

智能化设计方法的发展及其理论动向

徐悬¹, 刘键², 严扬³, 杨建明¹

(1.北京理工大学, 北京 100812; 2.北京工业大学, 北京 100022; 3.清华大学, 北京 100084)

摘要: **目的** 对人工智能在产品创意设计方法中的研究与应用现状进行了综述性地介绍, 从定义、理论研究与传统设计方法的比较加以系统阐述, 对现有的设计理论与技术有所增值。**方法** 利用文献综述的方法, 从传统设计方法、基于程序的设计方法、基于数据驱动的生成设计在产品创意设计研究中的成果进行了回顾与总结, 比较了不同设计方法的核心思想、优缺点以及设计应用, 并分析了基于人工智能的设计方法所面临的挑战和发展趋势。**结论** 通过智能化设计水平将设计方法分为3类, 其研究结论有助于设计研究者选择合适的研究途径与合理的评价方式。

关键词: 产品设计; 设计思维; 人工智能; 基于数据驱动的生成设计方法

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2020)04-0010-10

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.04.002

Development and Theoretical Trend of Intelligent Design Methods

XU Xuan¹, LIU Jian², YAN Yang³, YANG Jian-ming¹

(1. Beijing Institute of Technology, Beijing 100812, China; 2. Beijing University of Technology, Beijing 100022, China; 3. Tsinghua University, Beijing 100084, China)

ABSTRACT: The work aims to introduce the research and application status of artificial intelligence in product creative design method, and make a systematic elaboration from definition, theoretical research and comparison with traditional design method, thus adding value to existing design theory and technology. The achievements of traditional design methods, program-based design methods and data-driven generation design in product creative design research were reviewed and summarized by the method of literature review. The core ideas and advantages and disadvantages of different design methods and their design applications were compared. The challenges and development trends of design methods based on artificial intelligence were analyzed. The design methods are divided into three categories by the level of intelligent design, and the research conclusions are helpful for design researchers to choose appropriate research approaches and reasonable evaluation methods.

KEY WORDS: product design; design thinking; artificial intelligence; data-driven generation design method

习近平总书记强调, 我国经济已由高速增长阶段转向高质量发展阶段, 迫切需要新一代人工智能等重大创新添薪续力。1956年的Dartmouth会议上首次提出了人工智能的概念; 到1997年DeepBlue击败国际象棋冠军加里·卡斯帕罗夫; 2011年IBM Watson赢得美国问答节目; 2012年Amazon的仓储机器人Kiva; 2014年谷歌语音助手Google Now与Microsoft

的Cortana问世; 再到2016年围棋大战AlphaGo 4:1战胜李世石; 美国发布《准备迎接人工智能未来》及《国家人工智能研究发展战略计划书》; 双11人工智能设计师鲁班制作了1.7亿个海报; 2017年全国两会政府工作报告首提人工智能; AlphaGo战胜排名世界第一的中国棋手柯洁。人工智能发展到今天, 加上移动互联网的普及, 在设计行业的应用逐渐深入,

收稿日期: 2019-10-04

基金项目: 教育部人文社会科学青年基金项目(2017BAK10B05); 北京市教委重点项目(20191102987778)

作者简介: 徐悬(1973—), 男, 安徽人, 北京理工大学讲师, 主要从事产品设计的理论研究。

通信作者: 刘键(1987—), 男, 山东人, 博士, 北京工业大学副教授, 主要研究方向为产品设计。

使得设计方法论正由问题求解转向可能性提供的转变^[1]。

本文试图梳理运用人工智能技术在产品设计创意阶段中的进展与理论动向，揭示其关联与逻辑，进而更准确地理解人工智能技术的优缺点，对现有的设计方法与人工智能技术有所增值，以帮助设计师选择合适的研究途径与合理的评价方式，更好地开展面向未来的设计实践，同时也帮助人工智能工程师开发出适用于设计师产生创意创造工作的工具与方法。

1 人工智能与设计思维方法

1.1 相关概念的界定

首先对设计思维、设计思维方法、创意方法 3 个概念进行界定。

设计思维。19 世纪 80 年代，Rolf Faste 在斯坦福大学任教时，把设计思维作为创意活动的一种方式，进行了定义和推广。Peter Rowe 在 1987 年出版的书《设计思维》是首次引人注目地使用了这个词语的设计文献，并延伸出服务设计思维，它为设计师和城市规划者等多领域提供了实用的解决问题程序的系统依据，不仅可以运用在有形的产品上，而且可以运用到无形的服务设计和开发中^[2]。

设计思维方法。设计思维的概念逐渐从相对局限的学术讨论扩展到了更广泛的受众，斯坦福大学商学院把它归纳成一套设计思维的方法论：强调设计思维以用户为中心，通过理解、观察、观点构建同理心；通过相关知识领域的方法形成创意概念；运用可视化工具构建原型，进行测试与迭代的程序，设计思维的流程与部分方法见图 1，在此基础上结合营销和制造的视角，寻求商业、技术、用户需求等同多方利益相关者之间的创新解决方案。这一概念的界定使得设计思维方法向不同学科、工作领域渗透，设计开始呈现出诸多新的特征，这在客观上扩展了设计的疆域。

创意方法。本文的创意方法主要是指设计思维方

法中从理解到形成概念阶段的方法，创意是一个连续不可分割的过程，并且是一种自组织的过程，一旦开始到达一定的临界点就会进入下一个阶段。利用创意方法，在这一阶段产生尽可能多的方法，并经过过滤，获得成功的可能性就越大。从以上的论述可得知，提出突破性和颠覆性的设计方案是设计思维方法中的重要一环，进而帮助企业研发出令用户感动的产品，因此，在产品设计初期，基于设计思维的方法，从知识库系统获取大量有效的知识是激励创新设计过程、实现问题求解的关键^[3]。然而我国的创意方法与世界先进水平相比仍存在较大差距，这主要表现在：设计师花费大量的精力从网络素材中甄选出激发创意的知识，造成创新能力薄弱；其次，在挖掘设计洞见与方案评价方面仍停留在头脑风暴、行为观察、访谈、问卷、主观评价等传统的设计研究方法上，难以触及到基于潜意识的用户想法与反馈，进而导致设计结果与真实诉求之间无法建立精准匹配。

1.2 设计思维方法与人工智能设计方法比较

随着人工智能技术的迅速发展，创造出符合设计规律的推理机制正在成为现实。较之于传统的计算机视觉技术，在大数据与计算能力的支撑下，有监督式深度学习算法获得的视觉感知能力，从检测、分割与识别的角度来看，已更加接近于人类设计师的水平，设计思维与人工智能设计流程的对比见表 1。

然而，提出富有创新价值的方法往往诞生于技术、商业、设计的交叉领域，通过多行业、多学科的跨界融合，挖掘交叉领域的观点，以此为基础融合为一体，形成全新的领域。人工智能设计有许多相对的知识或思维方式，设计思维与人工智能设计的优缺点对比见表 2。

近年来，国内外众多学者为融合设计思维方法与人工智能设计方法这两种相关的领域与知识进行了大量融合研究，下面就应用现状进行综述性地介绍，从定义、理论研究方面进行系统阐述。

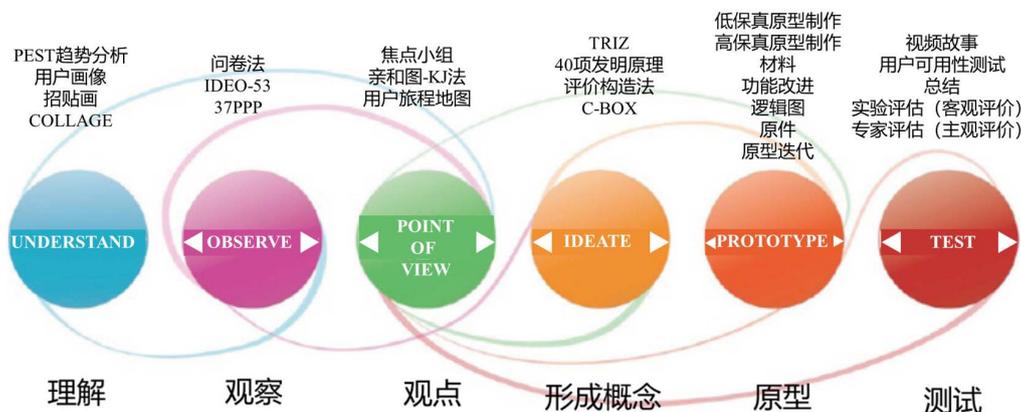


图 1 设计思维的流程与部分方法
Fig.1 Process and methods of design thinking

表 1 设计思维与人工智能设计流程的对比
Tab.1 Comparison of design thinking and AI design process

	设计思维中方法	人工智能设计方法
第一步	访谈获得大量的需求、类比案例、经验	从文本、图像、SNS 等进行大数据挖掘与处理
第二步	思维碰撞, 梳理问题与提出解决方案	利用机器学习算法, 构建知识图谱, 从图谱反复测试问题与解决方案;
第三步	制作原型、或其他成果展示设计结论	开发产品、或软件系统;
第四步	收集相关利益者的意见, 重新迭代与优化设计方案	投入使用, 收集使用数据, 迭代产品或软件系统。

表 2 设计思维与人工智能设计的优缺点对比
Tab.2 Comparison of advantages and disadvantages in design thinking and AI design

	设计思维方法	人工智能设计方法
研究观点	注重感性与理性并重的人性化科学观	注重理性的科学观
研究手段	定性(联想刺激法、信息顿悟法、信息组合法、类比适合镶嵌法、发想转换法、收集创意发想法、集团发想法)与定量相结合(线性回归、逻辑回归)	以机器学习为主的定量算法(支持向量机、神经网络、K-Means、异常检测等, 涉及概率论、逼近论、凸分析、算法复杂度理论)
研究议题	通用知识(平面设计、服装设计、工业设计、社会设计、建筑设计、景观设计、环境设计、用户体验等)	特定领域知识(推荐系统、图像分类、聊天机器人、数据仓库、前端技术、后端技术)
研究工具	设计语言(描述设计思维的语言, 包括了设计手法、色彩、平面构成、空间构成、材质、原型等)	领域专用语言(运用 LISP、Prolog、Smalltalk、C++ 等编写程序求解非数值计算、知识处理、推理、规划、决策)
研究脉络	基于非线性思维的框架式领悟与螺旋式洞察	基于线性思维的智能匹配、指向性探索、风格迁移、转化
研究缺点	反复调用和取舍的过程, 提高了设计研发周期与设计成本	易出现“复刻”、“山寨”的设计结果, 吞食设计师成长的机会
研究优势	内涵性意义、精神象征、跨界与融合、人机的生理与心理因素、社会道德与责任、叙事设计、仪式感与情景塑造、无意识与行为	外延性语义、功能附加与延伸、组合、替换、多样化维度设置、概念转化、拟人
成果特色	面向需求、制造、流通、使用, 回收环节的多方利益协调解决方案	造型方案的新颖性、多样性和数量独立性

2 相关工作

本文根据智能化水平将设计方法分为三类: 传统的设计方法、基于程序的设计方法、基于数据驱动的生成设计方法。传统的思维方法属于自动化的最底层, 它们大多是基于设计原理和设计思维方法发展起来的。其次是基于程序的设计方法, 该方法是传统思想的自动化实现, 或者是几种设计方法优点的综合。最高的自动机级别是基于数据驱动的设计方法, 用算法从数据中获取规律, 形成所研究问题的数据知识, 通过构建知识图谱并结合机器学习相关算法训练模型, 此模型可用于设计场景中预测相关的设计内容。在每个类别中, 本文会借助相关设计示例来说明相关的技术并比较相应的优缺点。

2.1 传统设计方法

传统设计方法需要在创意产生的过程中对思考者产生有效影响。许多传统的思维方法都是从不同的

学科发展而来的, 设计启发式方法的重点是识别设计师在解决设计问题时使用的思维策略。由于传统设计方法数量过于庞大, 本文只筛选了与人工智能技术相关的类比传统设计方法进行论述。Albers 等人从产品生成工程的角度研究了产品的创新性, 提出了开发产品的三种进化类型(产品的深化、特化、异化)^[4-5]。这三种类型的进化说明了类比法在产品世代发展中的重要性。

类比推理以产生高效的创造力而被广泛使用, 设计师可借出类比推理挖掘出能够被认知的隐喻事物, 并建立映射关系。类比设计法是一种基于知识的设计方法, 寻求一种能够在设计问题与现有知识之间构建映射的方法, 并最终获取可以类比的实例, 例如 Goel 等提出基于字树的类比设计法^[6]。随后, Goel 和 Bhatta 引入了基于模型的类比, 它提供了一种设计模式, 称为通用技术机制的获取、访问和使用的设计过程解释, 该研究已经阐述了结构行为函数模型如何获取 GTM 的方法, 以及适应熟悉的设计如何访问、传输

和使用以前学习的 GTM, 进而来满足创新设计的需求。生物启发式设计是一种可追溯到 19 世纪的方法论, 它试图从生物学中获得灵感, 并适用于不同领域的设计, 如建筑和产品设计。生物启发式设计的迅猛发展更说明了类比法的重大价值。Vattam 等人开发了一个叫做 DANE 的基于知识的交互式设计辅助工具, 利用 SBF (结构—行为—功能) 的功能设计模型, 用来表达产品设计的结构架构捕捉生物系统功能之间的函数关系。DANE 为产品功能的原理层变形设计方法提供了理论支撑^[7]。

远程类比在类比推理中起着重要作用, 远程类比的生成是以两类事物的相似性为基点, 这一相似性既可以存在于两类事物中, 又可以重新建构, 作比的两类事物距离越远, 类比就越新奇。Wolverton 和 Hayes-Roth 利用扩散激活提出了一种在大型跨域语义网络中检索远距离类比的方法^[8]。Crean 和 O'Donoghue 提出了一个基于衍生属性技术的类比检索的雷达模型^[9], 该模型能够检索语义相关和无关的域。在工程设计中, Christensen 和 Schunn 揭示了类比在开发新的设计概念时具有三个功能^[10], 即问题识别、问题解决和概念解释, 生物功能协同实现模式指导产品功能组合设计。

2.2 基于程序的设计方法

基于程序的设计方法以计算机辅助的方式生成概念进而提高构思效率, 相比较传统的设计方法, 在获取启发创意灵感的设计知识、方案评价与趋势预测方面具有优势, 可减少设计师因知识范围局限和立场差异的影响带来的不确定性和模糊性。例如, 从学术界到工业界的众多学者以感性工学理论为基础, 大量应用交互式遗传算法、BP 神经网络、支持向量机等半自动化的数理分析方法, 配合计算机辅助设计技术对产品造型、色彩设计开展研究^[11-12]; UNEHARA Muneyuki 等人通过提取特征参数构建了三维模型^[13], 提出了基于遗传算法的生活类产品造型进化设计方法; ONISAWA Takehisa 等人提出了一种面向风格意象的产品族外形基因设计方法^[14], 建立了产品意象风格与造型基因之间的映射模型。虽然许多学者对其结构参数进行了相关优化, 并取得了一定的成果^[15-16], 但是仍未突破传统的设计思路, 例如浅层神经网络具有收敛慢, 算法易陷入局部极值等缺陷, 导致训练失败。遗传算法由于局部搜索能力弱, 易导致后期效率低。其次, 大多研究多为归纳出一种目标产品的设计概念, 感性意象评价和设计要素之间的定量分析仍需要在实验和训练的基础上不断改进网络结构, 弥补算法的不足。针对这些问题, 罗仕鉴提出了消费者偏好驱动的 SUV 汽车产品族侧面外形基因设计方法^[17]; 苏建宁等总结了群智能算法、交互式进化算法与混合算法用于产品意象造型设计的方法与步骤^[18]; Mohan 等人创建了一种工具, 能够捕获搜索和解决方案策略

的序列, 同时提供一系列构思方法, 该研究整合了 TRIZ 和仿生学的方法, 研究生物原型功能实现的多种因素组合及转化机理, 抽取多生物效应来构建多生物效应知识库; 其次分析多生物效应模型归纳功能组合基本模式, 融合 TRIZ 方法建立了基于多生物效应的产品功能组合设计过程模型, 以生物功能协同实现模式指导产品功能组合设计^[19]。Huo 等人对窗户进行了新的造型设计, 在设计过程中使用了有形的混合现实交互隐喻进行设计构思, 并允许在物理对象上和周围环境中直接创建三维模型^[20]。在动态探索的过程中, Wang 提出了一种情景感知系统方法^[21], 用于设计创意的培育、构建、整合和评估。Chakrabarti 等人提出了一个设计创意思想生成模型, 提供了自然和人工世界的类比, 该模型在软件中实现, 用于从数据库中自动模拟搜索相关设计创意思想, 以解决给定的问题^[22], 但其数据条目相当有限, 其构思过程尚未完全了解。

以 Han 设计的组合器为例^[23], 这是一个基于组合创造力理论的意象计算机程序。组合器旨在通过以一层一层的形式呈现相关刺激创意的图像, 帮助新手设计师以及经验丰富的设计师产生创意, 从而应对日新月异的产品市场挑战。在软件中, 用户可以自由输入一个关键字, 然后选择多少名词, 以及他们希望以什么样的方式组合图像。组合图像可以自动呈现, 可以根据设计师的设置来激发创意。由于图像只是简单地进行组合, 而不是合成它们, 所以这种组合方法带来的创意灵感是有限的。

2.3 数据驱动型的生成设计方法

数据驱动的生成设计方法不是源自设计思维或设计原则, 是基于数据驱动的创造力而开发的设计方法, 也是计算创造力的一个新型分支, 将数据置于设计创意工具的中心^[24]。特别是基于无监督对抗生成网络的诞生, 可将语义思维网络与视觉概念组合形成完美闭环, 再配合与响应式设计、参数化设计形成优势互补, 设计师只需给机器设定目标、参数、限制条件, 检查和微调 GAN 生成的设计, 即可获得一个理论上的满意解^[25]。例如针对文献的局限性, Peter 等人借助无监督对抗生成网络, 合成了勺子和树叶之间的颜色、形状、纹理和勺子的功能等特征, 通过观察模型所产生的图像, 获得了勺子和叶子组合的潜在创意启示, 比如设计整合素材见图 2 和基于无监督对抗生成网络的设计方案见图 3。随后, 通过划分了拥有丰富经验的设计师组与业余组作为被试进行了主观评价, 其结果显示应用该研究创建的工具可以有效地激发设计的创意灵感, 且两组之间无统计学意义上的显著性差异。

Chan 等人通过案例分析, 利用所提供的美国专利数据库为设计问题生成概念性的解决方案, 揭示了类比数据在创新设计中的有效性^[26]。Varshney 等人提

出了一个计算创意系统的大数据方法,对烹饪食谱和菜单的生成进行了案例研究^[27-28]。Lin 等人开发了个性化创意学习系统,提供个性化的学习路径,通过数据挖掘技术优化创造力^[29]。Amitash 等人开发了一种叫做 I-get 的构思工具^[30],其 FISH (大型数据库中的快速图像搜索工具)数据挖掘算法,可以生成感性的图形隐喻和新颖的想法。Toh 等人开发并实证测试了一种数据挖掘方法,用于评估大型设计理念的创造性,以提高创造力评估的效率和可靠性^[31]。以关联浏

览器 Refinery 为例,Refinery 用户可以通过与结果交互来指定其知识的前沿^[32]。具体来说,通过投票决定结果来表达其兴趣程度,用户能够从文献数据集中识别所需的文档,并支持自下而上地探索大型和异构网络数据。得益于随机游走算法,系统计算相关内容的兴趣度分数,并可视化异构查询节点,促进不同事物之间的联接,以及通过不同事物的不同联接方式创造出新颖的创意。该研究可帮助设计师避免因注意力受限而失去激发灵感创意机会的可能性。



图2 设计整合素材
Fig.2 Design integration material



图3 基于无监督对抗生成网络的设计方案
Fig.3 Design scheme based on GANs

3 算法驱动型的生成设计方法的理论基础

综上所述,对以上三个方法进行评析如下。

传统设计方法需要掌握一定的设计专业知识才能有效地使用(如 TRIZ、在会议室中聚集人员进行的焦点小组等),即使这些方法简单且易于进行。

凭借计算的优势,基于程序的设计方法能够在没有高级专业知识的情况下帮助用户产生创意想法,并半自主地指导创意构思过程。然而,基于程序的设计方法多是基于浅层网络进行开发的,在面向简单且有良好约束的问题时较为奏效。然而,鉴于产品设计的知识具有多样性、复杂性与动态性,浅层网络由于受到指数增长的计算单元影响,往往发生函数表达能力欠全面与欠完整的情况。在之后很长的一段时间里,智能 CAD 研究在替代设计师寻找最优解方面进展缓慢,而在辅助设计师方面又一直得不到重视。

与基于程序的设计方法相比,数据驱动的生成设计方法能够专门运用数据挖掘技术来探索创造力,使隐性创意知识显性化,可有效减少设计师头脑中预置知识反复调用和取舍的过程,有效避免设计结果的模糊性与不确定性的形成机会。然而,在对抗生成网络诞生之前,数据驱动设计方法侧重于数据挖掘和检索技术^[33],在为创造性思维提供数据驱动策略方面仍存在较大的缺陷。具体来说,即使基于网络的关联浏览器(如 Refinery)是探索和可视化的好方法,用户也只能检索关联或类比,而没有引导地进行创造思考^[34]。此外,大多数数据都是以语义方式表达的,即使它可以在图形中可视化,这意味着对创意生成的研究较少。大量的研究都受到人类注意力机制的启发,如图像记忆性预测、图像检索、重点标记搜索^[35-37],这有利于人们以视觉方式学习思想。Han 的组合器试图将关联或类比图像组合成对于创造力的刺激方式,但未能将它们合成为一个图像。通过识别上述问题, Peter 探索了两种分别有助于产生语义思想和视觉思想的模型,并对组合的创意进行集成。

通过观察大量具有创造力的产品设计案例, Boden 区分了人工智能建模的三种创造性过程:组合创造力(在已有的规则内发生变化,强调优化与改进);探索性创造力(将两个或两个以上的概念进行组合,将现有内容以新的形势呈现在过程中)和转化性创造力(突破原有概念,打破规则)^[38]。在探索性创造性中, Boden 将概念空间的探索视为一种领域地图探索,并将所有的可能性都囊括在内,如偶然性和创造性。Wiggins 总结了 Boden 对创造力的层级描述^[39],并提出了一个描述探索性创造力的框架。Toivonen 将探索性创造力定义为从数据挖掘视图在给定的数据中查找固定类型的模式、规律或模型^[40]。

Arthur Koestler 提出了一种创造性思维模型,这种模型被称为“双相关搭配 bisociation”^[41]。在此模

型中,通过在多个学科中选取两个知识并进行融合来解决技术问题,而这两个知识在此之前并没有关联或者只有非常稀疏的联系^[42]。Dubitzky 等人将双相关搭配与 Boden 对组合创造力的定义进行比较,从计算创造力的角度提出了一个 bisociation 的框架^[43]。Chen 的认知研究还表明,将远域、不太常见的例子相结合,可以为产品创新设计任务提供更新颖的解决方案与概念^[44]。

结合 koestler 的 bisociation 模型和 boden 的探索性创造力,目前多个研究提取出一种基于对抗生成网络的数据生成设计方法:将数据集作为知识库,可以像在地图中一样进行探索,数据可以看作是分布在地图上的不同位置。当从不同的领域收集知识库中的数据,并理解数据之间的任何隐性或显性关系时,可以通过在地图中组合他们来激发创造性的想法。

为了促进这种类似地图的创造性思维过程,下面将介绍两个模型:语义思维网络和视觉概念组合模型。语义思维网络为数据的检索和可视化提供了一种有意义的方法,期望在检索和可视化过程中产生启发。给定两个可能不被视为紧密相关的概念,视觉概念组合模型能够以可视化的方式将两个概念混合在一起。

3.1 语义思维网络

信息网络在数据结构和数据可视化方面具有许多优势^[45-46],例如可以集成来自不同领域的大量信息。在各种知识探索领域,基于网络的可视化分析工具被设计用来减轻信息过载和帮助浏览知识,例如在本文中介绍的关联浏览器精炼。网络结构提供了元素之间互连性的量化表示方法,而网络组成描述了网络组成元素的特征,并量化了这些属性的多样性。网络的元素称为节点,两个节点之间的关系通常表示为一条线,称为 edge(边)^[47]。

目前,可用的网络数据库如 WordNet、ConceptNet 和 YAGO 都是基于本体论的,使得本体论之间的关系在语义上是过于紧密,很难激发创造性的思维^[48]。例如,给定关键字“脱盐”,从 ConceptNet 检索到的结果是盐、过程、脱盐器、分离等。对于基于远关联的检索技术,结果可能更有用,例如太阳能、反渗透、疏水膜,因此,构建一个远相关的语义网络对于信息检索是非常必要的。一般的网络建设过程包括数据采集、数据预处理、网络数据建设和网络分析。通常,数据源可以通过多种方式获得,如网络爬虫等。在数据预处理步骤中,与传统的无监督统计方法如 TF-IDFs 相比,语言学上的方法在自然语言处理任务(如浅层通用 NLP 框架)中更善于捕获语义和句法意义。在浅层框架的句法层次上,分析包括标记化、词性标注(POS 标记)、消歧(二异性消除)和短语组块。语义三元组是一种包含两个概念词或短语及其

关系的数据结构，它是通过对预先定义的和短语进行匹配来构造的。例如，Adobe Sensei 人工智能作设计的底层技术，集成在 Adobe 系列软件中的 AI。著名设计师斯塔克向该软件输入一些信息（如用料、外观、用途等）软件经过接收、处理、分析等过程掌握了设计这把椅子的基本要求（如舒适、稳固等），同时了解了 Kartell 和斯塔克的审美偏好，最终生成座椅，Adobe Sensei 软件设计的 AI 座椅见图 4。

近年来，由于支持向量机、条件随机场和深度神经网络等先进的机器学习框架，有监督的方法展示出了更好的效果。lample 等提出了一种结合双向长短期记忆和随机条件领域的神经结构，在命名实体识别任务中取得了最新的效果。类似地，越来越多的基于卷积神经网络和递归神经网络的模型在关系抽取和关系分类任务的顶端执行。

以上算法模型使得人们只要能想象得到的事物之间，都可以进行匹配，基础匹配原型有 4 种：文字与文字、文字跟图像、图像与文字、图像与图像 AutoDraw 之间的匹配。基于设计元素的 AI，有字体匹配方案、自动配色方案、基于线稿自动上色、自动校正手绘图形等。基于 4 种匹配原型，诞生了许多专业门类的人工智能设计师：海报设计师 arkie、建筑师 Kool-X、LOGO 设计师、网页设计师等，也有专门的“艺术家”。这些人工智能设计师的设计知识数据主要是从使用 web 爬行的设计网站上收集的，而来自不同领域的通用知识数据则是从 wikipedia 上收集的。爬网的设计网站包括设计博客网站，如 yanko design、designboom、dezen，以及设计奖网站，如 red dot 和 if design award。从爬网文本中获取的原始数据是主语和宾语的名词和名词短语，包括形容词+名词、名词+名词、动名词、动名词短语等，并在斯坦福大学 corenlp



图 4 Adobe Sensei 软件设计的 AI 座椅
Fig.4 AI Seat designed by Adobe Sensei software

中使用标记化和词性标记等自然语言处理技术进行检测。然后将这些基本概念作为语义本体网络中的节点，如果它们出现在同一个句子或子句中，则构建它们之间的关系。这些关系通过提出的视差滤波器进行滤波，最后通过应用频繁项集挖掘规则分配权重。

3.2 视觉概念组合

视觉概念组合模型是对 koestler 的 bisociation 的一种实现，在每个 bisociation 中给出两个概念，目的是生成一个综合了这两个概念的 bisociation 图像，视觉概念组合模型的实现见图 5。

在计算上综合两个不同概念的照片真实图像的生成是一个具有挑战性的问题。近年来，随着在计算上综合两个不同概念的照片真实图像的生成是一个具有挑战性的问题。近年来，随着深度神经网络在有监督学习方法中的日益普及，生成性对抗网络 (gan) 在计算机视觉领域显示出了良好的应用前景。它们由两个模型组成，一个生成器 G 和一个鉴别器 D，这是

L. Chen et al./J. Vis. Commun. Image R. 61 (2019) 10–22

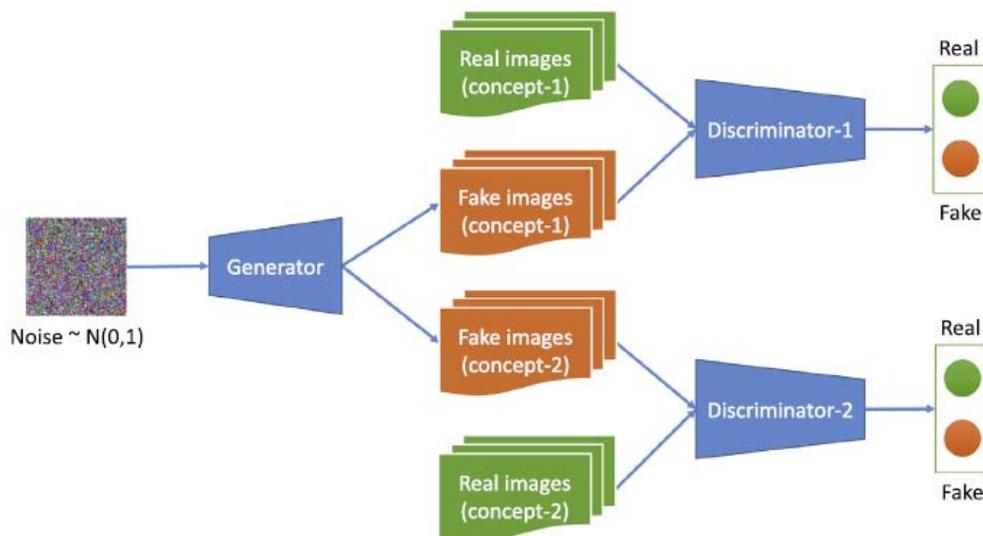


图 5 视觉概念组合模型的实现
Fig.5 Realization of visual concept combination model

两个分别训练以相互竞争的神经网络。

生成性对抗神经网络已经被应用于许多与图像生成相关的任务中。学者训练生成卷积神经网络，生成给定对象类型、视点和颜色的三维椅子、桌子和汽车。也有学者研究了图像到图像转换问题的条件对抗网络，例如将一般草图转换为精细的、效果图级别的彩色图像，这是产品设计行业的一项必要工作，以及提出了基于文本描述的叠层生成对抗网络（StackGAN）来生成真实感图像，但其模型只能合成一类图像，随后有学者提出了一种循环一致性对抗网络（Cycle-Consistent 敌对网络，简称 Cycle GAN），用于学习将图像从样式 a 转换为样式 b，但其模型无法将两种样式的特征结合起来。作为一种有监督的学习方法，首先通过采集代表两个已知概念的图像建立两个数据集。除了保持所有图像的分辨率相同外，不需要对训练图像进行预处理。两个输入是表示其相应概念的训练图像，高斯分布用作生成器的噪声分布 z 。设计师 Philipp Schmitt 同 Steffen Weisshair 一道开启了一个名为 chAir 的项目，该项目的核心算法是为每个数据集创建两个鉴别器，然后应用深卷积生成对抗网络（deep convolutional generative adversarial networks, DCGANs）来训练生成器和两个鉴别器，第一个鉴别器的模块可以检索图像并通过自我学习自动生成模拟图像，第二个鉴别器的模块为优化模块，用于检测自动生成图像的真实性并进行自我修正，chAir 通过对来自 Pinterest 的 562 个椅子的设计数据集进行自主学习，基于上述两大模块的相互配合自动生成了数百款造型，随后 schmitt 挑选了部分造型利用铝网、黄铜管以及轻木制作出了四款微缩原型，视觉概念组合模型的实现见图 6。

3.3 基于数据驱动的生成设计方法的缺陷

从以上最新的研究进展中可以看出，基于对抗生成网络的深层网络结构在探索设计参数分布规律、知识获取与表达、输入输出量的函数关系上有了较大进步：（1）可为设计师解读用户自选智能化设计输出产品的符码偏好和内隐关联机制；（2）提供了远距离语义的智能匹配与视觉概念组合，在生成设计方案的新

颖性、多样性和数量独立性方面具有较大优势，同时降低了设计的技能门槛；（3）可以系统分析目标用户认知语境的特定构成要素，进而帮助设计师激发创意灵感。

基于数据驱动的生成设计方法受限于算法模型过于自由不可控，使设计的实现方式仍然局限于传统的外观可视化层面，并且高度重视外观造型的新颖性缺乏对设计使用性、安全性细节的关注，同时无法将研究范围从传统的视觉层面转向功能—行为—结构的系统化层面，更无法触及到后工业时代以用户体验为核心的互联网式创新、以服务创新为本的商业模式设计、以人为基础的社会性创新作为载体的设计趋势。

4 结语

人工智能从 1955 年的提出至今已有六十四年的时间，以脑认知科学为基础，从机器感知、模式识别、自然语言处理的弱人工智能到未来以神经科学为基础的知识工程专家系统，且具有空间感、形象感、想象力、创造力等方面的类脑人工智能必将成为下一轮工业革命的核心。由此带来的变革不仅体现在设计方法上，而且对设计师的工作方式、人才培养等都提出了诸多挑战。

人工智能的设计方法还需要把问题抽象为数据驱动的封闭问题，在以下方面与设计思维相比还有很大的挑战：（1）缺乏哲学、美学、人性友好认知层面的理解能力；（2）缺乏知识推理能力；（3）缺乏记忆、常识、经验、技巧与知识学习能力；（4）缺乏举一反三的小样本学习能力；（5）缺乏可理解性以及高层规划、决策与组织能力。

也就是说目前基于数据驱动的人工智能设计方法在知识驱动层面无法借助人类的想象力，于是结合艺术美学等文化，提出了富有创新性的解决方案，因此，短时间内以知识驱动为基础的设计工作将不会被人工智能所取代。或许在不久的将来，设计师会成为人工智能技术的甲方，作为一个定义问题的决策者，给出需求和方程，人工智能技术则是一个求解问题的执行者，能高效地解出方程。



图 6 视觉概念组合模型的实现
Fig.6 Realization of visual concept combination model

借助人工智能技术构建具有中国特色的设计理论与方法。德国系统设计理论、美国公理化设计理论、日本质量设计理论和前苏联 TRIZ 设计理论使这些国家的制造业在实现高质量发展的路上行稳致远。在人工智能的背景下,我国也应该基于生态可持续设计、中国传统造物智慧启迪、脱贫攻坚背景下的社会创新设计、“一带一路”推动构建人类命运共同体的基础上,进一步开发深度学习的深层网络结构,探索设计参数分布规律、知识获取与表达、输入-输出量的函数关系,以及优化网络结构特征,开发出系统的、可随时被调用的设计方法与创新工具,确保设计结果与目标用户复杂认知语境中正向语用信息的有效匹配,从而提高设计方向的正确性与内容的准确率,减少设计师头脑中预置知识反复调用和取舍的过程,有效避免设计结果的模糊性与不确定性的形成机会,为设计师进行推演尝试、原型开发、可靠性评价、快速测试与迭代的设计程序提供关键设计技术,进而提高产品设计结果的可靠性。其适用范围可扩展至其他类似的高端制造装备,亦有效弥补了现有设计体系与高校科研人员无法服务国家重大战略的缺陷。

避免因追求经济效率带来的“复刻”、“山寨”。人工智能技术在风格迁移、转化、匹配方面具有较大的优势,非常容易产生“复刻”、“山寨”的设计结果,因此,基于人工智能的设计方法应助力企业从供给侧改革入手,深挖用户最新需求,研发满足细分领域和特殊工况的新产品与新功能,成为企业提升竞争力的一个契机。将智能化设计、生理评价导入设计程序中,有助于企业提升设计的核心竞争力。产品所承载的设计信息传递出承担社会责任的态度,可在企业之间构筑稳定的关系,唤起用户对特定品牌的积极印象。

扩展基于人工智能的产品设计方法疆域。产品设计的成功,更多在于它策略、方法与技能技巧的一面,而非创意层面上的挑战。由此展开的形势和局面,也迫使人工智能设计师不断学习创意之外的诸多知识与工具,例如产品设计本身,从强大到夺取新的市场份额,还需要考虑设计管理层面的市场营销、供应链管理、财务预算、资源配比、团队技能配套整合、过程管控、项目按计划交付等,因此,设计线上线下系统闭环反馈的系统设计师、训练计算机进行设计的训机设计师、设计人机协同体验的体验设计师的培养也成为了新的课题。

参考文献:

- [1] 胡飞,姜明宇. 体验设计研究:问题情境、学科逻辑与理论动向[J]. 包装工程,2018,39(20):60-74.
HU Fei, JIANG Ming-Yu. On Experience Design: Context of Problems, Logic of Disciplines and Trend of Theories[J]. Packaging Engineering, 2018, 39(20): 60-74.
- [2] 胡飞,李顽强. 定义“服务设计”[J]. 包装工程,2019,40(10):37-50.
HU Fei, LI Wan-qiang. Definition of “Service Design” [J]. Packaging Engineering, 2019, 40(10): 60-74.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] ALBERS. Problem Solving Methodology in the Product Development[J]. International Conference on Engineering Design, 2016(9).
- [6] ASHOK K. Use of Design Patterns in Analogy-based Design[J]. Advanced Engineering Informatics, 2004, 18(2): 85-94.
- [7] SWAROOP V. Fostering Creativity in and Through Biologically Inspired Design[J]. International Conference on Design Creativity, 2011(7).
- [8] MICHAEL W. Retrieving Semantically Distant Analogies with Knowledge-directed Spreading Activation[J]. Knowledge Systems Laboratory, 2017, 12(2): 56-61.
- [9] B P. Finding Analogies Using Attributes of Structure[J]. Irish Conference on Artificial Intelligence and Cognitive Science, 2017(6).
- [10] B T. The Relationship of Analogical Distance to Analogical Function and Preinventive Structure: The Case of Engineering Design[J]. Memory Cognit, 2007, 35(1): 29-38.
- [11] TANG C. Product from Design Using Customer Perception Evaluation by a Combined Super Ellipse Fitting and ANN Approach[J]. Advanced Engineering Informatics, 2013, 27(3): 386-394.
- [12] 林琳,张志华,张睿欣. 基于遗传算法优化神经网络的产品造型设计评价[J]. 计算机工程与设计,2015,36(3):789-813.
LIN Lin, ZHANG Zhi-hua, ZHANG Rui-xin. Evaluation of Product Form Design Based on BP Neural Network Trained by Genetic Algorithm[J]. Computer Engineering and Design, 2015, 36(3): 789-813.
- [13] MUNEYUKI U. Construction of Interactive Conceptual Design System[J]. 22nd Fuzzy System Symposium, 2015(13).
- [14] MASAOKI K. “Muri-Mondo” Generation System Based on Ring Structure of Semantic Related Words[J]. Transactions of Japan Society of Kansei Engineering, 2015, 27(4): 651-668.
- [15] 胡志刚. BP神经网络在产品配色中的应用研究[J]. 包装工程,2016,37(10):136-141.
HU Zhi-gang. Application of BP Neural Network in Product Color-matched Design[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(10): 136-141.

- [16] AIRI M. Coupled Stepwise PLS-VIP and ANN Modeling to Identify Contribution Order for Aroma Components Conforming Palatability of Cheddar Cheese[D]. Tokyo: University of Tokyo, 2015.
- [17] 罗仕鉴, 李文杰, 傅业焘. 消费者偏好驱动的 SUV 产品族侧面外形基因设计[J]. 机械工程学报, 2016, 52(2): 173-181.
LUO Shi-jian, LI Wen-jie, FU Ye-tao. Consumer Preference-driven SUV Product Family Profile Gene Design[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(2): 173-181.
- [18] 苏建宁, 王鹏, 张书涛. 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. Review of Key Technologies of Product Image Styling Design [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 30(1): 97-100.
- [19] M M. Capturing Ideation Paths for Discovery of Design Exploration Strategies in Conceptual Engineering Design[J]. Design Computing and Cognition, 2014(18).
- [20] K H. 3D Design Ideation by Creating on Borrowing from and Looking at the Physical World[J]. Tangible and Embedded Interaction, 2018, 22(1): 37-45.
- [21] H W. Idea Discovery: A Context-awareness Dynamic System Approach for Computational Creativity[J]. Smart Modeling and Simulation for Complex Systems, 2015, 5(64): 99-111.
- [22] A C. A Functional Representation for Aiding Biomimetic and Artificial Inspiration of New Ideas[J]. Artificial Intelligence for Engineering Design Analysis & Manufacturing, 2005, 19(2): 113-132.
- [23] J H. The Combinator: A Computer-based Tool for Idea Generation[J]. Proceedings of the Design 2016 14th International Design Conference, 2016(19).
- [24] NICK K. Situated Interpretation in Computational Creativity[J]. Knowledge-Based Systems., 2015, 80(2): 48-57.
- [25] LIU Q. An Artificial Intelligence Based Data-driven Approach for Design Ideation[J]. Journal of Visual Communication and Image, 2019, 61(4): 10-22.
- [26] J C. Teacher Design Knowledge for Technology Enhanced Learning: An Ecological Framework for Investigating Assets and Needs[J]. Instructional Science, 2011, 133(8): 81-104.
- [27] FLORIAN P. A Culinary Computational Creativity System[J]. Computational Creativity Research: Towards Creative Machines, 2015, 5(16): 327-346.
- [28] LAV R. A Big Data Approach to Computational Creativity[J]. Computer Science, 2013, 18(8): 1311-1213.
- [29] CHUN F. Data Mining for Providing a Personalized Learning Path in Creativity: An Application of Decision Trees[J]. Computers Education, 2013, 68(5): 199-210.
- [30] AMITASH O. I-get: A Creativity Assistance Tool to Generate Perceptual Pictorial Metaphors[J]. Proceedings of the 3rd International Conference on Human-Agent Interaction, 2015(8).
- [31] CHRISTINE A. Mining for Creativity: Determining the Creativity of Ideas Through Data Mining Techniques[J]. Asme International Design Engineering Technical, 2017(9).
- [32] S K. Refinery: Visual Exploration of Large Heterogeneous Networks Through Associative Browsing[J]. Computer Graphics Forum: Journal of the European, 2015(3).
- [33] ZHU L. Discrete Multimodal Hashing with Canonical Views for Robust Mobile Landmark Search[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2017, 19(9): 2066-2079.
- [34] P J. A Framework of Joint Low-rank and Sparse Regression for Image Memorability Prediction[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video, 2018(9): 1.
- [35] LIANG X. Dynamic Multi-view Hashing for Online Image Retrieval[J]. Proceedings of the 26th International Joint Conference on Artificial Intelligence, 2017(7).
- [36] LEI Z. Exploring Consistent Preferences: Discrete Hashing with Pair-Exemplar for Scalable Landmark Search [J]. Proceedings of the 2017 ACM on Multimedia Conference, 2017(14).
- [37] J L. Transfer Independently Together: A Generalized Framework for Domain Adaptation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 32(6): 1-12.
- [38] M A. The Creative Mind: Myths and Mechanisms[M]. London: Routledge Press, 2004.
- [39] G A. A Preliminary Framework for Description, Analysis and Comparison of Creative Systems[J]. Knowledge-Based System, 2006, 19(7): 449-458.
- [40] TOIVONEN. Data Mining and Machine Learning in Computational Creativity[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data, 2015, 5(6): 265-275.
- [41] A K. The Act of Creation[M]. Macmillan: Oxford England, 1964.
- [42] M R. Berthold Bisociative Knowledge Discovery[M] Springer: Heidelberg, 2012.
- [43] W D. Towards Creative Information Exploration Based on Koestler's Concept of Bisociation[J]. Advanced Engineering Informatics, 2012, 72(5): 11-32.
- [44] MING W. Forecasting Technological Impacts on Customers' Co-Consideration Behaviors: A Data-Driven Network Analysis Approach[J]. International Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference, 2016(8).
- [45] J S. Social Network Analysis[M]. London: Sage, 2012.
- [46] A E. A Study on Similarity and Relatedness Using Distributional and Wordnet-based Approaches[J]. Annual Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics, 2009(16).
- [47] FENG S. A Data-driven Text Mining and Semantic Network Analysis for Design Information Retrieval[J]. Journal of Mechanical Design, 2017, 139(11): 402-414.
- [48] 高峰, 焦阳. 基于人工智能的辅助创意设计[J]. 装饰, 2019, 11(139): 34-37.
GAO Feng, JIAO Yang. Artificial Intelligence Aided Creative Design[J]. Zhuangshi, 2019, 11(139): 34-37.