

基于GAN的生成式产品设计方法研究

李月恩, 于明浩

山东建筑大学艺术学院, 山东 济南

收稿日期: 2023年9月13日; 录用日期: 2023年11月29日; 发布日期: 2023年12月7日

摘要

随着技术的发展和应用的不断拓展, 生成式设计作为一种新兴的设计方法在设计领域中得到了广泛的应用, 特别是近几年计算机运算能力显著提升, 基于生成对抗网络的生成式设计也崭露头角。本文旨在介绍生成式设计的概念、原理和应用, 探讨其与艺术、科技之间的关系以及未来发展的趋势。本文认为生成式设计不仅为设计带来了新的思考方式和创意表达手段, 还促进了设计与科技、艺术之间的跨界交流与融合。本文以方案生成作为切入点, 从设计的逻辑思维过程与机器学习算法模型特点入手, 基于生成对抗网络理论, 建立利用对抗生成网络的方案生成模型, 通过对设计要素的整合分析, 将要素拆分重组生成新的设计方案。运用生成式设计进行产品方案生成具有较高的可行性以及较大的发展空间, 并且具有节约设计成本、缩短研发周期、快速响应市场、提供大量选择等优势。

关键词

对抗生成网络, 产品设计, 数据库, 模型优化

Research on GAN-Based Generative Product Design Methods

Yue'en Li, Minghao Yu

School of Art, Shandong Jianzhu University, Jinan Shandong

Received: Sep. 13th, 2023; accepted: Nov. 29th, 2023; published: Dec. 7th, 2023

Abstract

With the development of technology and the continuous expansion of applications, generative design as an emerging design method has been widely used in the field of design, especially in recent years, the computer computing power has been significantly improved, and generative design based on generative adversarial network has also come to the fore. The purpose of this paper is to

文章引用: 李月恩, 于明浩. 基于 GAN 的生成式产品设计方法研究[J]. 设计, 2023, 8(4): 2487-2492.

DOI: 10.12677/design.2023.84301

introduce the concepts, principles and applications of generative design, and to discuss its relationship with art and technology as well as the trend of future development. This paper argues that generative design not only brings new ways of thinking and means of creative expression to design, but also promotes cross-border communication and integration between design, science and technology, and art. This paper takes scheme generation as an entry point, starts from the logical thinking process of design and the characteristics of machine learning algorithm model, establishes a scheme generation model using adversarial network based on the theory of generative adversarial network, and generates a new design scheme through the integration and analysis of the design elements, and splitting and reorganization of the elements. The use of generative design for product solution generation has high feasibility and large development space, and has the advantages of saving design cost, shortening the development cycle, responding to the market quickly, and providing a large number of choices.

Keywords

GAN, Product Design, Database, Model Optimization

Copyright © 2023 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

产品设计是一个不断提出问题且寻求最优解的过程,在这一过程中涉及专业知识素养,产品创新能力,地区文化特色,科学技术发展等。产品设计这一过程也随着社会进步在不断发展。随着新一轮智能技术的出现发展,诸如机器学习、人工智能等快速发展,建筑等领域展开了生成式的设计构想,并且邓巧明等人在运用生成式设计生成校园格局有了一定的成果[1]。在产品设计领域,计算机辅助设计的融入,使传统设计方法发生了革新,生成式设计思想应运而生,因为其方便快捷,所以各行各业都对其进行了探索与研究。Autodesk 一直走在生成式设计的最前端,通过自家软件 Fusion360 践行生成式设计的商业应用,客户包括通用汽车、美国宇航局、空中客车等等。Autodesk 与 NASA 合作创造了一种能够承受外太空温度和压力的行星着陆器原型,生成式设计是将所有物理限制条件输入到计算机程序中,由算法处理数据并呈现出满足条件的概念。这一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”[2]。此外,法国著名设计师菲利普·斯塔克与意大利制造商 Kartell 合作,利用人工智能设计用料最少的椅子,这也是人类与人工智能合作的设计产物[3]。近些年来的成功设计案例,预示着生成式设计不光在建筑领域发挥着重要作用,还在带动着产品设计创新的发展。

在计算机技术参与设计工作之前,大多数设计工作都是由设计师或设计团队人工完成,设计具有虽说精美,但在效率方面却达不到人们的要求。随着计算机辅助设计的出现,参数化设计成为设计新潮流,这种设计方式是将设计过程框架化,引入变量因素,改变了传统设计中手动建模,设计师只需改变其中的某一因素,即可改变设计方案。虽然参数化设计在设计之处,由于各种数据的输入,会耗费设计师大量精力,但将框架建构完毕,就会给设计师提供很大的便利。并且可以帮助设计师寻求设计最优解,不同于传统设计中设计方案根据设计师灵感而改变,在参数化设计中输入设计条件或约束,可由计算机生成各种设计方案。

虽说参数化设计帮助加快设计效率,但是设计空间的创造还是受设计师自身能力的限制,就像是

传统设计过程运用计算机的手段表现出来, 需要改变的变量还是需要设计师手动调整[4]。而生成式设计具有一定的自主性, 将计算机与设计师的优势充分发挥出来, 在指定的设计空间之内, 充分发掘各种方案的可能性, 并反馈给设计师哪些设计方案更符合后期深化的要求。由于计算机的计算分析数据能力是人的千倍万倍, 所以能更加深入的发掘设计空间, 运用生成式设计可以发现更多的创新性设计。

2. 运用原理及方法

2.1. 对抗生成网络

对抗生成网络是由 goodfellow [5]等人受博弈论中的二人零和博弈思想启发, 从而提出了让两个神经网络以相互博弈的方式相互学习, 从而实现对于输入事物进行生成判别, 达到最优的结果也就是生成的事物已经达到了判别不出真假的程度。

对抗生成网络由生成网络 G 和判别网络 D 组成, 当有噪声 z 输入时, 生成网络 G 会将其合成数据集, 再与真实数据集一起输入判别网络 D, 由判别网络 D 来分辨输入的数据是真还是假, 通过两个网络相互学习交替训练的方式, 使最终生成网络 G 生成的数据更加接近真实数据, 由于有判别网络的存在, 所以训练也会逐渐达到一种平衡, 也就是纳什平衡状态。

2.2. 生成式设计模型

运用生成式设计模型的整个设计过程, 包括训练数据的获取和收集、深度学习模型的训练、采样设计的模拟与评估、生成数据集的处理和调整, 之后就是反复的训练与生成。这个方法就是在反复的生成训练中, 不断使设计接近最优解。

在运行整个程序之前需要有一个初始的训练数据, 产品设计的对象是三维物体, 最初的训练数据需要一个三维对象的储存库。一般来说, 三维对象可以采用各种形式进行存储, 比如三维网络、三维点云和体素。本文主要介绍的是基于点云设计的对抗生成网络, 资源库中的三维模型需要从模型表面提取或近似提取三维模型表面的点。三维模型表面点的坐标用来定义一个矩阵 $M \in R^{n \times 3}$, 其中 n 表示表面点的数量。如果 n 的值因对象而异, 则需要通过下采样(通过从原始模型中的 n 个点中随机选择固定数量的点)来将存储库中所有三维对象的 n 固定为某个常数 n 。存储库中的所有点云模型都经过规范化, 以确保数据生成的质量。标准化过程确保所有 3D 模型都被缩放以具有相同的特定维度的大小并放置在相同的位置和方向。以这样的方式表示三维模型, 那么问题就由生成三维模型转变为生成三维模型表面点。

鉴别器网络采用如图 1 的设计。这种神经网络设计在从点云矩阵表示中提取几何特征方面表现出强大的性能。该分类器之所以有效, 是因为其结构旨在提取输入点云矩阵表示中点序列不变的几何特征。一旦这个特征被提取出来, 规则的网络结构, 比如全连接层, 就可以作为一个分类器, 将真点云的特征与假点云的特征进行分类。从原始点云矩阵空间到点序列不变矩阵空间的变换分两步进行。首先, 使用迷你网络的乘法变换应用于输入点云矩阵, 以使输入点云不受某些几何变换(如刚性变换)的影响。这一步可以表示如下:

$$M_{out} = M_{in} f_T(M_{in}) \quad (1)$$

在马克杯研究方面, M_{in} 是来自生成器或训练数据集的飞机点云, M_{out} 是一个矩阵, 表示从 mini-network f_T 实现的函数中提取的特征。其次, 对 M_{out} 的每个行向量进行变换, 以创建输入点云的序列不变特征向量, 如下式所示:

$$f_i = h_{mlp}(\tilde{p}^{(i)}), \quad i=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

其中 $\tilde{p}^{(i)}$ 是 M_{out} 的第 i 行; f_i 是特征向量的第 i 个元素; h_{mlp} 是由一系列全连接层近似的行向量变换函数。

判别器的整体结构如图 2 所示, 它是 Ref 的修改版本。省略了几个初始层以提高训练模型的计算效率, 而性能下降最小。输入变换块对应乘法变换, 块 “mlp1”、“mlp2”、……、“mlp2500” 表示行向量的变换, 真/假分类器将特征向量分类为真数据或假数据。点生成 GAN 和网格构造器网络的组合框架概述如图 2 所示。

在对生成产品进行物理方面的评测时, 网格模型比点云模型更加适合, 所以需要点云模型转化为网格模型。使用预训练的神经网络将生成的点云模型转换为网格模型, 使用点云模型中点的三维坐标来变形球形网格模型。具体来说, 球形网格模型定义为元组 $S = \{V, F_m\}$, 其中 V 是顶点集, F_m 是面集。自编码器的编码器块以点云模型 M 作为输入, 输出一个 k 维特征向量 $x \in R^k$ 。让 $v \in R^3$ 示顶点 V 的三维坐标。一个新向量 $p \in R^{k+3}$ 可以通过堆叠两个向量 x 和 v 来定义。使用 p 作为解码器的输入, 一个点云模型 \tilde{M} 可以由自动编码器生成。令 \tilde{V} 是来自 \tilde{M} 的顶点集, 则可以从 M 构造网格模型 $\tilde{S} = \{\tilde{V}, F_m\}$ 。 \tilde{S} 是 S 的变换, 使得 \tilde{S} 中的顶点索引相同就像在 S 中一样, 而顶点坐标使用 \tilde{M} 中的值进行更改。使用自动编码器构建网格模型的动机是, 可以训练自动编码器来变形球形网格, 使得变形后的网格可以近似于点云的形状。

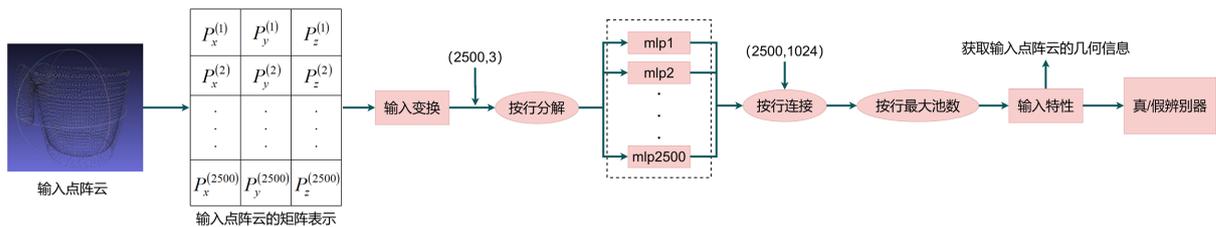


Figure 1. Design of the discriminator
图 1. 鉴别器设计图

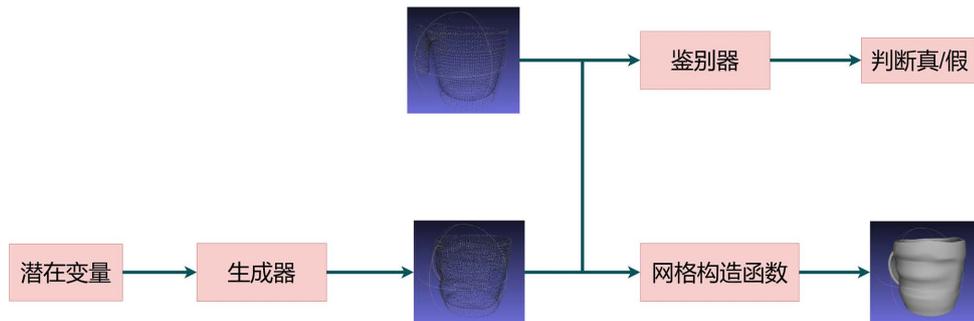


Figure 2. Generative network generates cup models from latent variable sampling
图 2. 生成网络从潜在变量取样生成杯子模型

转化之后将生成的模型在仿真环境中测试, 比如生成的杯子是否符合人们日常需要的功能, 将每一个生成产品赋予一个性能参数, 生成的产品获得分数越高说明产品越值得继续深化。

将成功的生成数据导入训练数据集, 形成一个新的数据集用于 GAN 的训练, 在不断的生成过程中, 数据集在不断地丰富扩充, 随着时间推移数据集也将被人们在仿真环境测试过的数据代替。

在理想训练的情况下, 训练数据与生成数据的概率分布应该在第一次迭代之后变得完全相同。然而在实践中, 训练数据与生成数据的分布还会存在差异, 所以会在训练数据集中抽出一定数量的样本, 用得分高的生成数据来代替, 来产生更高质量的生成数据。

3. 应用

3.1. 获取训练数据集

最初的训练数据集需要一个三维物体的数据库。在本文中, ShapeNet 数据库作为初步训练生成式模型的数据集。将在数据库中选出的数据作为训练数据, 这个训练数据集包括 214 个杯子模型。尽管这个数据集中的大多数模型来源于真实世界, 但杯子的造型多种多样。因此在进行训练生成模型时, 生成的模型数据也会有各种造型上的变化, 为杯子设计提供了更大的设计提升空间。

3.2. 生成对抗网络的训练与生成

在对生成网络训练之前, 需要确定设计主题, 比如需要一个简约休闲的马克杯, 确定简约以及休闲为马克杯设计最重要的因素。第一次训练采用从 ShapeNet 数据库中提取的数据, 将三维模型的表面关键点提取出, 将点阵云输入由神经网络生成输出网格模型。在第一次生成输出之后, 将生成模型中更加符合简约休闲的马克杯模型导入训练数据集, 用新的数据集进行对抗生成网络的训练和生成, 在进行过多次迭代之后, 生成数据趋于稳定, 再从最后一次生成数据中, 选出最优的几个生成方案进行深化设计。

每个生成的模型或训练模型由 2500 个表面点的 3D 坐标描述。潜变量被选为一个 100 维的正态分布随机向量。生成器的四个全连接层, 表示为“L1”到“L4”, 选择为(256、512、1025 和 7500), 其中层数和前三个的大小层数是在尝试各种神经网络后确定的网络结构。第四层的大小对应于表示生成的点云的 2500×3 矩阵中的条目数。网络训练的优化求解器选择为 AdaGRAD。在训练 GAN 之后由 ShapeNet 模型组成的初始训练数据集, GAN 网络的生成器生成 108 个新的马克杯设计。最初显示为点云的新设计已转换在发送到基于物理的评估之前对模型进行网格划分绩效评估环境。一个球形网格 7446 个顶点用于从生成的表面网格点云。结果, 每个 3D 中的表面点数网格重建后, 模型从 2500 增加到 7440。

3.3. 生成方案的选择

为了能使程序生成方案之后, 有效的选取最优方案, 需要建立一套评分系统来辅助选出性价比较高的产品方案。这里我们可以运用语义差分法, 由 10 名设计师对程序生成选出的几个方案进行感情意象词汇 7 级评价, 评价分级见表 1。计算机与设计师结合, 由计算机生成, 再由设计师团队选择出更贴近简约休闲的产品造型进行下一步的深化。

Table 1. Affective imagery vocabulary level 7 rating scale

表 1. 感情意象词汇 7 级评价表

形容词	量化度							形容词
清晰的	-3	2	1	0	1	2	3	模糊的
明亮的	3	2	1	0	1	2	3	灰暗的
棱角的	3	2	1	0	1	2	3	圆润的
轻盈的	3	2	1	0	1	2	3	沉重的
简约的	3	2	1	0	1	2	3	复杂的
传统的	3	2	1	0	1	2	3	科技的
坚硬的	3	2	1	0	1	2	3	柔软的

评价团队由四位专业专家与二十位参评人员组成, 参评人员中有至少五位设计师, 参评人员先给出印象分数, 再由专业专家评价后, 根据专家意见给出第二次的分数, 两次分数相加为最终产品分数。

3.4. 方案优化

经过语义差分法选出的最优方案, 交由设计团队进行优化设计, 在优化之后会生成不同的方案, 之后选出 50 名消费者根据自己意愿选出自己内心最喜欢的产品。收集整理调查数据, 最终制造生产该产品。

4. 展望生成式产品设计未来

在现阶段来看生成式设计运用还有很大的发展空间, 尽管很多公司已经运用生成式设计辅助设计师进行产品创新设计, 但这种设计方式还只是在有计算机技术辅助的大公司内进行, 并且只是在提供一些辅助功能。想要完全依靠计算机自主进行设计, 那一定要加入大量的训练数据集, 对程序进行多次训练, 并且要受大量评价系统约束, 辅助计算机做出符合设计师想法的决定。对于生成式设计的使用对于设计师也有一定要求, 这样的设计师不能只会设计领域的知识与技能, 还需要懂得一定的计算机编程知识与技能。还有一点是要有足够强大的计算机设备, 以应对大量复杂的数据运算。

未来生成式设计可能与人工智能、大数据、元宇宙等先进技术思想结合, 实现计算机自主设计符合现实世界的产品, 由于训练与生成过程的随机多变, 也不需担心同一系统生成一样设计的问题。

5. 结语

本文从回顾生成式设计经典案例出发, 研究了基于对抗生成网络的生成式产品设计方法, 看出生成式设计的优势与不足, 未来的设计一定不仅是设计师的事情。如《哈佛商业评论》[6]预测的, 能否广泛的实现生成式产品设计的革命性影响, 将取决于设计界和业界思维方式是否有重大变化[7]。重点在于设计与现代科技结合, 不同于传统设计团队只有设计师存在, 新型的设计团队也应该会有计算机领域专业人才甚至是各个领域的专业人才加入, 共同完善设计过程, 利用计算机进行自主设计。

注 释

文中所有图片均为作者自绘。

参考文献

- [1] 邓巧明, 林文强, 刘宇波, 梁凌宇. 基于生成对抗网络的校园总平布局生成式设计探索——以小学校园为例[J]. 世界建筑, 2021(9): 115-119+136.
- [2] 赵羽. 采用生成式对抗网络(GANs)进行产品设计[J]. 中国信息化, 2019(3): 50-54.
- [3] 陈新雨. 基于生成式对抗网络的图像生成方法研究[D]: [硕士学位论文]. 湘潭: 湘潭大学, 2020.
- [4] 刘永红, 黎文广, 季铁, 肖懿, 尤立思, 赵云彦. 国外生成式产品设计研究综述[J]. 包装工程, 2021, 42(14): 9-27.
- [5] Mueller, C. (2017) Distributed Structures: Digital Tools for Collective Design. *Architectural Design*, **87**, 94-103. <https://doi.org/10.1002/ad.2201>
- [6] Goodfellow, I.J., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., et al. (2014) Generative Adversarial Networks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2672-2680.
- [7] Dean, L. and Loy, J. (2020) Generative Product Design Futures. *The Design Journal*, **23**, 331-349. <https://doi.org/10.1080/14606925.2020.1745569>