质量，多标签标注使得每张图片都有了注释说明并且清晰分类。

### 2.5.2 数据库的结构与数据存储

在爬取图片之前，每个产品在京东网站都带有一个专属的ID号，方便之后查询也给数据存储带来了便利。在此数据库中，图像数据有两种存储方式即数据组织形式，见图4，左边为存储形式，右边为相应例子。

1) 方式一为图片与标签为一对多的关系，每张图片都带有属于自己的产品特征标签，当设计师想查看某个产品标签时可以迅速获取。格式为：

Photo ID → label<sub>1</sub>, label<sub>2</sub>, label<sub>3</sub>, label<sub>4</sub>……

2) 方式二为每个标签对应多张符合该标签的图片及其ID。当设计师搜索特征标签时，可以迅速得到所有id和图片的集合。格式为：

Label<sub>1</sub> → [ id<sub>1</sub>, id<sub>2</sub>, id<sub>3</sub>, …, id<sub>N</sub> ]

Label<sub>2</sub> → [ id<sub>8</sub>, id<sub>9</sub>, id<sub>10</sub>, …, id<sub>M</sub> ]



图5 数据库的几个功能  
Fig.5 Several functions of the database

### 2.5.3 数据库的使用

该数据库主要有以下功能，见图5。

1) 简单检索：输入产品名称检索，可以得到同种产品图像，这样设计师可以清晰地观察到目标产品的所有图片并总结设计趋势；也可以输入其他标签检索，这样可以得到带有同种标签的产品图像，方便设计师进行同类产品的观察分析。

2) 相似匹配：输入图片检索，可以得到与之相似度较高的图像并给出相似度，这样设计师可以了解自己设计的产品与现有产品的差别，为设计师和分析机构在一定程度上提供辅助侵权分析。

3) 自动标注：输入新图片进行自动标注，可以帮助设计师了解该产品特征并提高该数据库图像标注的准确度。

4) 方案生成：使用生成对抗网络技术，深度融合不同产品图像的特征，为设计新产品提供新的思路。

## 2.6 设计方案生成

生成对抗网络 (GANs) 是一种样本自动生成方法，2014年由Goodfellow等<sup>[18]</sup>首次提出，它的学习过程是无监督的。生成式对抗网络主要包含两个子网络，一个是Generator(G)，另一个是Discriminator(D)，





图 6 对抗生成网络生成的图像

Fig.6 Images generated by the counter generation network



图 7 设计师根据生成方案设计的草图

Fig.7 The designers' sketches the design according to the generated plan

G 和 D 同时训练，相互竞争。G 学习捕获训练数据的统计分布，并从学习分布中创建样本，以生成逼真的图像。而 D 同时接收合成样本和真实图像，并将其区分开来。随着训练次数的增加，合成样本的分布会有越来越多的相似分布，但与真实数据样本的分布不同。

可以得知，GANs 可以从已有的产品图像中提取特征，并根据特征生成新的设计方案。本文选取 3 种经过实验表明性能优良的对抗生成网络 DCGAN<sup>[19]</sup>、LSGAN<sup>[20]</sup>和 WGGAN<sup>[21]</sup>尝试来生成基于产品图像数据的设计方案。因为产品的前视图相比其他视图可以更全面地展现产品特征，本研究选取智能手表这一类产品的前视图作为训练数据。将经过预处理的产品图像输入到这 3 种生成算法中对模型进行训练，利用生成对抗网络从已有产品图像中获取统计分布和特征，并根据学到的分布特征生成新方案，新图像与已有的产品图像类似但不同，延续了旧方案的设计基因但是又有新的变化，见图 6。

然而，由于某些特定区域的噪声分布是不同的，比如手表的表盘，因此生成的图像看上去形态清晰但是像素模糊，不能作为最终成熟的设计方案。因此，

需要有经验的设计师根据生成的图像进一步设计草图。设计师根据生成的新方案进行优化，得到较为成熟的设计草图，见图 7。

### 3 结语

本研究提出的产品造型智能设计方法可以从最初的数据收集到设计方案生成的整个设计流程辅助设计师。采用了先进的数据采集和处理技术及设计方案生成算法，可以避免图像采集工作中成本高、劳动密集的过程，缩短了设计周期，提高了效率。但是也存在一定的缺点，这种方法虽然在设计方案的新颖性、多样性上有较大优势，但是由于算法模型的过于自由不可控，使得设计的实现方式仍然局限于传统的外观可视化方面，并且高度重视外观造型的新颖性，而缺乏对设计使用性、安全性细节的关注。人们应该认识到，就目前而言，人工智能是一种新的产品设计思路，是作为协作设计师工作的工具，并不能取代真正的设计师。综合利用算法的高效率和设计师的创新能力才能更快更好地完成设计任务。

### 参考文献：

- [1] 徐悬, 刘键, 严扬, 等. 智能化设计方法的发展及其理论动向[J]. 包装工程, 2020, 4(41): 10-19.  
XU Xuan, LIU Jian, YAN Yang, et al. Development and Theoretical Trend of Intelligent Design Methods[J]. Packaging Engineering, 2020, 4(41): 10-19.
- [2] NICK K. Situated Interpretation in Computational Creativity[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 80(2): 48-57.
- [3] 谭浩, 郭雅婷. 基于大数据的用户画像构建方法与运用[J]. 包装工程, 2019, 40(22): 95-101.  
TAN Hao, GUO Ya-ting. Construction Method and Application of Personas Based on Big Data[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(22): 95-101.

- [4] 张亚南. 大数据下的色彩设计发展研究[D]. 北京: 北京服装学院, 2017.  
ZHANG Ya-nan. Color Design Research and Development Under the Big Data[D]. Beijing: Beijing Institute of Fashion Technology, 2017.
- [5] 王克勤, 毋凤君. 面向产品设计改进的在线评论挖掘[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(19): 235-245.  
WANG Ke-qin, WU Feng-jun. Online Reviews Mining for Product Design Improvement[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(19): 235-245.
- [6] WANG J, YANG Y, MAO J, et al. Cnn-rnn: A Unified Framework for Multi-label Image Classification[C]. Beijing: 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [7] ZHU J, LIAO S, LEI Z, et al. Multi-label Convolutional Neural Network Based Pedestrian Attribute Classification[J]. Image & Vision Computing, 2017, 58: 224-229.
- [8] YEH C K, WU W C, KO W J, et al. Learning Deep Latent Spaces for Multi-Label Classification[J]. aaai, 2017.
- [9] 刘泽宇, 马龙龙, 吴健, 等. 基于多模态神经网络的图像中文摘要生成方法[J]. 中文信息学报, 2017, 31(6): 162-171.  
LIU Ze-yu, MA Long-long, WU Jian, et al. Image Chinese Abstract Generation Method Based on Multimodal Neural Network[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2017, 31(6): 162-171.
- [10] VINYALS O, TOSHEV A, BENGIO S, et al. Show and Tell: A Neural Image Caption Generator[C]. Beijing: IEEE Computer Society, 2015.
- [11] GATYS L A, ECKER A S, Bethge M. Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks[C]. Beijing: IEEE Computer Society, 2016.
- [12] YANG X, MEI T, XU Y Q, et al. Automatic Generation of Visual-Textual Presentation Layout[J]. Acm Transactions on Multimedia Computing Communications & Applications, 2016, 12(2): 1-22.
- [13] DOSOVITSKIY A, SPRINGENBERG J T, TATAR-CHENKO M, et al. Learning to Generate Chairs, Tables and Cars with Convolutional Networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(4): 692.
- [14] LIU Q. An Artificial Intelligence Based Data-driven Approach for Design Ideation[J]. Journal of Visual Communication and Image, 2019, 61(4): 10-22.
- [15] 胡飞, 赵琼瑶. 从设计知识到设计能力——论工业设计中的知识迁移[J]. 美苑, 2009, 2(39): 28-31.  
HU Fei, ZHAO Qiong-yao. From Design Knowledge to Design Ability[J]. Meiyuan, 2009, 2(39): 28-31.
- [16] LUO S J, DONG Y N. Role of Cultural Inspiration with Different Types in Cultural Product Design Activities[J]. International Journal of Technology and Design Education, 2017, 27(3): 499-515.
- [17] ZHANG M L, ZHOU Z H. A Review on Multi-label Learning Algorithms[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2013, 26(8): 1819-1837.
- [18] GOODFELLOW I, POUGET-ABADIE J, MIRZA M, et al. Generative Adversarial Nets[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2014, 3: 2672-2680.
- [19] RADFORD A, METZ L, CHINTALA S. Unsupervised Representation Learning with Deep Convolutional Generative Adversarial Networks[J]. ArXiv Preprint ArXiv: 1511.06434, 2015.
- [20] MAO X, Li Q, XIE H, et al. Least Squares Generative Adversarial Networks[C]. Barcelona: 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), 2017.
- [21] ARJOVSKY M, CHINTALA S, BOTTOU L. Wasserstein Generative Adversarial Networks[C]. Sydney: International Conference on Machine Learning, PMLR, 2017.