

## 国外生成式产品设计研究综述

刘永红<sup>1</sup>, 黎文广<sup>1</sup>, 季铁<sup>1</sup>, 肖懿<sup>1</sup>, 尤立思<sup>1,2</sup>, 赵云彦<sup>1,2</sup>  
(1.湖南大学, 长沙 410082; 2.内蒙古科技大学, 包头 014010)

**摘要:** **目的** 设计是一项复杂的求解过程, 合适的方法对开发新产品起着至关重要的作用。设计计算的进步可能促使机器从传统的辅助角色转变为设计内容的生成器。通过回顾国外 1998 年至今的生成式产品设计方法, 指出未来发展趋势与挑战, 为产品设计师及相关的技术与应用研究者提供相应的参考。**方法** 从生成式设计的定义出发, 给出生成式设计的定义; 整理归纳生成式产品设计的主要步骤及优势; 通过综述的形式, 将典型的生成式产品设计方法和相关研究进行整理分类; 从技术因素和设计因素两个角度总结, 对比分析生成式产品设计方法。**结论** 数据驱动的生成式产品设计将会更好地为设计师带来全新的视角。生成式产品设计的革命性影响能否实现, 将取决于设计界和业界思维方式的重大变化。生成式产品设计未来研究的影响, 将取决于学术发展和行业研究之间的融合。

**关键词:** 生成式设计; 产品设计; 形状文法; 参数化建模; 进化计算; 数据驱动  
**中图分类号:** TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)14-0009-19  
**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.14.002

### Review of Research on Generative Product Design Abroad

LIU Yong-hong<sup>1</sup>, LI Wen-guang<sup>1</sup>, JI Tie<sup>1</sup>, XIAO Yi<sup>1</sup>, YOU Li-si<sup>1,2</sup>, ZHAO Yun-yan<sup>1,2</sup>

(1.Hunan University, Changsha 410082, China; 2. Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

**ABSTRACT:** The design is a complex solution process, the use of appropriate methods plays a vital role in the development of new products. The progress of design computing may change the role of the machine from an assistant to a generator of design content. This article reviews the product generative design methods developed in foreign countries since 1998, points out the future development trend and challenges, and provides corresponding references for product designers, related technology and application research. From the definition of generative design, the definition of generative design is given; the main steps and advantages of generative product design are summarized; the typical generative product design methods and related research are sorted out and classified in the form of summary. This paper summarizes and analyzes the generative product design methods from two aspects of technical factors and design factors. In conclusion, the data-driven generative product design will bring new method innovation for designers. Whether the revolutionary influence of generative product design can be realized or not depends on the great changes in the thinking mode of the design field and industry. The future impact of generative product design research will depend on academic development and greater integration between industries.

**KEY WORDS:** generative design; product design; shape grammars; parametric modeling; evolutionary computation; data-driven

设计是一项复杂的求解过程, 涉及专业知识、创新能力、综合经验、美学素养及科学技术。随着新一轮智能设计自动化技术, 诸如机器学习、附加制造、人工智能、云计算等快速发展与普及, 产品设计的方

收稿日期: 2021-04-20

基金项目: 国家重点研发计划课题(2019YFB1405702); 国家社科基金艺术学重点项目(20AG011)

作者简介: 刘永红(1972—), 男, 安徽人, 博士, 湖南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为工业 4.0 与工业设计、智能装备。

通信作者: 季铁(1972—), 男, 湖南人, 博士, 湖南大学教授、博士生导师, 主要研究方向为设计艺术学、数字文化创新、非遗文化生态。

法也在被不断拓展。在设计系统的数字化和智能化方面,各行业都展现了丰硕的研究成果,这些研究成果促成了一个新的“设计转向”,即设计范式的转变。产品生命周期管理咨询和研究公司 CIMData 的模拟和分析实践经理 Meintjes K 预测,软件能力、快速计算机、对制造能力的思考,以及设计新材料的能力将在未来彻底改变工程和产品创新<sup>[1]</sup>,这将为计算机辅助工程带来一个全新的阶段性变化。前瞻性的公司美国宇航局(NASA)和空中客车(Airbus)在工业设计上的成功案例,使得生成式设计被《哈佛商业评论》誉为“智能设计自动化的下一波浪潮”<sup>[1]</sup>。此外,运动用品公司安德玛使用 Autodesk 软件进行生成设计,为其 3D 打印的 Architech 鞋生成了晶格结构,并在稳定性和缓冲性方面进行了优化。新创定制汽车公司 Hackrod 的赛车配备了几十个传感器,驱动到了极限,产生了数十亿个数据点, Dreamcatcher 利用这些数据设计了最终的底盘。著名设计师菲利普·斯塔克与意大利制造商 Kartell,共同设计并制造了世界上第一把由人工智能与人类合作所创造并实际生产的椅子——人工智能椅。近年来的成功案例,预示着生成式设计不论是在高端装备领域,还是在生活产品领域,都有着巨大的潜能。

## 1 生成式产品设计概述

### 1.1 生成式设计定义

英国剑桥词典将生成式定义为生产或创造某物的能力<sup>[2]</sup>。生成式设计不是传统的设计过程,而是对设计问题采用不同的算法组合,从而生成一组不同的备选方案<sup>[3]</sup>。

生成式设计的定义可概括为两个角度的观点, Fischer T(2001年), Herr C M(2002年)等人, Frazer J 等人(2002年)将生成式设计定义为了一个设计过程,强调其进化过程,主要涉及设计解决方案的创建和生产过程中的进化技术<sup>[4-6]</sup>。这个设计过程,是一种不同于往常设计方法的设计策略,即在设计过程中,设计师不会直接与材料和产品进行交互,而是通过某种生成系统进行交互。这种生成系统是数字的计算机辅助的生成系统,是一个虚拟的空间,模仿自然界进化的过程,通过一系列复杂的数学变换来创建和确定新的形状,以满足不同的设计需求。计算机除了传统的绘图、可视化、数据检查等常规功能外,也是一种基于生物学思想的设计生成器,这种生成器将自然界生物进化、繁殖、杂交和适应的思想应用到设计过程中,进化系统建立在计算机上模拟自然选择和繁殖过程的基础上。设计人员可以显性地对适应度函数进行编码并制定相关的约束,形成特定目的的算法,通过人与计算机的交互,设计者可以通过脚本中定义的算法同时创建或修改大量对象,产生供设计人员挑

选的结果。Galanter P(2003年), McCormack J P(2004年), Shea K 等人(2005年), Chase S C(2005年), Fasoulaki E(2008年), Zee and Vrie A(2008年), Puusepp R(2011年), Krish S(2011年), Abrishami S 等人(2014年), McKnight M(2017年), Villaggi 和 Nagy(2017年), Akella R(2018年), Jang S 等人(2020年)不局限于设计的过程,而将生成式设计视为一种设计方法,即一种基于算法或基于规则的过程的设计方法,基于规则和过程可能生成多个且复杂的解决方案,规则可包括参数或变量,以此形成设计建模的过程,强调其工具性<sup>[3,7-18]</sup>。

另外,相关学者将参数化设计、细胞自动机、鸟群、遗传算法、形状语法<sup>[3]</sup>、自组织、群体系统、蚁群、进化<sup>[8]</sup>、L 系统、分形、Voronoi 图<sup>[11,19]</sup>等方法纳入生成式设计的范畴,相关学者对生成式设计的描述,见表 1。

考虑到以上观点,作者认为第一种将生成式系统视为进化的过程是不全面的,因为它排除了其他的生成式设计方法。综合以上观点,生成式设计可以被定义为一种新的设计范式,即设计师通过专业领域内的知识和经验,将设计目标编码成规则或约束条件,形成相对应的数字模型,通过计算机算法来求解并优化,并以此生成解决方案的一类设计方法的总称。生成式产品设计即此方法在产品设计领域中的应用。

### 1.2 生成式产品设计主要步骤及优势

以下是生成式设计过程典型的步骤。

第一步:该阶段需要设计师/工程师的专业知识来建立和输入设计参数和目标。参数示例包括材料特性(如质量、强度、体积、成本)和约束条件等。

第二步:使用相关的规则或算法,生成多个设计解决方案,可能为每个设计进行性能分析,此处理可能是本地的或云计算。

第三步:在生成式设计解决方案中获得初始结果后,设计师通常会研究各种选项,修改参数和目标,以改进问题。然后,生成式设计系统将迭代,直到最后生成满意的解决方案。

第四步:根据最终解决方案,设计师可以通过附加制造等形式形成模型最后的表现效果。

一般来说,生成式产品设计具有以下优势。第一,质量减轻。使用生成式设计方法比使用传统设计方法形成的产品,在质量减轻方面有很大优势。第二,保持或改进性能。在减轻质量的同时,生成式设计结构得到优化,能适应设计的特定结构要求。这有助于它们满足强度和刚度性能要求,同时,使用最少的材料。第三,缩短开发时间。通过使用无限计算,可以在使用更传统的方法创建一个设计目标的同时,研究多个设计变量。第四,增加创造力。由于创造了数以千计的解决方案,设计师可以快速探索他们可能没有想象

表 1 生成式设计相关描述  
Tab.1 Description of generative design

生成式设计相关描述		
年份	第一作者	主要观点
2001 年	Fischer T	生成式设计是一种不同于其他设计方法的设计方法，在设计过程中，设计师不会直接（“动手”）与材料和产品进行交互，而是通过生成系统进行交互
2002 年	Herr C M	生成系统是指数字的计算机辅助的生成系统，这些系统是最典型的，但不一定是由建筑设计师自己开发的
2003 年	Galanter P	生成艺术是指艺术家使用一个系统，如一套自然语言规则、计算机程序、机器或其他程序进行的任何实践，这些系统具有一定的自主性，能对艺术作品的完成作出贡献
	Frazer J	生成性和进化性设计涉及以类似于自然界进化过程的方式使用计算机的虚拟空间
2004 年	McCormack J P	在生成式设计研究者中有一个普遍的共识，即生成式设计是一个方法论的集合，具有一些共同的属性。本质上，生成式设计提供了一种“从动态过程及其结果的角度看待世界的方法论和哲学”，在生成式设计中，存在着从设计对象到设计过程及其表达的范式转换
2005 年	Shea K	生成式设计系统旨在通过利用当前的计算和制造能力，创建新的设计过程，从而产生空间新颖、高效和可构建的设计
2005 年	Chase S C	生成设计范式包括一种正式的方法论，该方法论由规则和程序组成，应用这些规则和程序来生成设计
2008 年	Fasoulaki E	生成式设计可以广义地定义为一个算法或基于规则的过程，通过这个过程可以创建各种潜在的设计解决方案。生成式设计过程的规则可包括参数或变量，并以系统的方式应用于初始条件或配置，以生成一系列设计可能性
2008 年	Van Der Zee A	生成式设计不是传统方法的设计过程，而是通过组合不同的算法来解决设计问题，从而生成针对当前设计问题的替代解决方案
2011 年	Puusepp R	生成设计是一种综合设计方法，其模型具有反馈机制，本质上具有周期性。反馈范围从简单的机制（其中模型将其自身的输出用作输入）到相对复杂的机制（包括设计评估过程）。生成设计是一个迭代和动态的过程，通过重复设计开发周期可以找到设计问题的解决方案
2011 年	Krish S	生成式设计是设计师驱动、受参数化约束的设计探索过程，在基于历史的参数化 CAD 系统上运行，作为支持新兴的设计过程
2014 年	Abrishami S	生成式设计是指任何设计实践中，设计师使用一个系统，如计算机程序，自主性地为设计问题产生解决方案
2017 年	McKnight M	生成式设计是一种使用算法来帮助探索设计变体的过程，这种变体超越了目前使用传统设计过程所能做到的。生成式设计模仿自然进化的方法，使用参数和目标快速探索数以千计的设计变体，以找到最佳解决方案
2017 年	Villaggi	生成式设计是定义高级目标和约束条件，并利用计算能力自动探索广阔的设计空间，并确定最佳设计方案的过程
2018 年	Akella R	生成式设计利用机器学习来模仿自然界的进化设计方法。设计师或工程师将设计参数（如材料、尺寸、质量、强度、制造方法和成本约束）输入到生成的设计软件中，然后该软件将探索解决方案的所有可能组合，从而迅速生成数百甚至数千个设计选项。从那里，设计人员或工程师可以筛选并选择结果，以求最好地满足他们的需求
2020 年	Jang S	生成式设计是指在设计者定义的约束条件下，能够自动进行设计探索的计算设计方法

或创造的形式的适用性。第五，提高效率。由于模拟和测试可以作为生成式设计过程的一部分，这节省了设计师和工程师在更传统的设计过程中典型的迭代更改的时间。第六，定制产品开发。通过使用生成式设计和附加制造，使得因满足个人需求而专门设计和优化的复杂几何图形，比以往任何时候都更容易获得。第七，与先进的制造工艺相结合。生成式设计可以创建复杂的设计，例如有机特征和内部网格，可利用先进的增材制造技术展现最后效果。

## 2 生成式产品设计方法主要类

### 2.1 基于形状文法的生成式产品设计

#### 2.1.1 形状文法概述

1971 年，美国麻省理工学院 Stiny G 教授和波士顿学院计算科学 Gips J 教授提出形状文法是一个面向设计的生成系统。Stiny G 教授在 1980 年的文献中，详细地阐述了形状文法的概念及整个应用流程<sup>[20]</sup>。形

状是笛卡儿坐标系中定义的,具有实轴和相关欧几里得度量的有限直线排列;形状文法是一种基于规则,以形状为基本要素,用语法结构分析并产生新的形状的设计推理方法,规则的基础是空间变换,即平移(移动)、缩放、旋转和反射,允许一个形状成为另一个形状的一部分。有了有限数量的规则,形状文法就产生了无限数量的设计。形状语法的特性在于,既可以用作分析工具,将复杂形状分解为简单实体,又可以用作理解现有设计的分析工具。应用形状规则生成设计,规则本身就是对生成设计的描述。形状规则由两部分组成,由从左到右指向的箭头分隔,箭头左侧的部分称为左侧(LHS),用以描述形状和标记的条件。箭头的右侧部分被称为右侧(RHS),用以描述左侧形状应如何转换及标记的位置。标记有助于定位和确定新的形状。形状文法有四个基本组成部分:一组有限的形状、一组有限的符号、一组有限的形状规则、初始形状。此方法从绘画、雕塑和建筑设计等领域不断拓展应用到产品设计领域,为产品设计提供了一种全新的计算机辅助设计(Computer Aided Design,简称CAD)方法。

### 2.1.2 基于形状文法的生成式产品设计

基于形状语法的设计实践最早被应用于建筑设计领域中。第一次使用形状语法来设计产品是Agarwal M和Cagan J于1998年提出的咖啡机形状语法<sup>[21]</sup>,展示了形状语法在产品设计中的首次应用,见图1。这种方法被用于生成单个产品,后逐渐被应用到产品设计领域。咖啡机语法是一种参数化语法,由手工创建的100条规则和带标签的二维形状文法组成,基于Java的应用程序实现。其目标是在概念设计探索阶段,为设计师提供可选择的设计灵感。然而此方法有其局限性,因为其概念性不能产生具有实际生产效益的产品,所以大量的标签使得语法在视觉上具有一定的操作难度。虽然作者在文末设想此方法可以应用于食物搅拌机、烤面包机、烤箱、手电筒、电话、洗衣机等其他消费类产品的设计上,但是这个系统没有经过设计师对其有效性的测试,尚不成熟。由于形状语法需要手工创建,同时设计师欠缺基础知识和软件操作技能,因此没有得到普遍使用。第二年,在后续研究工作中,Agarwal M等人为了拓展早期咖啡机形状语法,将详细设计阶段需要用到的参考信息体现到了设计初期概念设计的过程<sup>[22]</sup>。将制造成本模型与基于语法的形状规则关联起来,在改变设计细节时,能及时获得调整设计方案对成本影响的结果,并确保在设计完成后,立即向设计师提供对最终制造成本的准确评估。此方法为设计人员在设计生成过程中提供了有价值的反馈,从制造成本的角度权衡了设计方案,从而提高了决策的时效性。将成本结构的各个要素与咖啡机语法规则联系起来,以此验证了此方法的可行性,见图1。然而,语法生成的设计并没有包

含相关的设计细节。例如,螺丝的数量和位置、电源线、产品的颜色及开关的形式,都不是按照现有的语法规则设计的,没有较好的方法可以帮助设计人员判定在哪个阶段、应用什么规则去完善细节的生成。此外,在模型生成方面,此方法是一个二维的形状语法,即通过产品的3个视图(顶部、侧面、前部)创建三维形状,但从多个二维正交投影构建三维实体模型通常本就是一个困难且难解决的问题。因此,将语法推导的结果解释为三维实体模型所需的人工工作量,在当时是未知的,而且可能是巨大的。关于咖啡机语法,如何从三维和二维的角度产生一个有效的模型仍然是当时面对的研究课题。

2002年,Chau H H通过对一些电子消费产品和快消产品的分析,总结出这些产品的外表面很大程度上是由直线、圆弧及其正交投影确定的<sup>[23]</sup>。当时的形状文法大多是在有限的实验领域中,以直线为基本元素,并且大多数局限于二维空间。与大多数现有的形状文法实现方式不同,针对消费品表面的复杂性,他提出了一种简单且直观的表面设计文法,即在代数W13中运行的形状文法。形状是在三维空间中以直线和曲线线框为基本元素,将附加到单个基本元素的权重用于指定几何连续性要求,在二维或三维空间中,可以同时支持直线和曲线的生成。该方法已被应用于利用原始语料库进行重新设计,并生成了符合相同风格的新设计,最后以Dova肥皂进行了实验验证,见图1。这项研究证明了使用形状计算方法,辅以计算几何技术,构建曲面设计语法并保持生成产品表面风格一致性的可行性。

2002年,Pugliese M J和Cagan J通过对前人相关研究方法的总结,得知语法已经成为了创建满足结构和功能需求的设计工具,但在产品生成设计领域没有特定为了建立和维护产品品牌特征的方法,该领域面临着两个挑战,即工程师和设计师需要掌握帮助理解、表达和维护产品品牌的工具,工程师、设计师和品牌策略师需要一个共同的平台来讨论产品品牌<sup>[24]</sup>。作者在其研究中提出了一种可以满足这两个挑战的方法,以探讨使用形状语法来捕捉品牌标识和生成产品设计的可行性。以哈雷·戴维森摩托为例,通过形状语法中的约束,对经典的标识进行建模和表示,利用这种表示生成符合该品牌标识的产品,并测试了用户对新产品品牌的认同,见图1。通过正确定义和应用约束与规则,未来的语法可以提供满足功能、美学和制造要求的完整产品设计能力。当一家公司推出一系列与现有产品相关的新产品时,必须保持一致的产品形象,以确保品牌价值的连续性。

2004年,Chen Xiao-juan等人将研究重点放在几何形状的包装设计上<sup>[25]</sup>。提出了一个应用形状语法的方法进行包装设计的研究,并以个人护理瓶为例进行实验,见图1。与最初的咖啡机语法不同,作者使用

形状和规则而非文本和标签来表示设计概念。它以循序渐进的方式生成设计，提供了直观和明确的方法，帮助设计师探索设计原则和构建设计方案。在这个过程中，不同部门的人员（如产品设计师、营销人员和制造人员）可以对解决方案展开充分高效的交流，从而提高决策效率。作者使用规则进行计算，证明了该方法的可用性，但并没有针对特定品牌识别特征进行实验与应用。同年，McCormack J P 和 Cagan J 提出了形状语法作为将品牌的关键要素编码成一种可重复性语言的方法，可以用来生成与品牌一致的产品，帮助企业建立和维护品牌影响力<sup>[26]</sup>。作者通过对别克历史造型的详细调查，总结提取了别克汽车前视图的品牌特征，最后形成了从基本组成要素到完整层次结构的品牌框架，并将其划映射到了形状语法规则中，建立了一个由特征创建和特征修改两部分组成的形状语法系统，以捕捉品牌的 DNA，见图 1。它允许直接修改并使用语法，例如在别克品牌新形式演变过程中添加新规则。然而别克汽车的形状语法尚未在计算机上实现。鉴于形状文法在建筑、绘画、装饰艺术、工程等领域已经被证明，形状计算是保持风格一致性的一种形式化和可行的方法。大多数现有的形状语法

在有限的实验中运行，并在捕获现有的设计语料库进行重新设计方面效果显著，但其大部分使用直线作为基本元素，大多局限于二维空间，不能支持实际的设计任务，并且缺乏对复杂三维几何、形状产生和参数化规则的支持。同年，Chau H H 等人为了了解决这些问题，着重于支持消费类产品设计中的品牌识别一致性<sup>[27]</sup>。开发了一个 U13 形状语法来支持三维空间中的直线和曲线基本元素的表达、创建与计算，并以可口可乐瓶语法和头肩瓶语法为测试，见图 1。与之前的语法相似，探索与制定设计形状语法的过程既费时又费力，还需要专业的人员参与，生成过程中需要手动创建规则等问题，仍然是这一阶段的问题与挑战。

2014 年 Kielarova S W 等人提出了一种基于形状文法的首饰设计系统生成方法<sup>[28]</sup>。其目的是支持设计师探索形状，并将其作为灵感的来源。以戒指作为设计实践，见图 1。2015 年，Garcia S 和 Romao L 对多功能椅类中嵌入的各种类型进行了编码，开发了一种可用于椅子概念设计阶段的生成式设计工具<sup>[29]</sup>，见图 1。

基于形状语法生成的结果从产品类型、主要目的、语法规则和数量、评估和表现总结，见表 2。

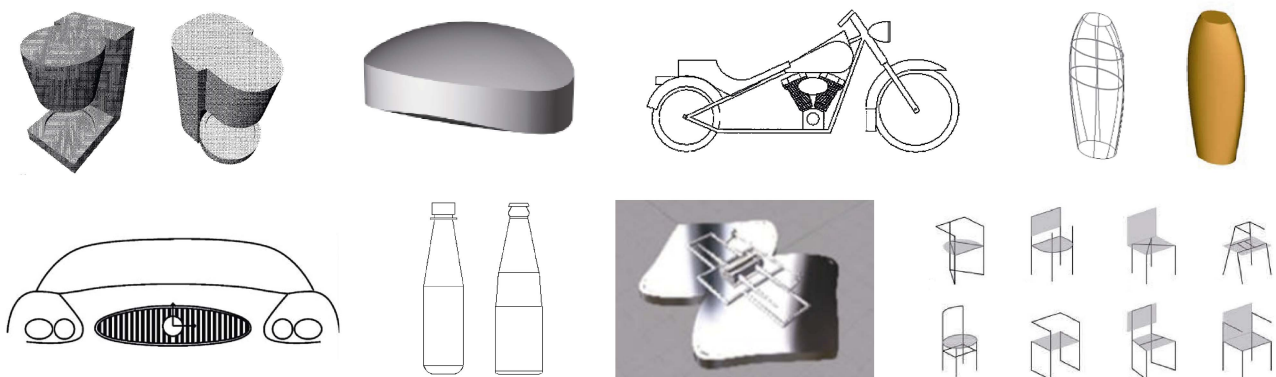


图 1 基于形状语法生成的结果  
Fig.1 Generated results based on shape grammar

表 2 基于形状语法生成的结果总结  
Tab.2 Summary of generated results based on shape grammar

产品类型	主要目的	语法规则数量	评估和表现
咖啡机（1998 年，1999 年）	交互式生成大量概念设计	100	二维
Dove 肥皂（2002 年）	生成具有品牌标识的多种产品概念	12	三维
哈雷·戴维森摩托车（2002 年）	生成具有品牌标识的多种产品概念	45	二维
别克汽车（2004 年）	生成具有品牌标识的多种产品概念	63	二维
可口可乐瓶（2004 年）	生成具有品牌标识的多种产品概念	12	二维
个人护理瓶（2004 年）	生成具有品牌标识的多种产品概念	14	三维
戒指（2014 年）	自动生成大量概念设计	形状文法	三维
多功能椅子（2015 年）	自动生成大量概念设计	形状文法	三维

## 2.2 基于 CAD 参数化的生成式产品设计

### 2.2.1 基于 CAD 参数化的生成式产品设计概述

基于 CAD 参数化的设计能够以有效且相对便捷的方式表示生成,成为了进行产品设计最流行的生成式产品设计的方法之一。它为生成式产品设计提供了一个强大的支撑载体。基于特征的参数建模,根据一组参数及其关系来象征性地描述实体模型,一个参数的更改将更新整个模型。开发相关算法用以直接对模型的参数进行操作,使得从其他生成式方法表示形式(如形状语法)转换成为了可能。

### 2.2.2 基于 CAD 的参数化生成式产品设计

2011年,Krish S提出了一种基于生成式 CAD 参数化设计的探索方法<sup>[30]</sup>。主要目的是在设计初期阶段自动生成大量的不同设计选项,帮助设计师探索设计的可能性,以此减轻设计师的负担。这是一个设计师驱动的设计过程,适用于复杂的多规则的设计问题。这使设计师从创建者的角色转变到评估者的角色。这项工作也标志着从形状文法到参数化 CAD 模型的生成表示和方法的转变。尽管设计的变更是在没有人工直接输入的条件下生成的,但是整个过程必须手动设置,必须创建基础的 CAD 模型并进行适当的参数化。作者通过 MP3 和桌子展现了这种生成方法的设计思想及其实现的关键步骤,见图 2。然而此方法不适用于大多数可计算的关键性能的工程问题,也不适合可能在问题空间和解决方案空间之间进行映射的设计问题。没有设计师对该系统进行测试,没有用户对生成的结果进行评估。2014年,Barros M 等人提出了一个基于形状文法的家具大规模定制生成设计系统,使设计师能够通过使用计算设计思维和计算设计工具,生成和制造与问题直接相关的设计解决方案<sup>[31]</sup>。形状语法用来对现有的设计风格进行编码,设计者可以通过操纵规则应用程序,创建替代的设计解决方案;然后将形状语法编码到 CAD 的参数化设计模型中;通过为参数赋值,形成参数化模型,帮助设计者进一步探索满足用户需求的解决方案。作者以索耐特椅为实验对象,通过有限元法分析每个定制设计的结构性能,并考虑一组特定的物理和材料条件,优化数字模型,其目的是使设计师能根据美学和制造标准对设计方案进行交互式探索和选择,见图 2。此项研究主要做了生成方法的介绍,没有在实际的设计环节中进行测试。

2017年,设计过程和设计师的需求开始被受到重视,Autodesk 的研究人员 Kazi R H 等人基于草图的建模、设计概念用户界面、生成式设计方法和设计草图等方面的研究,开发了一种新颖的混合的三维设计范式——三维设计界面 DreamSketch 系统<sup>[32]</sup>。该系统结合了草图的自由形式、表现力及生成设计算法的计算能力,与之前 Krish R H 的目的一样,基于 CAD

模型生成多个设计选项来支持设计初期阶段的创造性概念设计。在 DreamSketch 系统中,用户将绘制草图定义问题作为输入项,然后运用生成式设计算法生成多个解决方案。这些解决方案在草图上下文中作为三维对象被扩充,并使用拓扑以优化综合问题的多个设计解决方案。草图和生成算法的结合使设计师能够探索更多可能性,用户可以与场景交互,浏览生成的解决方案,并在设计的早期阶段做出更明智的设计决策。此外,设计人员可以检查生成的解决方案的定量方面的因素(即质量、体积、应力),这些在传统设计过程的初期阶段通常是劣势。因此,DreamSketch 填补了概念设计早期构思阶段的一个重大空白,允许设计师探索多种解决方案。然而这种方法的一个挑战是,生成式设计方法的计算成本很高,拓扑优化需要花费大量的时间。因此,DreamSketch 还不能实时提供设计解决方案,离实时交互式有一定的差距。作者以自行车车架进行了详细的探索实验,见图 2。

尽管许多研究的目的是验证生成式设计系统的技术可行性或实用性,但是在工业实际应用和适应性方面缺乏研究。2018年,Nordin A 介绍了在开发工业设计系统时进行的两个实际案例研究<sup>[33]</sup>。第一个案例为金属圆盘,研究侧重于工程设计应用程序,另一个案例为相机,侧重于工业设计应用程序,设计成果获得了客户的好评,见图 2。在这两种情况下,重点是基于当前可用的 CAD 工具的面向细节的性能驱动的生成式设计系统。研究表明,这些挑战与设计工具是否用于艺术或技术问题无关,而是与如何使用设计过程的系统有关。

DreamSketch 的一个主要缺点是拓扑优化需要大量时间,这使得不能进行实时交互,2018年,Matejka J 等人开发了 Dream Lens 系统,一个用于探索和可视化大规模生成式设计数据集的交互式视觉分析工具,重点在于在线和自动生成,而不是实时和交互式生成<sup>[34]</sup>。与传统的 CAD 不同,用户创建单一模型,指定相关目标和约束条件,系统自动生成成百上千个符合设计标准的候选对象,以显示器支架为例,见图 2。Dream Lens 系统和 DreamSketch 系统的不同之处在于,其试图将产品实际生产制造的关键信息和美学特征纳入生成的结果中。为了演示如何使用 Dream Lens 系统,作者提供了 3 项示例任务的演练:(1)寻找最适合 3D 打印的模型;(2)找到满足多方需求的设计;(3)从“非标准”设计中寻找灵感。这 3 项任务证明了 Dream Lens 系统的可用性和有用性。

2018年,Gunpinar E 和 Gunpinar S 提出了一种面向 CAD 的产品形状抽样方法,这些形状旨在启发设计师灵感,并可在设计过程中使用<sup>[35]</sup>。作者将产品形状、参数关系(即几何约束)和参数范围给定了几何参数集,提出了通过一种粒子跟踪(PT)算法,在形状空间中寻找满足所定义的几何约束的产品形状。

采用排列遗传算法,通过最小化粒子位置的 Audze-Eglais 势能,将粒子放置在形状空间的各个点上。然后移动这些粒子,直到达到预定的停止标准。粒子运动是通过使用有利于向可行形状运动的代价函数来实现的。通过迭代运行 PT 算法,得到可行形状,再使用 K-medoids 聚类方法识别这些表示的形状。设计师可以使用这些形状,也可以向消费者展示这些形状,从而根据消费者喜好定制产品。作者以酒杯、车身、轮辋、汽车引擎盖、游艇船体、大口水壶、瓶子和停车棚 8 个 CAD 模型为例进行实验,并由用户进行评价,验证了所提方法的有效性,见图 2。同年晚些时候,Khan S 和 Gunpinar E 等人将 Rao R V 等人提出的基于教与学的群体优化算法( Teaching-Learning-Based Optimization, 简称 TLBO) 扩展到有约束和无约束 CAD 模型的采样,并称之为采样 S-TLBO ( Sampling Teaching-Learning-Based Optimization ), 取代了 PT<sup>[36-37]</sup>。4 个 CAD 模型, 即一个游艇船体、一个轮辋和两个不同的酒杯被用来验证 S-TLBO 方法的性能, 见图 2。

传统的 CAD 将人们局限于已知的几何图形, 并鼓励重复使用以前设计的对象, 从而产生稳健但远未达到最优的设计。2018 年, 鉴于拓扑优化适用于 CAD 的迭代过程, Tyflopoulos E 等人将拓扑优化和有限元分析结合进行优化设计, 探索滑雪配件在确定结构下, 可用体积内的最佳材料分布, 从而获得最佳的结构性能<sup>[38]</sup>, 见图 3。

2018 年 Khan S 和 Awan J 提出了一个先进的生成式设计技术( Generative Design Technique, 简称 GDT), 称为空间填充生成式设计技术( Space-filling-GDT, 简称 Sf-GDT), 创造创新的设计。Sf-GDT 具有为给定的 CAD 创建变量优化设计方案的能力<sup>[39]</sup>。这项工作的核心贡献之一在于 Sf-GDT 能够探索由连

续和离散参数组成的混合设计空间, 无论是否有几何约束。一种称为 Jaya 算法的无参数优化技术被集成到 Sf-GDT 中以生成最优设计。利用 Sf-GDT 和现有的具有参数化设计能力的 CAD 软件, 开发了基于 web 和 Windows 的系统。基于本研究的实验, Sf-GDT 可以为给定的模型生成创造性的设计方案, 并优于现有的先进技术。在扬声器、摩托车、吸顶灯方面的实践, 见图 3。用户测试显示 Sf-GDT 设计的满意度显著提高。此方法没有将用户的偏好和审美判断整合到 Sf-GDT 中, 用户的偏好和审美感知也是设计必不可少的要求之一。

2019 年, 在类似的工作中, Khan S 等人将用户对设计的感知判断提取为一个心身距离度量, 然后将其集成到设计探索步骤中, 生成参数化 CAD 形状的设计方案, 酒杯、轮辋、椅子被用于实验, 这些模型是根据其美学重要性来选择的<sup>[40]</sup>。例如, 酒杯定义了葡萄酒饮用者的优雅; 一个漂亮的轮辋可以使汽车优雅; 优雅的家具可以增强一个地方的氛围, 见图 3。此方法的局限性在于用户不能参与到设计探索过程中, 需要开发相关的基于心理—物理距离的交互技术。

2019 年, Khan S 等人提出了一种新颖的基于交互式和生成式设计的游艇船型初步设计 CAD 系统 GenYacht<sup>[41]</sup>, 见图 4。该系统在造船领域引入了一种新的设计方法, 使造船设计师、工程师和新手用户能够将他们对船型设计的偏好融入设计空间探索中。可以生成最符合用户设计要求的设计, 在物理和美学方面有很好的结果。实验和用户研究结果表明, 该系统有潜力创造以用户为中心的游艇船体形式, 这更好地反映了设计师的设计需求。

2019 年, Gunpinar E 等人开发了一个设计支持系统, 该系统可以集成到汽车侧面轮廓设计工具中, 见图 4, 并可以给定轮廓的阻力系数<sup>[42]</sup>。这项工作通常



图 2 基于参数化 CAD 生成的结果 1  
Fig.2 Results 1 generated by parametric CAD

通过两种方式进行,即风洞实验和计算流体动力学模拟。由于这两种方法的计算成本很高,在轮廓概念设计阶段实时使用是不切实际的。因此,作者建立了一个数学模型,基于所得到的数学模型,给出了三个生成式设计测试样例。

2019年,Dogan K M 等人将重点放在二维贝兹曲线上,提出了一种以轮廓相似性和圆、三角形、椭圆等基本形状为约束条件的产品设计轮廓提取方法<sup>[43]</sup>。该系统将 Gunpinar E 和 Khan S 的生成式设计结果多样性方法与用于设计探索的 Dream Lens 接口相结合。所提出的方法可用于从设计图像中提取大量样本进

行处理,允许部分修改,其中用户可以选择要修改的特定区域,而形状的其余部分保持示例性设计的原始外观和功能。此方法的局限性是约束必须没有考虑三维交互,以确保整个合成模型中三维曲线的连续性。该方法用于生成汽车侧面轮廓、酒杯、茶壶,并最终转化为三维模型,见图5。

2019年,Li Hai-bin 等人提出的生成式设计方法,通过将设计问题转化为配置问题,GDA 被认为是探索设计解的有效方法<sup>[44]</sup>。从根本上讲,GDA 通过一个设计框架和一组设计元素探索和存储所有必要的知识。因此,通过迭代设计过程配置中的可变设计元

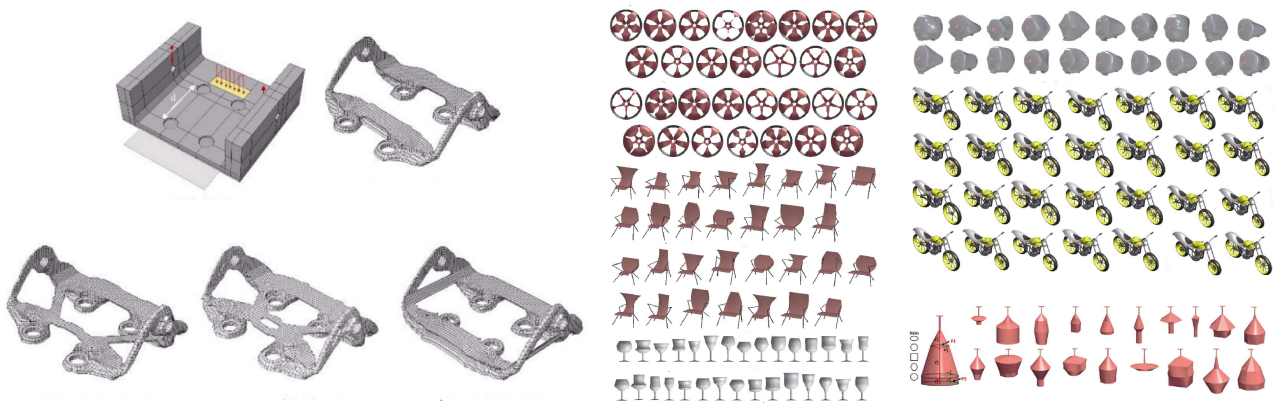


图3 基于参数化 CAD 生成的结果 2  
Fig.3 Results 2 generated by parametric CAD

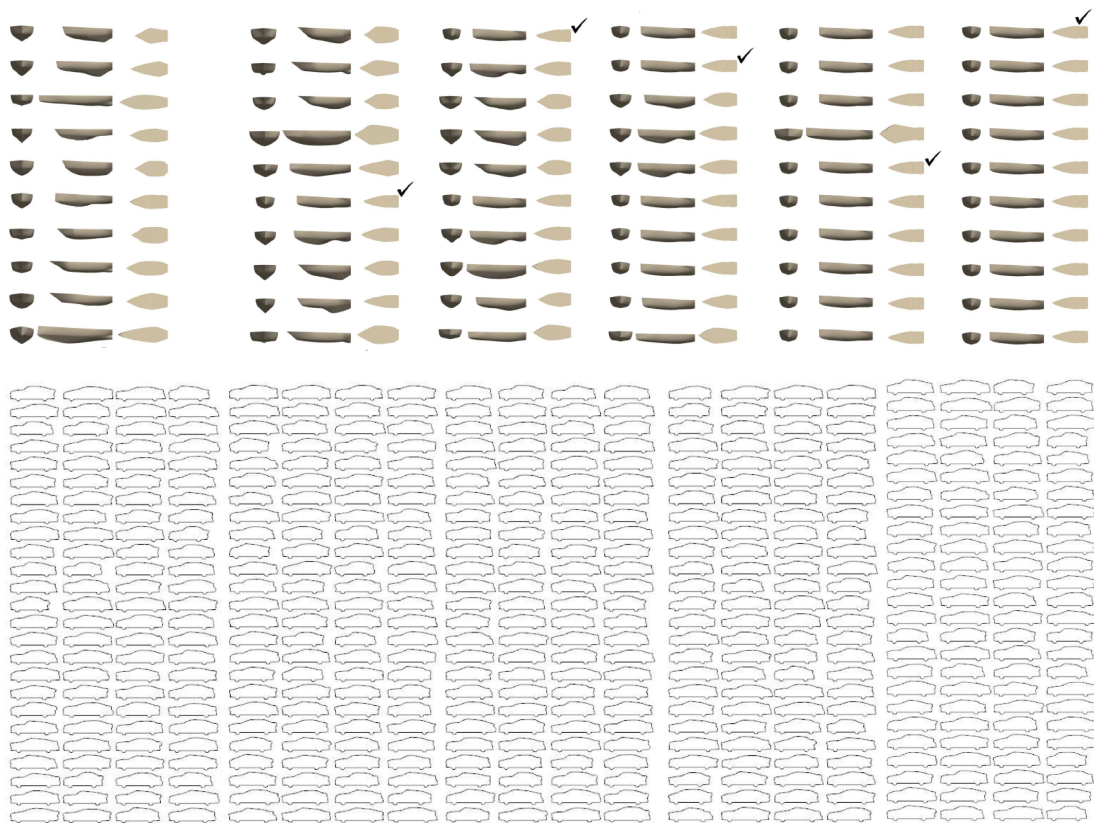


图4 基于参数化 CAD 生成的结果 3  
Fig.4 Results 3 generated by parametric CAD



素，可以很容易地探索设计解决方案空间。此外，输出模型不仅是一种设计解决方案，而且是一种设计概念，设计师可以利用它探索未经考虑的设计配置。最后，一个曲柄创建的运行实例证实了 GDA 为增强设计解决方案的多样性提供了具体的帮助，见图 6。

2020 年，Petrov 等人研究了车门铰链的优化设计<sup>[45]</sup>。所考虑的模型是一对车门上下铰链及其受力情况。车辆这一部分的优化包括减少产品质量（作为目标函数），同时将机械特性保持在可接受的范围内。各种类型制造的特性，例如铣削、铸造和附加制造，也被作为优化标准。在研究过程中，作者承担了使用最先进的方法进行计算、优化和结果分析的任务，即使用特殊的计算系统，在 GPU 上进行计算，是什么方法大大减少了所需的优化时间，生成式设计方法，以达到所需的标准，并考虑在附加制造方面可能的工件制造方法。根据研究结果，提出优化车门铰链的概念和选择合适的生产方法。为了验证该方法的有效性，在优化几何结构的基础上，对结构进行了反复静力计算。

2020 年，Alcaide-Marzal J 等人描述了一种在概

念设计阶段探索产品形状的生成方法<sup>[46]</sup>。该方法基于 3 个概念：捕获产品外观的语法概念、生成设计变化的草图转换规则的实现和使用参数化建模器构建形状。作者将产品解决方案表示为三维草图，使用简单和示意性产品结构中排列的基本形状的组合。这个过程允许用最少的形状创建许多不同的配置，并且有助于生成模型以适应不同的产品。并通过文献中的几个例子说明了该方法的性能。

基于 CAD 的参数化相关内容总结见表 3。

### 2.3 基于进化计算的生成式设计

#### 2.3.1 进化计算相关概述

生成式和进化式设计涉及以类似于自然界进化过程的方式使用计算机的虚拟空间。计算机科学领域中相关的进化计算包括遗传算法、群体智能算法等，这些算法已经被建立为随机搜索技术来进化和优化设计以满足特定的需求。

遗传算法也称进化算法，是一种受生物自然选择中的进化过程启发的全局搜索和优化的计算机模拟算法。借鉴达尔文的进化论和孟德尔的遗传学说，通



图 5 基于参数化 CAD 生成的结果 4  
Fig.5 Results 4 generated by parametric CAD

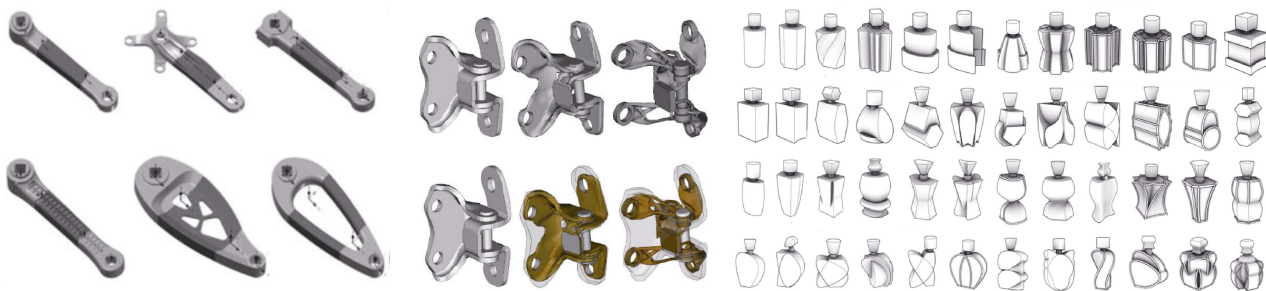


图 6 基于参数化 CAD 生成的结果 5  
Fig.6 Results 5 generated by parametric CAD

表3 基于CAD的参数化相关内容总结  
Tab.3 Summary of the related content of Parameterization Based on CAD

产品类型	主要目的	生成方法	评估和表现
MP3、桌子	自动生成大量概念设计	参数化 CAD 表示的随机抽样	初步成功
椅子	以客观信息为指导的交互式生成大量概念设计	将形状文法转换为参数 CAD, 并通过有限元法进行优化	初步成功
自行车车架	交互式产生大量概念设计	DreamSketch 系统、数字草图到参数 CAD 并由拓扑优化生成	设计师和工程师满意评价
分配装置、相机	自动生成大量概念设计	基于遗传算法的参数化 CAD、刚体仿真和有限元分析	最佳设计客户认可
显示器支架	自动生成大量组合设计	Dream Lens 系统、参数化 CAD 和拓扑优化中部和外表的荷载	满足客观约束、设计师和工程师满意评价
酒杯、车身、轮辋、汽车引擎盖、游艇船体、大口水壶、瓶子、停车棚模型	自动生成大量不同的概念设计	基于 PT 采样的参数化 CAD 空间填充	设计师对 PT 抽样设计的评价高于随机抽样
游艇船体、轮辋、两种酒杯	自动生成大量不同的概念设计	基于 TLBO 采样的参数化 CAD 空间填充	设计师对 TLBO 抽样设计的评价高于随机抽样
滑雪配件	使用拓扑优化改进设计	拓扑优化和有限元分析结合的参数化 CAD	产生最佳设计
扬声器、摩托车、吸顶灯	自动生成大量不同的概念设计	使用 Sf-GDT 参数化 CAD 空间填充, 最小化 Audze - Eglais 势能	客户对 Sf-GDT 设计的评价高于随机抽样
酒杯、轮辋、椅子	自动生成大量不同的概念设计	轮廓到参数化 CAD, 学习输入的身距离度量, 并基于 S-TLBO 采样几何约束的空间填充	设计师对心理—物理距离测量设计的评价高于随机抽样
游艇船型	自动生成大量不同的概念设计	基于参数化 CAD 的 GenYacht 系统, 空间收缩技术	高用户评级
汽车侧面轮廓	自动生成大量不同的概念设计	基于阻力系数的二次贝塞尔曲线到 CAD 和采样	良好的阻力系数预测
酒杯、茶壶汽车侧面轮廓	自动生成大量不同的概念设计	三次贝塞尔曲线到参数化 CAD, Hausdor 距离, 最小化 Audze-Eglais 势能	提升样品多样性
曲柄	自动生成大量的组合设计	参数化 CAD 和拓扑优化中部和外表的荷载	初步成功
车门铰链	面向增材制造的自动生成优化设计	参数化 CAD 与有限元分析	产生最佳设计
香水瓶、台灯、沙发椅、戒指、咖啡制造机、轮辋、摩托车	交互式产生大量概念设计	结合二维草图规则的概念生成模型和三维参数化 CAD	对同类产品形状文法的改进

过模拟生物学中复制、变异、交叉、突变、选择等操作产出下一代的解。其本质是一种高效、并行、全局搜索的方法,能在搜索过程中自动获取和积累有关搜索空间的知识,并自适应地控制搜索过程,获得高质量解决方案。Gero J S 和 Kazakov V A 认为在搜索空间中使用进化算子的类似物搜索一组状态,可以找到优化适应度函数的那些状态;搜索空间由固定长度或可变长度(染色体或基因型)的字符串组成,这些字符串由给定字母(等位基因)的元素组成;基因型空

间被映射到另一个(表型)搜索空间;适应度函数被定义为表型空间中状态的函数<sup>[47]</sup>。自从概念化以来,它已被大量用于解决本质上是组合性和不确定性的各种单目标和多目标问题。遗传算法相关术语见表4。

群体智能主要受到生物系统的启发,群居性生物在努力生存的过程中通过协作表现出的,有组织的生物的集体行为特征被称为群体智能。群体智能是一个系统的一个特性,当大量简单的代理与其环境局部交互,从而在更高层次上产生一致的行为模式时,系统

表 4 遗传算法相关术语  
Tab.4 Terms related to genetic algorithm

相关术语	定义
基因	基因型的最小单位, Alleles 是基因的替代形式
遗传密码	用于编码基因型的数字或字母
遗传描述	使用遗传术语的描述, 进化系统中使用的遗传操作然后可以在该遗传描述上进行
遗传结构	具有一定顺序或关系的一组基因
基因型	设计的遗传构成, 而不是外观
表型	设计可观察的属性及其形式

就会出现。群体智能基于自组织系统的集体行为。典型的群体智能计划包括粒子群优化、蚁群系统、随机扩散搜索、细菌觅食、人工蜂群等。群体智能作为人工智能领域不可或缺的一部分, 正逐渐受到重视, 越来越多的群体智能被用于高度复杂性问题解决方案的优化。如在生成式产品设计当中, 相关的蚁群被应用。

### 2.3.2 基于进化计算的生成式产品设计

2004 年, 由于语法的系统大多只能提供一套固定的语法规则, 所以必须在分析现有产品的基础上提前开发。这样, 用户就不能参与形状语法规则的开发和评估过程。对语法规则或其他推理系统编码知识不足的设计者来说, 探索新的形状语法规则是一个困难的问题。因此, 基于形状语法的设计系统的生成能力仍然有限。Lee H C 和 Tang M X 开发了一个基于进化计算的形状文法框架的产品设计支持系统<sup>[48]</sup>。在这项研究中, 他们首先对产品的形式进行分析, 获得了形状语法规则形式的形状特征, 然后将规则编码为了遗传算法的“代码脚本”, 在用户与系统交互的情况下, 生成了新的形状语法规则。虽然研究在当时仍在进行, 但是作者描述了这个框架是如何形成的, 并讨论了它在支持产品设计方面的潜力, 并用初步的例子说明了一个数码相机外形设计的计算框架, 见图 7。

产品设计的形状语法研究主要集中在产品形状或外部概念设计的开发上, 而没有强调对生成的设计进行功能需求方面的评估。参数形状语法已被用于生成符合品牌标识的品牌产品设计概念, 但与功能要求没有明确的关系。此外, 生成新设计概念所需的形状语法规则序列可以手动选择。进化算法在产品设计中

的研究主要集中在对所生成的设计进行功能需求评估, 而不是对产品的风格或外观进行维护。自动搜索和评估设计的进化算法的计算方法, 能够取代形状文法设计过程中, 所需的规则选择和设计评估的人工工作, 以适应特定的需求来进化和优化设计。2006 年, Ang M C 等人将形状文法的形状综合能力和进化算法的进化与优化能力结合起来, 支持了新产品形状的生成和评价, 提出了一种形状文法与进化算法相结合的系统结构<sup>[49]</sup>。并以可口可乐瓶语法为例, 描述并演示了基于该体系结构的原型软件, 见图 7。

前两方面的研究主要是将形状文法与进化计算相结合进行生产式产品设计。相关学者将遗传算法用于生成式产品设计当中, 2012 年 Cluzel F 提出通过一种交互式遗传算法逐步绘制汽车侧视图的方法, 其中设计方案是通过遵循解决方案初始种群的进化规则生成的<sup>[50]</sup>。以二维轮廓的傅里叶分解为基因型, 并提出了一种交叉机制。

2014 年, Kim G W 等人提出了一种基于遗传算法的自动生成式设计方法, 该方法利用遗传算法对模型进行变异, 并利用计算机生成的适应度函数对模型进行约束评估<sup>[51]</sup>。作为该方法的一个实践, 作者给出了一个定制戒指工艺的自动生成设计系统的初步研究结果, 该系统可以让顾客表达自己的喜好, 并用 3D 打印机打印戒指模型, 见图 7。

2015 年, Kielarova S W 等人提出了一种 CAD 系统的新方法, 即把设计者放在设计过程的中心, 与设计系统协作完成任务<sup>[52]</sup>。该系统是基于交互式形状文法和进化设计算法开发的, 能够提高设计活动的创造性和生产率。设计者可以通过获得所需的设计和所产生的物理工件, 更容易、更快速地应用生成的设计来初始化其概念设计。该系统是一个交互设计系统, 用于耳环和项链设计应用, 见图 8。

在 2014 年 Kim G W 等人的研究内容中, 一个全自动的过程被用来设计具有女性或男性个性的戒指。然而, 这一过程是专门为戒指而开发的, 不适用于其他物体。因此希望可以开发一个在产品中凝聚消费者个性的生成式设计系统, 并且可用于任何消费品。鉴于此, 2017 年, Alejandra B 等人应用了 3 种用于在消费品中塑造个性的生成式设计系统的初步研究结果: 进化设计系统 (基于遗传算法)、基于犀牛插件

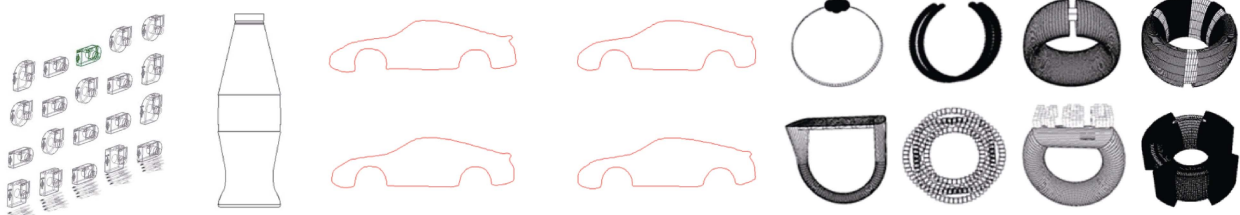


图 7 基于进化计算生成的结果 1  
Fig.7 Results 1 generated by evolutionary computation

Grasshopper 的 CAD 系统和将进化计算与 Grasshopper 相结合的设计方法<sup>[53]</sup>。与以前的工作不同,这些系统具有足够的通用性,能够处理任何产品。作者尝试将“可爱”的个性特征融入酒杯的造型当中进行探索实验,见图 8。

2016 年, Thompson M K 等人在 CIRP 年鉴关于增材制造设计的主题演讲中明确指出,设计、表现、分析、优化和制造之间的耦合仍然需要解决<sup>[54]</sup>。2017 年, Dhokia V 通过从大自然中获得灵感解决了这一问题<sup>[55]</sup>。白蚁巢穴非常复杂,一个白蚁群体可以建造高度复杂的巢穴,该巢穴有极强的通风和温度调节性能。这是没有任何可理解的架构监督情况下实现的。白蚁巢穴的存在证明了一个事实,即它们天生是“可制造的”。这些白蚁简单的个体行为导致了高度智能的群体行为,使得巢穴可以同时设计、优化和生产。通过模仿白蚁的行为作者提出了一种模拟白蚁筑巢行为的设计方法,对叠加制造零件的可制造性进行并行设计、结构优化和评价。通过模仿白蚁的行为,这项研究已经产生了一种新的设计方法,即使用多智能体算法,将设计、优化、评估可制造性零件融合为一体,最后通过一个实例说明了多智能体系统在轻量化零件生成设计中的应用,见图 8。这项研究的意义在于,只需描述零件的功能要求和可用的制造能力,

就可以创建零件概念。

## 2.5 基于数据驱动的生成式产品设计

### 2.5.1 数据驱动相关概述

数据驱动设计可被定义为设计过程中的一种决策方法,在很大程度上依赖于收集的目标对象的相关数据,并帮助设计人员基于定量和定性数据做出设计决策,它涵盖了设计学、文本挖掘、自然语言、机器学习、统计学等多学科领域的相关知识。数据驱动的生成式设计过程见图 9。随着大数据时代的到来,掌握相关数据等于搜集了大量的设计知识,为提高生产效率和产品竞争力带来了新的机遇。数据驱动的生成式设计是一种高效、流行的设计方法,它可以为设计者的决策提供智能且充分的分析。在客户需求分析、产品概念设计、详细设计、数据建模和设计知识支持工具等多个阶段有着巨大的应用潜力。随着互联网上三维图形的规模越来越大,计算机图形学界提出了越来越多的数据驱动方法。借助大数据的繁荣,这些技术的引入旨在从三维模型数据库中提取高层形状信息和有意义的映射,致力于自动挖掘形状的几何和结构中的潜在模式,而不是依赖于硬编码规则或显式编程指令。有了这些学习到的模式作为先验知识,许多几何处理应用程序可以更精确、更有效地求解。

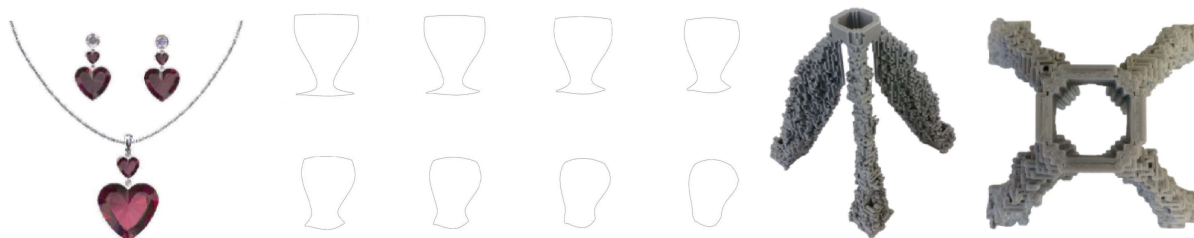


图 8 基于进化计算生成的结果 2  
Fig.8 Results 2 generated by evolutionary computation

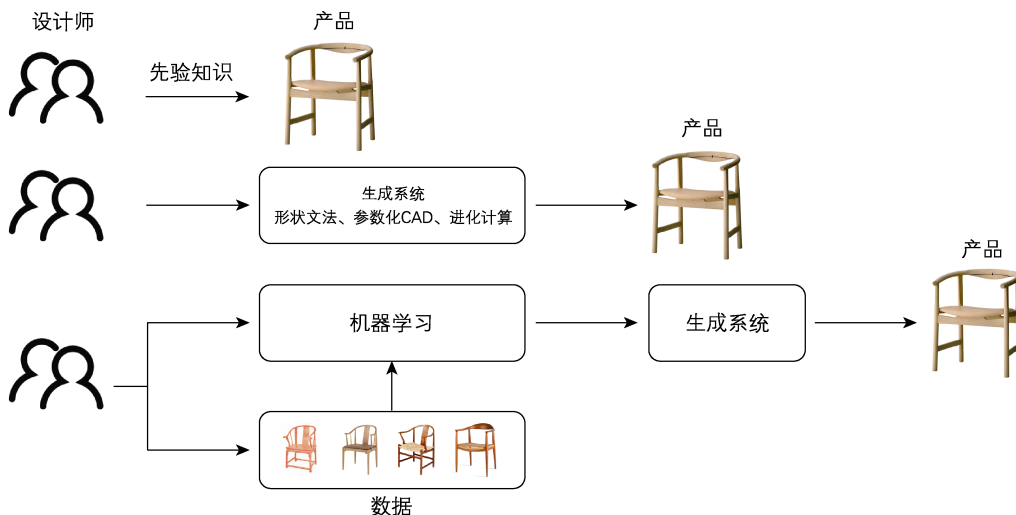


图 9 数据驱动的生成式设计过程  
Fig.9 Data-driven generative design process

### 2.5.2 基于数据驱动的生成式设计

过去的研究人员使用了基于形状语法、基于 CAD 的参数化工具、进化计算等方法来进行生成式设计。这些方法通常需要设计者明确定义语法规则、函数基础或约束，某些情况下，还需要定义设计空间。2016 年，Wu J 等人提出了一个新的框架<sup>[56]</sup>，即三维生成对抗网络，利用体积卷积网络和生成对抗网络的最新进展，从概率空间生成三维对象，作者以椅子为例进行了探索实验，见图 10。该模型有 3 个优点：第一，使用对抗性准则代替传统的启发式准则，使得生成器能够隐式地捕获对象结构并合成高质量的三维对象；第二，建立从低维概率空间到三维对象空间的映射关系，可以在没有参考图像或 CAD 模型的情况下对三维对象进行采样，探索多种多样的三维对象；第三，对抗式鉴别器提供了一种强大的三维形状描述符，在三维物体识别中具有广泛的应用。实验结果表明，该方法能生成高质量的三维物体，并且无监督学习特征，在三维物体识别中取得了令人印象深刻的效果，能与有监督学习方法相媲美。

近年来，数据驱动的设计综合方法越来越流行，与传统的设计综合方法不同，数据驱动方法不一定需要专家知识，可以从数据库中学习生成合理的新设计。生成系统在综合创新设计方案方面有着巨大的潜力，它可以通过处理现有解决方案的数据库学习相关知识，而无需设计者的监督。2018 年，Bidgoli A 和 Veloso P 为了探索这种可能性，开发了一个名为 DeepCloud 的数据驱动生成系统<sup>[57]</sup>。它将点云的自动编码器架构与基于 web 的界面和模拟输入设备相结合，为数据驱动的设计方案生成提供了直观的

体验。

作者用此方法生成了椅子样本，并通过 3D 打印制作了低分辨率模型，见图 10。

深度学习的最新进展使机器能够自学习现有的设计并创造新的设计。生成式对抗网络（Generative Adversarial Networks，简称 GANs）被广泛用于通过无监督学习生成新的图像和数据。在产品设计中直接应用 GANs 存在一定的局限性。它需要大量的数据，通过训练现有的设计来学习，并通过在设计空间内做一个小的改变来创建一个新的设计。输出质量参差不齐，虽然在美学上是可以满足的，但是不能保证工程性能。由于 GANs 通过训练现有的设计来学习，并通过在设计空间内做一个小的改变来创建一个新的设计，所以 GANs 的输出在工程上是没有意义的。因此直接采用由 GANs 生成的图像到需要工程性能和安全性产品是不可能的。2018 年至 2019 年，针对这些问题，Oh S 等人提出了一种将遗传算法与拓扑优化相结合的设计自动化过程，该方法已应用于汽车车轮的设计中<sup>[58-59]</sup>。结果表明，无需人工干预，就可以自动生成美观、技术上有意义的二维车轮设计，验证了该框架的有效性。与以往的生成设计方法相比，该框架体现出生成设计具有更好的美观性、多样性和坚固性，见图 10。

基于 Oh S 等人的工作，近年来，数据驱动的拓扑优化研究开始利用人工智能，如深度学习或机器学习来提高设计探索能力。2020 年，Jang S 等人提出了一种基于强化学习的生成式设计方法，以奖励函数最大化拓扑设计的多样性<sup>[60]</sup>。将生成式设计描述为根据给定的参考设计，寻找最优设计参数组合的序列问

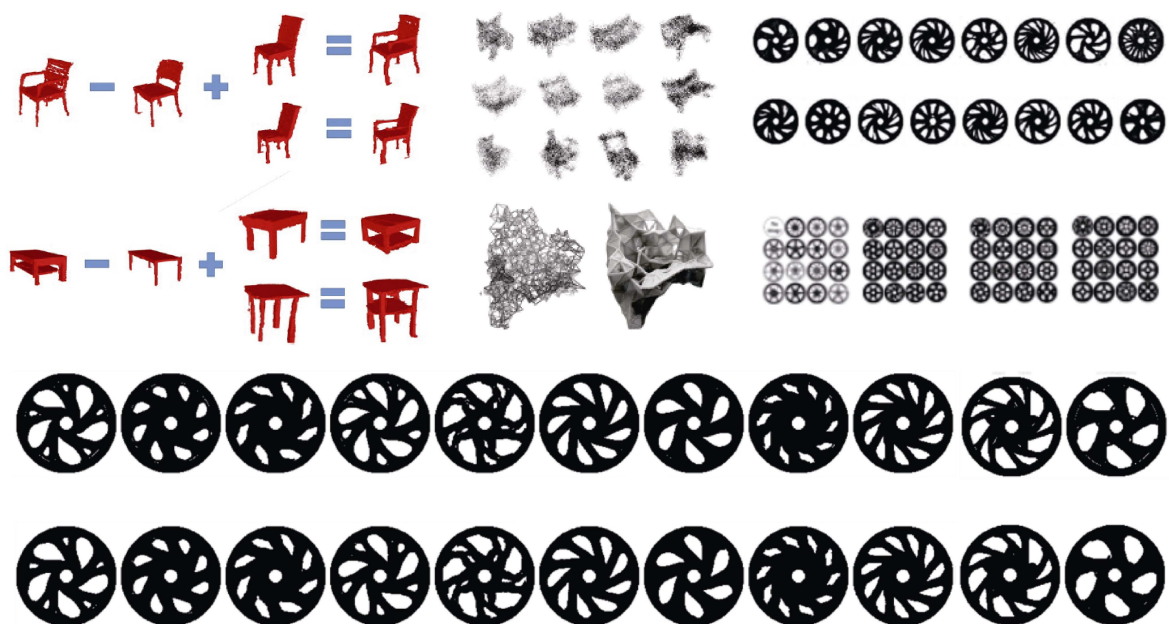


图 10 基于进化计算生成的结果 3

Fig.10 Results 3 generated by evolutionary computation

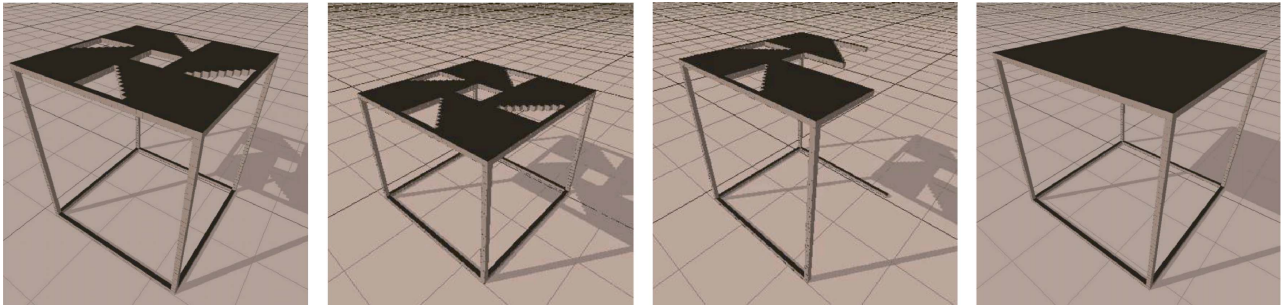


图 11 基于 L 系统生成的结果  
Fig.11 Results generated by L-Systems

题。并以汽车车轮设计为例进行了探索实验,见图 10。

## 2.6 其他方法

### 2.6.1 L-系统

由于手动生成所具有的缺点,相关学者开始尝试用自动化的方法提高生成效率。2004年, Hornby G S 论证了生成表示法是一种比非生成表示法更好的设计编码方法<sup>[61]</sup>。生成式表示法,即那些能够在转换为实际工件时重用编码设计元素的表示法,更适用于自动化设计。每个设计的生成式表示都基于一个语法重写系统,称为 Lindenmayer 系统(1968年)。在这项工作中用作设计编码的 L-系统类是参数 L-系统。为了支持这一论点,作者比较了设计问题的生成表示和非生成表示,并发现用生成表示演化的设计具有更高的适应性和更规则的结构。在桌子的实验中,生成表示法可以更好地捕捉桌腿之间的高度依赖关系,并产生了更广泛的桌子设计方案,见图 11。自动化设计的下一步是生成设计表示法,这种表示法可以以更强大的方式分层创建和重用零件的装配。

### 2.6.2 传统机器学习

2016年, Reed K 在博士论文中,收集了有关设



图 12 基于机器学习生成的结果  
Fig.12 Results generated by machine learning

计空间的大量数据,将机器学习相关技术应用到生成式设计领域,并利用机器学习实现设计过程的自动化和设计性能之间的关系<sup>[62]</sup>。为这项工作选择的案例研究是椅子的设计,见图 12。结果表明,在生成式设计中,利用模拟数据和机器学习进行设计决策是可行的。作者已经通过使用一个现有的算法和一个原始的方法证明了这一点。新方法是新颖的,因为它直接使用所学的设计空间的知识来生成设计,而不是使用搜索算法。

### 2.6.3 A 级表面处理

2017年, Gulanová J 提出在汽车开发中基于表面的零件生成式工程设计方法及其一般应用<sup>[63]</sup>。该方法应用显示在一个示范性的 A 级表面的开发运动车辆前部,见图 13。CAD 应用的新时代使得基于曲面的零件开发能够缩短开发时间、提高数据质量。作者提出的新的生成式工程设计方法描述了一个全面的工作流程,包括链接和工具,以支持样式创建和工程相关设计的协作。它既能提高数据质量,又能缩短开发时间,但其目标都是单一的优化设计,而不是生成多个选项。

### 2.6.4 动态形状表示

由于缺乏基于三维形状语法推理的风格和创意设计的生成过程相分离的研究和开发。2017年, Cui J 通过创建生成式三维形状语法,开发了产品设计中三维形状生成的替代方法,定义了一种通用的表示,称为动态形状表示<sup>[64]</sup>。这些三维形状文法是在一个与设计过程更相关的层次上构建的,而不仅是几何信息。与传统 CAD 系统相比,这种方法可以提高生成



图 13 A 级表面处理结果  
Fig.13 Grade A surface treatment results

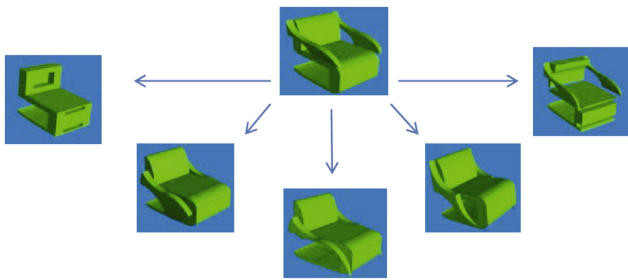


图 14 动态形状表示生成结果  
Fig.14 Dynamic shape representation results

大量替代设计解决方案的效率。并通过椅子进行了测试，见图 14。该实例是使用三维形状语法生成和探索的，在生成过程中设计师的意图得到了支持。然而，作者没有讨论评估的问题。相反，在系统和示例中，评估由用户或设计者决定。

### 3 生成式产品设计方法比较

#### 3.1 技术因素

通常，每种方法都定义了一组有限的生成规则或

约束条件，以便于达到相应的设计目标。

形状语法的关键技术在于生成式规则和修改性规则。所谓生成式规则是指依据基本形态特征从无到有地产生一个造型。修改性规则是指在造型产生后，对其进行如拉伸、缩放、平移、错切、变形等修改的规则，目的在于在原有基础上衍生新造型、满足新要求。这些变化的规律由许多具体因素决定，包括经济、社会、市场、审美心理等；CAD 参数化的关键点在于融合 Sf-GDT、TLBO、PT 等技术；进化计算取决于对算法的运用；数据驱动在于对如数据集、云计算等最新技术的运用能力。技术因素对比见表 5。

#### 3.2 设计因素

设计是以目标为导向的。设计师的成功取决于其设计达到预期目标的程度，以及其确定实现这些目标的替代方法的程度<sup>[65]</sup>。关键点在于方法的适用性水平。形状文法特别适合于形式和样式的生成，以及探索品牌形象的过程；CAD 参数化适合于可选择和转译的规则；进化计算适合优化设计；数据驱动适用于颠覆性创新的全新视角。将四种典型方法从设计方法、设计问题和设计结果特征进行对比，设计因素对比见表 6。

表 5 技术因素对比  
Tab.5 Comparison of technical factors

分析项	典型方法			
	形状语法	CAD 参数化	进化计算	数据驱动
关键技术	生成式规则、修改性规则	Sf-GDT、TLBO、PT	遗传算法、群体智能、知识库、适应度函数、晶格优化	数据集、变分自动编码器、生成对抗网络、深度强化学习、卷积神经网络、云计算
主要优势	延续品牌特性、品牌形象	交互性强、提升拓扑优化、可动态调整参数和约束条件、设计结果可解释	全局搜索能力、复杂问题优化、可扩展性、随机性、生成方案多、复杂形态	覆盖范围广、适应性好、数据驱动、移植性高
主要劣势	形态分析、特征提取需要手动，耗时且反复	手动、约束条件或规则难编辑	编码解码复杂、转译过程困难	计算量大、便携性差、硬件需求高、模型设计复杂、理性（线性过程）、数据难获得、生成质量较低、大量数据需要标记、设计结果可解释性较低

表 6 设计因素对比  
Tab.6 Comparison of design factors

分析项	典型方法			
	形状语法	CAD 参数化	进化计算	数据驱动
设计方法	几何形状、形式服从功能、基于迭代和重新设计的方法	选择规则、转译规则	组合和形态设计、功能分析、调整模型	颠覆性创新、重复迭代
设计问题	形状生成、品牌 DNA、品牌形象、概念设计	概念设计、详细设计	评估和分析、设计优化、多种解决方案、概念设计	形状分析、风格分析、拓扑结构概念设计
设计结果特征	实用性较弱、易用性较弱、新颖性弱、美学性较弱、多样性较弱	实用性强、易用性强、新颖性强、美学性强、多样性强	实用性较强、易用性较强、新颖性较弱、美学性较强、多样性较弱	实用性弱、易用性较弱、新颖性较强、美学性较弱、多样性较弱

## 4 趋势与挑战

### 4.1 设计范式的转变

生成式产品设计将会经历由参数化 CAD 方法为主导, 进化计算, 数据驱动方法不断探索的过程。生产式产品设计有着巨大的应用潜力, 其关键点在于, 不同于传统的设计路径中设计师与纸质媒介静态的互动。在生产式产品设计中, 设计师可以自由地与计算机进行交互, 生产式设计为过程探索和结果展示的动态表示提供了机会, 从而产生了新的设计内容。设计师的作用不仅限于生成设计, 而且作为工具的构建者, 有更大的机会通过编写脚本和编辑计算机程序来开发生成式设计的工具。当设计师使用生成式设计方法时, 思考产品设计问题的维度也发生了改变。首先, 除了设计专业知识以外, 计算工具的专业知识也成为了关键因素。第二, 选择规则, 什么样的设计问题适用于哪种生成式方法, 是否存在需要多种方法结合的可能性, 以及方法之间的兼容性, 即可以综合哪些方法达到设计目标, 如形状文法与进化计算相结合。第三, 转译规则, 当方法存在多个时, 不同方法之间的规则如何转换, 例如, 将形状文法的相关规则转译成数据驱动的约束条件, 并将其作为输入时, 如何转译不同方法中的规则, 以此来描述同一设计问题。第四, 评估手段, 对生成方案的评价有别于传统的设计过程, 设计师如何将更多的目标约束条件整合到设计方案的评价体系中是个关键问题, 由于生成式设计使人与计算机之间的工作流程更加集成, 所以在考虑系统评估时, 需要解决的首要问题是创造性和新颖性。最后, 生成结果, 生成式产品设计的结果如何与最新的相关生产技术结合进行方案呈现, 如增材制造。

生成式设计的主要目标之一是自动化完成内容的创造。这个过程允许计算机处理大量的数据, 减轻设计师的负担。因为人脑处理信息的方式与计算机不同, 计算机能够创造出设计师很多时候无法想象的解决方案, 这些解决方案成为了设计师创意的源泉, 设计师可以从中获得灵感, 并将其创作过程推向更高更深的层次, 提高设计师的创造能力。有了生成式设计系统, 计算机不仅是设计师的工具, 而且是实际的合作者。计算机不再只是一个遵循设计师命令的被动工具, 而是一个提供独特设计解决方案的动态问题求解器, 这或许是生成式设计对产品设计领域更为实质性的贡献。

### 4.2 更先进的人机交互

在生成式产品设计方法中, 设计师占主导地位。如何更有效地将设计师的专业知识融入系统中, 让设计师与机器“对话”, 进行更好的交互, 从而使他们能够控制和修改设计生成的机制, 从不同的设计生成

路径探索设计解决方案是需要思考和研究的问题。因此对设计方案的判断, 需要增加更多的可交互性, 例如, 将脑电图或眼动仪相关技术与生产系统相结合。如果设计方案的选择评估是根据脑电图和眼动跟踪确立的, 那么对大量设计方案的美学探索可能会更快、更具针对性。设计师不必手动选择就有较好的候选集, 只需查看初始选项, 系统就会根据他们的直觉反应给出类似的选项。眼动跟踪可以提供一个更好的鉴别水平, 通过确定设计师对物体的喜欢程度, 选择下一个候选集。所有的评估都会被记录下来, 最终的优先选择方案也会自动汇编出来。同样的脑电图与眼动跟踪器装置可以集成到以交互方式为主的生成设计的系统中。如果眼动仪显示设计师喜欢这个结果, 那么这个过程将继续。如果没有, 那么生成选项将被回溯, 并尝试另一个生成选项, 直到设计师满意为止。换言之, 在建立了生成系统之后, 设计师只需与机器进行轻松的“对话”, 就能真正生成符合设计师目标的设计方案。

### 4.3 生成式产品设计专家

生成式设计旨在为从业人员提供快速探索、优化的途径, 以及为复杂的设计问题做出明智决策的能力, 该过程需要的思维方式不容易被设计师理解。例如, 传统手工绘制草图比手工创建相关语法、约束条件、编码等更具直观性。与传统设计流程相比, 生成式设计根本转变的是设计师将不再需要自己创建设计解决方案。相反, 通过生成式设计, 他们可以阐明和完善设计解决方案可以成功实现的环境。通过让计算机进行“思考”, 生成式设计使设计师可以专注于创新和更高层次问题的解决。设计师的角色随着技术的发展而发展。随着设计越来越严重地依赖于计算机软件, 了解如何操纵数字工具以解决设计难题已成为各行各业设计师的核心要求。

生成式产品设计是以设计目标为驱动, 设计技术为主导的活动。生成式产品设计方法被应用于许多行业, 从航空航天到建筑业, 从制造业到消费产品。使用生成设计的设计师通常试图解决复杂的工程挑战。这些挑战包括降低组件质量和制造成本, 扩展组件定制规模及优化性能。生成式产品不仅是创新, 而且是对产品设计的彻底转变。通过生成式产品设计, 设计师将功能需求(物理尺寸、材料, 强度, 质量, 流体力学、导热性能等)输入到相关软件或程序。然后, 生成引擎探索解决方案的所有可能组合, 从而在短时间内生成成百上千个设计选项。设计师可以根据成本约束、材料选择、包装运输等约束条件, 选择合理的方案。日益数字化的设计生态系统的发展, 使新兴技术, 如人工智能、高级分析和多物理仿真等, 可以动态地评估和发展满足项目目标的可用于制造的设计组合。随着人工智能和增材制造技术的进步, 继续扩



大了生成设计的可能性, 这些创新和尖端技术的应用将不断涌现出新的形式, 也更需要更专业的专家引导行业的发展走向。

## 5 结语

本文回顾了生成式产品设计方法, 但要预测生成式方法对产品开发过程的确切影响还为时过早。可以合理地预计, CAD 工具将继续拓展其功能, 数据驱动的生成式产品设计将会更好地为设计师带来全新的方法创新。然而, 如《哈佛商业评论》预测的, 生成式产品设计的革命性影响能否实现, 将取决于设计界和业界思维方式是否有重大变化。正如 Dean L 和 Loy J 最近观察到的那样, 产品设计有数字化的未来, 但学科带头人所需的思维和实践的变化涉及范式的转变, 而不是进化。与其挑战现有的文化和传统的大规模制造专业知识来创造增量变化, 还不如提出与计算机学科相一致的新的数字产品设计主题<sup>[66]</sup>。

如果生成式产品设计研究能够证明清晰的工业实用性和客观性, 那么这种范式转变就可能实现。如前所述, 潜力是存在的, 但生成式产品设计研究人员必须在更现实的设计环境中评估他们的系统。因此, 生成式产品设计研究的未来影响, 将取决于学术发展和行业之间的更大整合。大多数在学术期刊上发表的生成式产品设计方法还没有被业界接受。相反, 最著名的工业成功案例是由 Autodesk 提供的, 但其并没有在学术期刊上公布该系统的所有细节。研究人员必须做出更大的努力, 与业界和设计师合作, 才能开发出更集成的生成式产品设计工具和方法。

## 参考文献:

- [1] Harvard Business Review. The Next Wave of Intelligent Design Automatio[EB/OL]. (2018-06-01)[2021-01-05]. <https://hbr.org/sponsored/2018/06/the-next-wave-of-intelligent-design-automation>.
- [2] Cambridge Dictionary[EB/OL]. [2021-01-05]. <https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english-chinese-simplified/generative>.
- [3] VAN DER ZEE A, DE VRIES B. Design by Computation[C]. Nanjing: GA2008, 11th Generative Art Conference, 2008.
- [4] FISCHER T, HERR C M. Teaching Generative Design[C]. New York: the Fourth International Conference on Generative Art, 2001.
- [5] HERR C M. Generative Architectural Design and Complexity[C]. Paris: Theory International Conference on Generative Art, 2002.
- [6] FRAZER J, FRAZER J, LIU Xi-yu, et al. Generative and Evolutionary Techniques for Building Envelope Design[C]. New York: International Conference on Generative Art, 2002.
- [7] GALANTER P. What is Generative Art? Complexity Theory as a Context for Art Theory[C]. Berlin: 6th Generative Art Conference, 2003.
- [8] MCCORMACK J P, DORIN A, INNOCENT T. Generative Design: a Paradigm for Design Research[C]. London: Design Research Society International Conference, 2004.
- [9] SHEA K, AISH R, GOURTOVAIA M. Towards Integrated Performance-Driven Generative Design Tools[J]. Automation in Construction 2005, 14: 253-264.
- [10] CHASE S C. Generative Design Tools for Novice Designers: Issues for Selection[J]. Automation in Construction, 2005, 14: 689-698.
- [11] FASOULAKI E. Integrated Design Fasoulaki a Generative Multi-Performative Design Approach[D]. Patras: University of Patras, 2008.
- [12] PUUSEPP R. Generating Circulation Diagrams for Architecture and Urban Design Using Multi-Agent Systems[D]. Tallinn: Estonian Academy of Arts, 2011.
- [13] KRISH S. A Practical Generative Design Method[J]. Computer-Aided Design, 2011: 88-100.
- [14] ABRISHAMI S, GOULDING J S, RAHIMIAN F P. Integration of BIM and Generative Design to Exploit AEC Conceptual Design Innovation[J]. Electronic Journal of Information Technology in Construction, 2014: 350-359.
- [15] MCKNIGHT M. Generative Design: What it is? How is it Being Used? Why it's a Game Changer![C]. Antalya: The International Conference on Design and Technology, 2017.
- [16] Autodesk University. Generative Design for Architectural Space Planning[EB/OL]. [2021-01-05]. <https://www.autodesk.com/autodesk-university/zh-hans/node/663>.
- [17] AKELLA R. What Generative Design Is and Why It's the Future of Manufacturing?[EB/OL]. [2021-01-05]. <https://www.newequipment.com/research-and-development/article/22059780/what-generative-design-is-and-why-its-the-future-of-manufacturing>.
- [18] JANG S, YOO S, KANG N. Generative Design by Reinforcement Learning: Enhancing the Diversity of Topology Optimization Designs[J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1-10.
- [19] ABDELMOHSEN S M. Reconfiguring Architectural Space Using Generative Design and Digital Fabrication: A Project Based Course[C]. New York: SIGRADI, 2013.
- [20] STINY G. Introduction to Shape and Shape Grammars[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 1980, 7(3): 343-351.
- [21] AGARWAL M, CAGAN J. A Blend of Different Tastes: the Language of Coffeemakers[J]. Environment and Planning B: Planning and Design, 1998: 205-226.

- [22] AGARWAL M, CAGAN J, CONSTANTINE K G. Influencing Generative Design through Continuous Evaluation: Associating Costs with the Coffeemaker Shape Grammar[J]. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, 1999: 253-275.
- [23] CHAU H H. Preserving Brand Identity in Engineering Design Using a Grammatical Approach[D]. London: The University of Leeds, 2002.
- [24] PUGLIESE M J, CAGAN J. Capturing a Rebel: Modeling the Harley-Davidson Brand through a Motorcycle Shape Grammar[J]. *Research in Engineering Design*, 2002: 139-156.
- [25] CHEN Xiao-juan, MCKAY A, PENNINGTON P A D, et al. Package Shape Design Principles to Support Brand Identity[J]. 2008.
- [26] MCCORMACK J P, CAGAN J. Speaking the Buick Language: Capturing, Understanding, and Exploring Brand Identity with Shape Grammars[J]. *Design Studies*, 2004, 25(1): 1-29.
- [27] CHAU H H, CHEN Xiao-juan, MCKAY A, et al. Evaluation of a 3D Shape Grammar Implementation[J]. *Design Computing and Cognition*, 2004: 357-376.
- [28] KIELAROVA S W, PRADUJPHONGPHET P, BOHEZ I L J. An Approach of Generative Design System: Jewelry Design Application[C]. Singapore: IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management, 2013.
- [29] GARCIA S, ROMAO L. A Design Tool for Generic Multipurpose Chair Design[J]. *Computer-Aided Architectural Design Futures*, 2015: 600-619.
- [30] KRISH S. A Practical Generative Design Method[J]. *Computer-Aided Design*, 2011: 88-100.
- [31] BARROS M, DUARTE J P, CHAPARRO B M. Integrated Generative Design Tools for the Mass Customisation of Furniture[J]. *Design Computing and Cognition*, 2014: 305-321.
- [32] KAZI R H, GROSSMAN T, CHEONG H, et al. DreamSketch: Early Stage 3D Design Explorations with Sketching and Generative Design[J]. *Association for Computing Machinery*, 2017: 22-25.
- [33] NORDIN A. Challenges in the Industrial Implementation of Generative Design Systems: an Exploratory Study[J]. *Artificial Intelligence for Engineering Design, Analysis and Manufacturing*, 2017: 1-16.
- [34] MATEJKA J, GLUECK M, BRADNER E, et al. Dream Lens: Exploration and Visualization of Large-Scale Generative Design Datasets[C]. Montreal: the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2018.
- [35] GUNPINAR E, GUNPINAR S. A Shape Sampling Technique via Particle Tracing for Cad Models[J]. *Graphical Models*, 2018: 11-29.
- [36] KHAN S, GUNPINAR E. Sampling CAD Models via an Extended Teaching-Learning-Based Optimization Technique[J]. *Computer-Aided Design*, 2018: 52-67.
- [37] RAO R V, SAVSANI V J, VAKHARIA D P. Teaching-learning-based Optimization: a Novel Method for Constrained Mechanical Design Optimization Problems[J]. *Computer-Aided Design*, 2011: 303-315.
- [38] TYFLOPOULOS E, FLEM D T, STEINERT M, et al. State of the Art of Generative Design and Topology Optimization and Potential Research Needs[J]. *Computer Science*, 2018: 1-15.
- [39] KHAN S, AWAN M J. A Generative Design Technique for Exploring Shape Variations[J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2018, 38: 712-724.
- [40] KHAN S, GUNPINAR E, MORIGUCHI M, et al. Evolving a Psycho-physical Distance Metric for Generative Design Exploration of Diverse Shapes[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2019: 1-16.
- [41] KHAN S, GUNPINAR E, SENER B. Genyacht: an Interactive Generative Design System for Computer-Aided Yacht Hull Design[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 191: 1-19.
- [42] GUNPINAR E, COSKUN U C, OZSIPAH M, et al. A Generative Design and Drag Coefficient Prediction System for Sedan Car Side Silhouettes based on Computational Fluid Dynamics[J]. *Computer-Aided Design*, 2019, 111: 65-79.
- [43] DOGAN K M, SUZUKI H, GUNPINAR E, et al. A Generative Sampling System for Profile Designs with Shape Constraints and User Evaluation[J]. *Computer-Aided Design*, 2019, 111: 93-112.
- [44] LI Hai-bin, ROLAND L. Automated Exploration of Design Solution Space Applying the Generative Design Approach[C]. Singapore: the 22nd International Conference on Engineering Design (ICED19), 2019.
- [45] PETROV R, GVETKOV P, MAKSIMOV A, et al. On the Problem of Optimizing the Door Hinge of Electro Car by Generative Design Methods[J]. *International Journal of Mechanics*, 2020, 14: 119-124.
- [46] ALCAIDE-MARZAL J, DIEGO-MAS A, ACOSTA-ZAZUETA G. A 3D Shape Generative Method for Aesthetic Product Design[J]. *Design Studies*, 2020, 66: 144-176.
- [47] GERO J S, KAZAKOV V. A Genetic Engineering Approach to Genetic Algorithms[J]. *Evolutionary Computation*, 2001, 9(1): 71-92.
- [48] LEE H C, TANG M X. Evolutionary Shape Grammars for Product Design[C]. New York: Generative Art Conference, 2004.
- [49] ANG M C, CHAU H H, MCKAY A, et al. Combining Evolutionary Algorithms and Shape Grammars to Generate Branded Product Design[J]. *Design Computing*

- and Cognition, 2006: 521-540.
- [50] CLUZEL F, YANNOU B, DIHLMANN M. Using Evolutionary Design to Interactively Sketch Car Silhouettes and Stimulate Designer's Creativity[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(7): 1413-1424.
- [51] KIM G W, KIM H G, KANG S J, et al. Automatic Generative Design to Meet Customer's Preferences[C]. Berlin: Joint 7th International Conference on Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 15th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS). 2014.
- [52] KIELAROVA S W, PRADUJPHONGPHET P, BOHEZ E L J. New Interactive-Generative Design System: Hybrid of Shape Grammar and Evolutionary Design an Application of Jewelry Design[J]. *International Conference in Swarm Intelligence*, 2015: 302-313.
- [53] ALEJANDRA B, JUAN B, MIGUEL C, et al. Generic Generative Design Systems to Imprint Personalities in Consumer Products Preliminary Results[C]. Gothenburg: the 21st International Conference on Engineering Design (ICED17), 2017.
- [54] THOMPSON M K, MORONI G, VANEKER T, et al. Design for Additive Manufacturing: Trends, Opportunities, Considerations and Constraints[J]. *CIRP Annals*, 2016, 65(2): 737-760.
- [55] DHOKIA V, ESSINK W P, FLYNN J M. A Generative Multi-agent Design Methodology for Additively Manufactured Parts Inspired by Termite Nest Building[J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2017, 66: 153-156.
- [56] WU J, ZHANG C, XUE T, et al. Learning a Probabilistic Latent Space of Object Shapes via 3D Generative-Adversarial Modeling[C]. Barcelona: 29th Conference on Neural Information Processing Systems, 2016.
- [57] BIDGOLI A, VELOSO P. DeepCloud. The Application of a Data-driven, Generative Model in Design[C]. Cambridge: the 38th Annual Conference of the Association for Computer Aided Design in Architecture (ACADIA), 2018.
- [58] OH S, JUNG Y, LEE I, et al. Design Automation by Integrating Generative Adversarial Networks and Topology Optimization[C]. Japan: the ASME 2018 International Design Engineering Technical Conferences & Computers and Information in Engineering Conference, 2018.
- [59] OH S, JUNG Y, KIM S, et al. Deep Generative Design: Integration of Topology Optimization and Generative Models[J]. *Journal of Mechanical Design*, 2019, 141(11): 5-18.
- [60] JANG S, YOO S, KANG N. Generative Design by Reinforcement Learning: Enhancing the Diversity of Topology Optimization Designs[J]. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 1-15.
- [61] HORNBY G S. Functional Scalability through Generative Representations: the Evolution of Table Designs[J]. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2004, 31(4): 569-587.
- [62] REED K. Machine Learning Applications in Generative Design[D]. London: Imperial College London, 2016.
- [63] GULANOVA J, GULAN L, FORRAI M, et al. Generative Engineering Design Methodology Used for the Development of Surface-Based Components[J]. *Computer-Aided Design and Applications*, 2017, 14(5): 1-8.
- [64] CUI J, TANG M X. Towards Generative Systems for Supporting Product Design[J]. *Design Engineering*, 2017, 7(1): 1-16.
- [65] SHAH J J, SMITH S M, VARGAS-HERNANDEZ N. Metrics for Measuring Ideation Effectiveness[J]. *Design Studies*, 2003, 24(2): 111-134.
- [66] DEAN L, LOY J. Generative Product Design Futures[J]. *The Design Journal*, 2020, 23(1): 331-349.