

基于感性工学的运动鞋造型智能设计探究

余铭丰, 吴 珏

浙江理工大学, 艺术与设计学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2023年6月2日; 录用日期: 2023年8月24日; 发布日期: 2023年8月31日

摘 要

本文基于感性工学相关理论, 结合生成式人工智能技术在产品造型设计中的应用方式及特点, 提出了一种基于感性工学的产品造型智能设计方法, 实现设计方案智能生成, 为设计师提供灵感造型, 拓展优化产品设计流程。首先, 提取所研究产品的感性意象与造型样本, 解构产品造型特征要素, 构建形态要素编码表; 其次, 通过语义差异实验及数量化I类理论明确形态要素与感性意象间的映射关系, 进行对应关系下的产品草图推演; 最后, 利用生成式人工智能将草图造型与意象词汇进行结合, 实现设计方案的智能生成与优化。本研究将感性工学设计流程与生成式人工智能技术相结合, 有效结合用户的感知意象需求, 拓展造型设计空间, 提升整体设计效率, 为产品造型感性设计提供了新的思路与借鉴价值。

关键词

感性工学, 产品造型设计, 人工智能, 形态分析

Exploring the Intelligent Design of Sports Shoes Based on Kansei Engineering

Mingfeng Yu, Jue Wu

School of Art and Design, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: Jun. 2nd, 2023; accepted: Aug. 24th, 2023; published: Aug. 31st, 2023

Abstract

Based on the theories related to kansei engineering, combined with the application and characteristics of generative artificial intelligence technology in product modeling design, we propose an intelligent design method for product modeling based on perceptual engineering to achieve intelligent generation of design solutions, provide designers with inspirational modeling, and expand and optimize the product design process. Firstly, we extract the perceptual imagery and modeling samples of the studied products, deconstruct the product modeling features and construct a morphological element coding table; secondly, we clarify the mapping relationship between morphological elements and perceptual imagery through semantic difference experiments and quantita-

tive class I theory, and carry out product sketch derivation under the correspondence relationship; finally, we use generative artificial intelligence to combine sketch modeling and imagery vocabulary to realize the intelligent design solution Generation and optimization. The combination of kansei engineering design process and generative AI technology effectively combines the user's perceptual imagery needs, expands the design space and improves the overall design efficiency, providing new ideas and values for the perceptual design of product shape.

Keywords

Kansei Engineering, Product Styling, Artificial Intelligence, Morphological Analysis

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

以用户需求为中心的产品设计是“个性经济”时代下设计发展的主流趋势，产品造型作为产品感性意象的重要传递形式，是影响消费者购买决策的重要因素。随着新一代人工智能技术的迅猛发展与广泛应用，其作为一项新兴的辅助设计工具正逐渐为设计领域赋能，积极推动产品设计向智能化方向发展，提升各环节设计效率，因此面向用户感性需求的智能设计是在这两者基础上对产品造型设计方法的创新性思路研究[1]。

2. 人工智能技术在产品设计中的应用现状

2.1. 人工智能驱动的产品感性设计流程

传统的产品设计流程主要划分为四大步骤，分别是需求分析、创意激发、原型设计以及设计评估[2]，

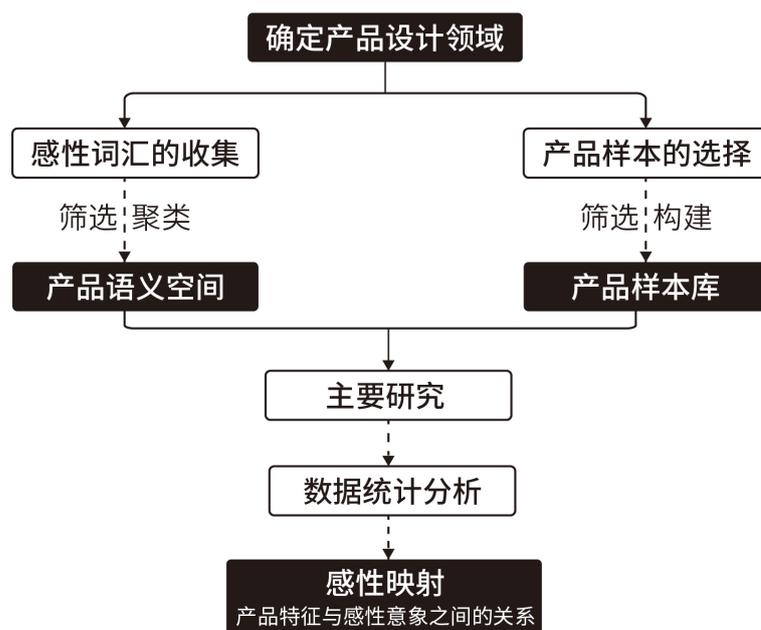


Figure 1. Kansei engineering design process

图 1. 感性工学设计流程

但由于过分依赖设计师个人的工作经验与直觉判断, 设计结果的有效性与可预测性受到一定程度的影响。感性工学理论基础上的设计流程方法通过构建设计要素与感性意象的对应关系模型[3], 使得用户感性要素向设计要素的流畅转化, 进而更好地传递设计师的设计意图, 见图 1。

随着人工智能技术的不断发展, 它在产品设计领域中的应用也越来越广泛[4]。人工智能驱动的产品感性设计流程则是通过分析用户消费行为习惯及情感反馈等客观数据后, 得到更为科学有效的设计指导意见, 为创新、优化产品设计提供参考。通过对应用情况的总结归纳, 人工智能技术主要从以下四个环节介入, 人工智能驱动的产品设计流程, 见图 2, 辅助完成满足用户感性需求的产品设计:

1) 感性需求收集与分析阶段。通过对应的技术和方法, 对用户的行为、偏好和意图进行观察和分析, 以揭示用户真实的需求, 为后续的设计决策提供依据。例如 Nwakanma CI 等[5]使用自然语言处理技术对用户体验质量进行划分, 判断用户的决策过程; Salminen 等[6]基于 LSTM 及聚类等方法整合社交网络数据, 包括用户的交互行为、目标属性及话题偏好信息, 实现用户画像自动生成, 构建 APG 系统; Kohonen 等[7]通过文本挖掘与自组织映射网络的聚类分析收集用户在线评论, 并以此优化用户体验过程。

2) 感性意象映射模型构建阶段。通过深入洞察用户的情感、行为和认知, 建立感性意象空间和产品设计要素空间, 并确立二者之间的关联模型。张硕等[8]建立 BP 神经网络优化数学模型, 以充电桩设计特征为例, 设计符合用户需求的产品造型; 胡伟峰[9]则使用汽车典型设计特征作为遗传编码基因, 结合用户意象, 提出了一种基于用户需求的遗传算法优化模型, 架构感性意象与设计要素间的转化桥梁。

3) 形态造型设计阶段。作为产品设计的核心环节, 主要是基于感性意象映射模型, 将设计元素转化为实际的形态设计。Dai 等[10]通过生成对抗网络(GANs)等图像生成技术实现文本到图像、图像到图像的合成, 将三个 GAN 的变体进行组合生形, 完成智能手表概念图像设计; Vivian Liu 等[11]则将深度学习基础上演化而来的扩散生成模型与语言模型进行结合, 优化 3D 设计工作流程, 提供设计参考造型。

4) 设计方案评估阶段。通过对设计的美感、实用性、可行性和成本效益等方面的衡量, 对设计方案进行评估。目前人工智能在该阶段的主要研究偏向于美学评估, Lu 等[12]首次将卷积神经网络运用在美学计算领域, 使美学评价准确率大幅提高; Hammad 等[13]则通过卷积神经网络提取的视觉和语义特征来预测图像和视频等多媒体内容, 以提供更为全面准确的美学评估手段。

上述研究情况表明, 人工智能技术在产品设计过程中的应用日渐成熟, 且覆盖面愈加广泛, 计算机科学技术与用户感性需求的结合是时下的研究趋势, 也为本研究提供了一定的理论基础与研究方向指导。

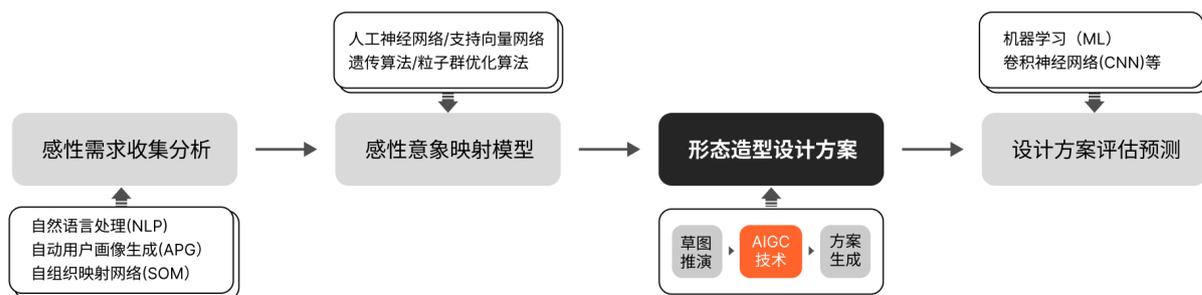


Figure 2. Artificial intelligence technology-driven product design process

图 2. 人工智能技术驱动的产品设计流程

2.2. 生成式人工智能技术及在产品设计中的应用方式

AIGC (AI Generated Content), 也被称为生成式人工智能(生成型 AI), 是一种新兴的内容生产方式, 其源自于深度学习技术的不断突破, 其在学习范式以及网络结构上的不断迭代极大提升了相关算法的学习能力, 以视觉 Transformer 为代表的新型神经网络大幅提升了 AIGC 的场景感知能力[14], 以 OpenAI

提出的大型预训练模型 GPT 为代表的语言模型不断为其构筑强大的语言文本认知能力[15], 在视觉与语言模态的组合下催生的多模态大模型, 使得融合性创新成为可能, 文本到图像, 图像到图像, 以及文本图像融合的转化方式有效拓宽了生成式人工智能技术的应用范围与领域, 大模型支持下的应用方式与主流工具介绍, 见图 3。

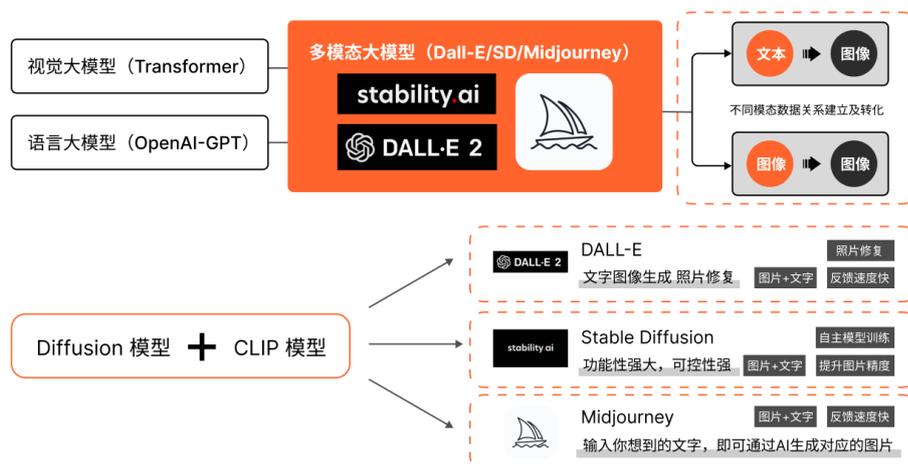


Figure 3. Introduction of AIGC application methods and tools supported by large models
图 3. 大模型支持下的 AIGC 应用方式与主流工具介绍

随着底层技术的突破与发展, 文本与图像相结合的图像生成方式成为生成式人工智能在产品造型设计环节的主流应用方式, 智能生成的图像作为重要的设计资源可作为设计师的灵感参考, 帮助设计师更快地完成概念阶段的设计方案构思。产品设计中的形态要素以及感性需求恰好对应输入内容中的文字与图像部分, 因此本研究将感性工学设计流程中构建的形态设计要素与感性意象的映射关系作为输入内容进行研究, 将其有效转化为生成条件的一部分, 辅助设计师更为有效地进行产品造型方案设计。

2.3. 基于感性工学的产品造型智能设计方法模型

感性工学(Kansei Engineering)感性与工学相结合的技术, 通过将用户的感性意象定量化, 深入挖掘产品造型、色彩与材质中所体现的情感感知, 从真正意义上满足产品的感性化诉求, 实现以人为中心的感性设计, 其在实际设计中需遵循一套合理的设计流程, 整体设计思路可以从“确定产品设计领域、构建产品语义空间、构建产品样本库、感性映射”四个部分展开, 将其应用于不同领域的产品感性设计并提供设计指导。

产品造型形态设计要素在映射关系的指导下, 由设计师推演出草图造型, 通过生成式人工智能视觉模型对进行识别, 可作为生成方案的图像端输入内容; 感性意象由意象语义词汇组成, 通过生成式人工智能文本感知模型对语义进行理解, 可作为生成方案的文本端输入内容, 由此通过文本与图像结合的方式为生成图像提供更精准的把控。生成式人工智能与感性工学设计方法结合下的产品造型设计流程, 见图 4。

基于感性工学设计流程中构建的映射关系, 结合生成式人工智能技术在图像生成方向的应用方式, 将生成式人工智能技术纳入产品造型设计流程中, 构建基于感性工学的产品造型智能设计方法模型, 见图 5。通过映射关系指导下草图方案的推演以及意象词汇对生成风格的把控, 生成满足用户意象需求的设计方案, 辅助设计师进行后续产品造型方案的深化设计。

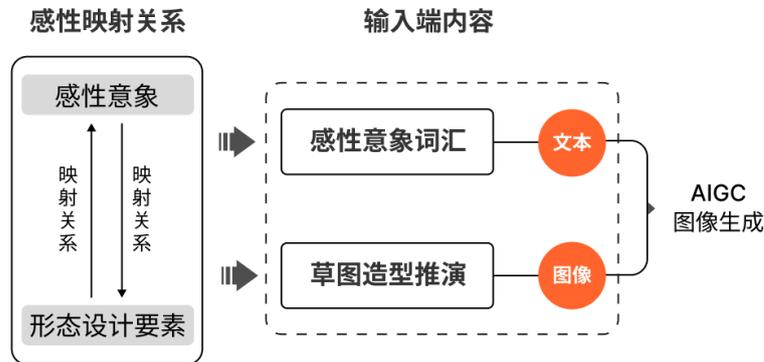


Figure 4. A way to combine artificial intelligence and kansei engineering
图 4. 生成式人工智能与感性工学设计方法的结合方式

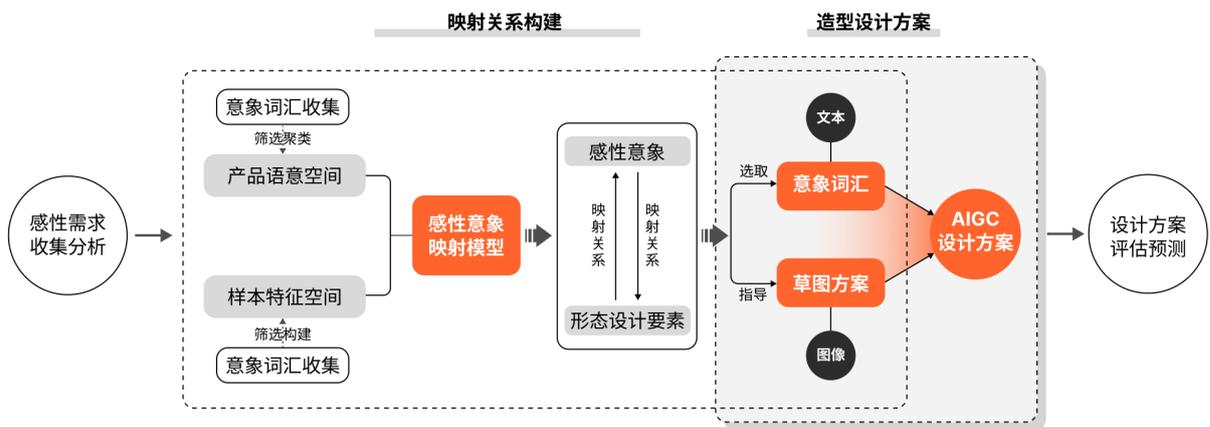


Figure 5. Intelligent design method model for product modeling based on kansei engineering
图 5. 基于感性工学的产品造型智能设计方法模型

3. 基于感性工学的产品造型设计分析

3.1. 样本的收集与分类

疫情结束之后,人们外出运动的频率也随之提高,运动鞋产品的消费潜力得以充分释放。通过杂志、运动品牌官网以及线上购物网站广泛收集目前市场上的运动鞋样本,鉴于大部分购物网站以及线下门店均以侧视效果展示产品造型,故选取样本造型的纯侧视图作为实验样本,去除样本背景颜色,初步筛选出其中高清且少遮挡的实物图片与设计样本共计 100 张。考虑到相同品牌的运动鞋在售款式中具有极高的相似性,二次筛选后去除鞋身品牌 Logo 得到 45 张更为合理的实验样本图片。采用理性分类的方法,邀请 10 名具有设计背景的在校学生以及 8 名具有一定运动鞋设计知识与购买经验的普通消费者在对 45 个样本进行观察后进行客观划分,将实验数据进行相似矩阵数据统计并整理导入 SPSS 24.0 中进行系统聚类分析,分析结果通过树状图表示,样本可被划分为 7 类,见图 6。将运动鞋样本的分组类别设置为 7,继续进行 K-means 均值计算,在迭代第 7 次时获得样本间最佳聚类中心,得到各组中代表性运动鞋样本,见图 7。

3.2. 感性词汇的收集与提取

从运动鞋相关杂志书籍、论坛周刊及品牌电商网站等多渠道收集用于描述运动鞋造型的相关形容词共 100 个,通过焦点小组讨论的方式,剔除其中指向性不明确及难以理解的词汇,并对与造型特征相关

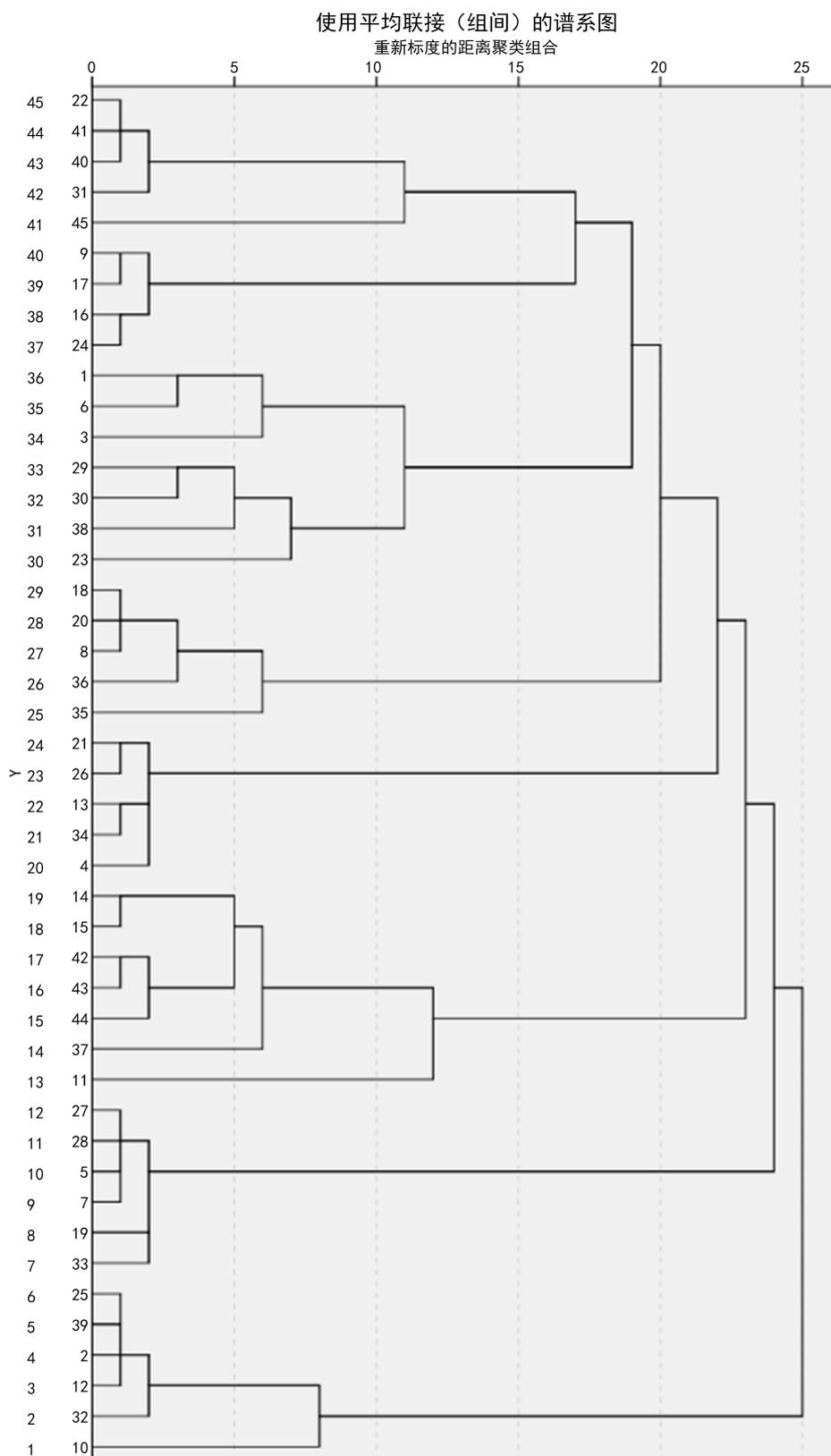


Figure 6. Sample system clustering analysis tree diagram
图 6. 样本系统聚类分析树状图



Figure 7.7 representative sports shoes product samples
图 7.7 7 个代表性运动鞋产品样本

性较弱的词汇进行精简处理, 最后共计得到 75 组描述性词汇。邀请 20 名被试者参与意象词汇选择的问卷填写, 回收有效问卷 18 份, 将 50% 以上(即 9 位及以上)的被试所选择的形容词, 共计 30 组。后续通过 5 阶重要度评估量表的方式对形容词对进行评估, 共计发放 160 份问卷, 回收有效问卷 159 份, 该问卷 Cronbach's Alpha 系数为 0.814, 在 0.5~0.9 之间, KMO 数值为 0.765, 大于公认数值 0.7, 两者均在良好状况, 表明问卷信效度较好, 可靠性较强。问卷结果经统计整理后导入 SPSS 软件进行因子分析, 因子碎石图见图 8, 主成分分析结果见表 1, 经由旋转成分矩阵统计整理后最终得出 7 组代表性感性词汇, 分别是简约的 - 复杂的、安全的 - 危险的、专业的 - 业余的、快速的 - 迟缓的、时尚的 - 保守的、柔和的 - 坚硬的、酷炫的 - 乏味的。

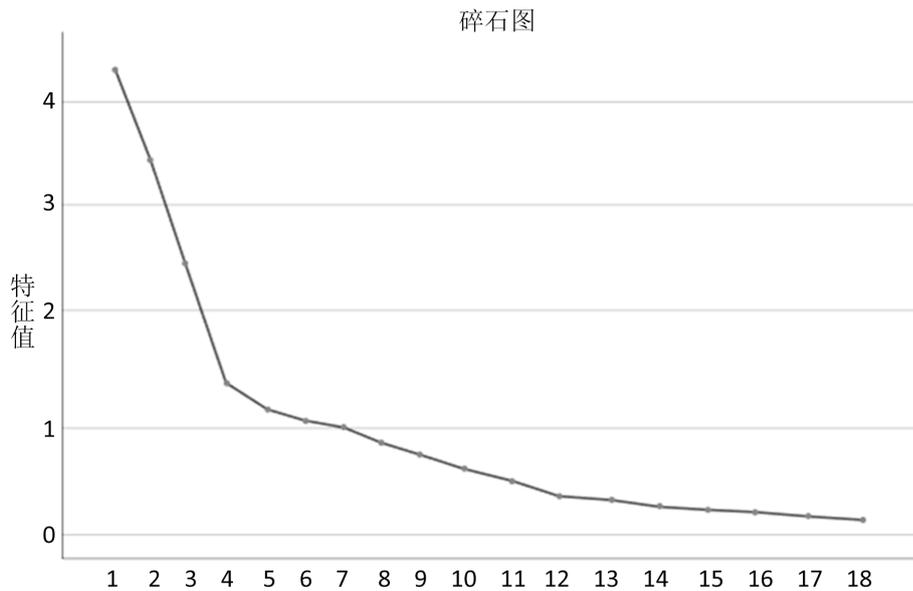


Figure 8. Factor eigenvalue steep slope
图 8. 主成分分析碎石图

Table 1. Rotated component matrix statistics
表 1. 旋转成分矩阵统计

	1	2	3	4	5	6	7
简约的 - 复杂的	0.723						
休闲的 - 正式的	0.688						
安全的 - 危险的		0.822					
稳定的 - 波动的		0.757					
均衡的 - 失衡的		0.622					
专业的 - 业余的			0.744				
结实的 - 单薄的			0.735				

Continued

户外的 - 室内的			
快速的 - 迟缓的	0.793		
流线的 - 生硬的	0.712		
前卫的 - 过气的	0.688		
韵律的 - 无序的			
时尚的 - 保守的		0.755	
精致的 - 粗劣的		0.723	
柔和的 - 坚硬的			0.845
优雅的 - 庸俗的			0.711
酷炫的 - 乏味的			0.820
未来的 - 旧式的			0.695

3.3. 产品形态要素分析

3.3.1. 形态要素编码表建立

根据形态分析法对运动鞋造型从整体造型到部分组件结构进行逐层拆解, 选取其中对整体造型与感性意象影响较大的要素部件进行统计, 归纳后为七大类: 鞋帮、鞋面、鞋头、鞋底、统口、饰眼片、后踵片。对形态要素进行逐级解构, 整理得到 7 组形态要素特征及其对应的 18 个形态要素类目见表 2。

Table 2. Sports shoes modeling form elements code table

表 2. 运动鞋造型形态要素编码表

形态要素项目	形态要素类目及编码			
鞋帮形态 A	中低帮 A1		高帮 A2	
鞋底形态 B	半包式 B1	全包式 B2		腰窝悬空式 B3
鞋头形态 C	开放型 C1	T 型 C2	C 型 C3	D 型 C4
鞋面形态 D	单片式 D1		多片式 D2	
统口形态 E	单耳式统口 E1	双耳式统口 E2	平式统口 E3	
饰眼片形态 F	标准式 F1		多段式 F2	
后踵片形态 G	内隐式 G1		外显分离式 G2	

3.3.2. 映射关系建立

根据数量化 I 类理论的应用方法要求, 样本数量应当大于形态要素类目数量, 故在原有代表性样本的基础上, 选出各组内聚类距离最小的三个样本作为实验样本, 配合 7 组代表性感性意象词汇, 通过李克特七阶量表进行语义差异评估实验, 其中被试人员由具备设计背景的在校学生以及具有运动鞋购买经验的运动爱好者组成, 共计 120 人, 对调查得到的感性评价进行均值计算处理。在构建设计类目与感性意象关联前, 对编码表类目进行量化处理, 如实验样本 01 的鞋帮形态为低帮——A1, 即量化编码中的类目表示为: A1 = 1, A2 = 0, A3 = 0, 据此完剩余代表样本的形态要素编码, 特征类目量化情况及意象得分均值见表 3。

将 21 个样本的形态要素作为自变量, 以感性意象均值作为因变量进行数量化 I 类分析, 根据标准化系数 β 及其变化范围作为衡量运动鞋各形态设计要素对目标感性意象影响情况的指标。通过统计结果可知, 鞋

Table 3. Experimental samples of each stylistic feature category and imagery scores

表 3. 实验样本各造型特征类目与意象评分

样本	鞋帮形态(a)							鞋底形态(b)		... 后踵片形态(G)		感性意象评价值得分			
	A1	A2	B1	B2	B3	...	g1	G2	简约的	复杂的	安全的	危险的	...	酷炫的	乏味的
样本 01	1	0	0	0	1	...	1	0	-1.15		-1.56		...	0.21	
样本 02	1	0	0	0	1	...	0	1	0.15		-1.01		...	0.23	
样本 03	1	0	1	0	0	...	0	1	1.1		-1.03		...	-0.94	
样本 04	0	1	1	0	0	...	0	1	-1.74		0.23		...	-1.16	
样本 05	0	1	0	1	0	...	0	1	0.32		0.4		...	-0.85	
...
样本 21	1	0	0	1	0	...	0	1	0.1		0.06		...	-0.91	

头形态为目标意象“简约的 - 复杂的”(0.911)、“安全的 - 危险的”(0.505)、“专业的 - 业余的”(0.865)及“柔和的 - 坚硬的”(1.065)影响最大的形态设计要素,对目标意象“快速的 - 迟缓的”(0.926)、“时尚的 - 保守的”(0.777)“酷炫的 - 乏味的”(0.954)来说,鞋底形态均为对上述目标意象影响最大的形态设计要素。

通过对项目范围值进行归纳分析,将各形态要素项目的影响程度划分为 1~7 级别,数值越高则表明该项目对目标意象的影响程度越高,对影响程度进行排序统计并以玉玦图的方式呈现,见图 9,各形态要素项目中对运动鞋造型感性意象影响程度从大到小排序依次为:鞋头形态、鞋底形态、统口形态、鞋面形态、后踵片形态、饰眼片形态及鞋帮形态。

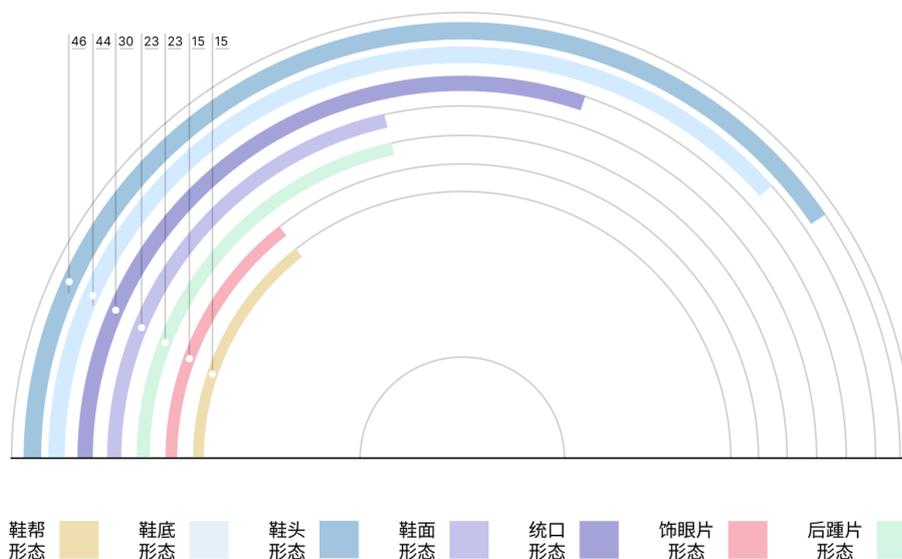


Figure 9. Morphological elements item weighting jade penannular chart

图 9. 形态要素项目权重玉玦图

3.3.3. 形态要素类目与感性意象的联系

为了解不同意象语义下的形态要素类目的影响情况,对数量化 I 类结果进行进一步综合分析,将多元线性回归分析中的标准化系数作为评价依据,衡量不同形态要素类目对感性意象的倾向程度。以“酷炫的 - 乏味的”为例,在形态设计要素“鞋头形态”中,开放型鞋头的具有最高的正向得分值(0.543),说明该类目是意象中最倾向于“乏味的”的设计特征,C型鞋头则具有最小的负向得分值(-0.039),说明

该类目是意象中最倾向于“酷炫的”的设计特征。同理对其他设计要素类目进行推理,腰窝悬空式的鞋底(0.954)让人感觉更“乏味的”一些;双耳式的统口(-0.148)更偏向于“酷炫的”感觉,而单耳式的统口在视觉上相对“乏味的”一些;多片式的鞋面(-0.174)所带来的影响更偏向“酷炫的”;外显分离式后踵片(0.077)对“乏味的”意象的影响相对更大;饰眼片形态中,分段式相较标准式眼片显得更“酷炫”一些;高帮的帮面造型(-0.203)也让人觉得没有那么“乏味”,更倾向于“酷炫的”感知意象。参照上述结果分析情况,完成其他感性词对的关联类目整理,见表4,作为不同意象设计下的参考依据。

Table 4. Morphological elements category design reference basis

表 4. 意象语义下的形态要素类目设计参考依据

	鞋头	鞋底	统口	鞋面	后踵片	饰眼片	鞋帮
简约的	C 型	腰窝悬空式	单耳式	单片式	内隐式	标准式	中低帮
复杂的	D 型	半包式	双耳式	多片式	外显分离式	分段式	高帮
安全的	D 型	半包式	平式	多片式	内隐式	标准式	中低帮
危险的	开放型	全包式	单耳式	单片式	外显分离式	分段式	高帮
专业的	开放式	半包式	平式	单片式	外显分离式	标准式	中低帮
业余的	C 型	全包式	单耳式	多片式	内隐式	分段式	高帮
快速的	T 型	半包式	平式	多片式	内隐式	标准式	中低帮
迟缓的	D 式	全包式	单耳式	单片式	外显分离式	分段式	高帮
时尚的	C 型	半包式	双耳式	多片式	内隐式	分段式	高帮
保守的	开放式	腰窝悬空式	单耳式	单片式	外显分离式	标准式	中低帮
柔和的	D 型	全包式	双耳式	单片式	内隐式	分段式	中低帮
坚硬的	开放式	半包式	平式	多片式	外显分离式	标准式	高帮
酷炫的	C 型	半包式	双耳式	多片式	内隐式	分段式	高帮
乏味的	开放型	腰窝悬空式	单耳式	单片式	外显分离式	标准式	中低帮

4. 基于感性工学的人工智能辅助产品造型设计

4.1. 映射关系下的意象词汇确定

意象词汇来自 7 组代表性语义词对,设计师可根据用户需求调研的方式来对整体造型意象进行确定,以当前流行的都市通勤穿搭对应的简约休闲风格为例,选择“简约的”意象词汇作为输入端的内容,对生成图像进行描述。结合相关图像生成参数设置,如“4K 画质、Octane 渲染器”等,转化为英文后,作为文字输入端内容,见图 10。

4.2. 映射关系下的草图造型推演

根据上一小节中数量化 I 类分析结果,获取目标感性意象下的形态要素项目设计优先级以及类目设计参考依据,以“简约的”的为例,该意象下的参考设计类目分别为“C 型鞋头/腰窝悬空式鞋底/单耳式统口/标准式饰眼片/内隐式后踵片/单片式鞋面/中低帮帮面”,据此进行运动鞋产品各部件与整体造型推演,见图 11。

4.3. 人工智能辅助设计方案生成优化

将上述草图推演造型与意象词汇分别作为图像与文本端输入内容,进行设计方案智能生成。本研究选取 Stable diffusion 作为图像生成工具,使用其中的 ControlNet 插件对造型线稿进行网格控制,选取



Figure 10. Input side imagery vocabulary determination

图 10. 映射关系下的意象词汇确定



Figure 11. Product shape sketch shape derivation

图 11. 映射关系下的草图造型推演

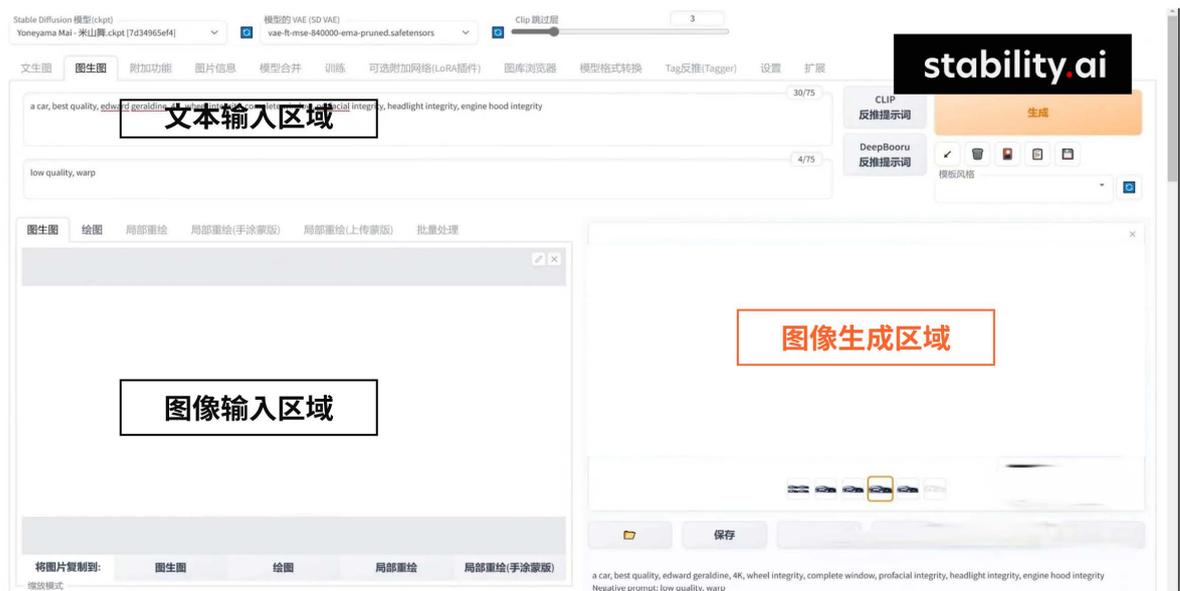


Figure 12. Stable diffusion operation interface

图 12. Stable diffusion 操作界面

Canny/Scribble 功能对目标内容进行填充绘制，并设置输出数量为 4，训练步数为 20，见图 12 为 Stable diffusion 操作界面。

以“简约的”为例，使用 AIGC 技术对文本与图像输入内容进行识别与认知，并在此基础上生成大

量参考设计方案, 见图 13, 显著拓展设计空间。随后采取专家小组的评选方式选出可后续深化的智能生成方案, 对部分细节进行调整打磨, 通过 Rhino7 进行三维造型建模, 并将 3D 模型导入 Keyshot 软件中进行效果图渲染, 概念设计效果见图 14。根据目标感性意象形态要素权重及类目设计建议, 分别从鞋头、统口、鞋底等形态特征要素展示设计特征, 见图 15。



Figure 13. Design solution generation optimization

图 13. 设计方案生成优化



Figure 14. Concept design effect

图 14. 概念设计效果图



Figure 15. Effect of morphological characteristics elements
图 15. 形态特征要素效果图

4.4. 设计方案评估

为检验映射关系指导下的产品造型智能设计方法的可行性与有效性，了解用户对设计方案在目标意象下的感知情况，邀请 20 名有设计专业背景的人员对前述研究得到的设计方案进行感性评估，采用李克特七级量表进行符合度评分等级设置，获取设计方案在“简约的”目标意象下的符合度评价情况。

根据用户的评价数据反馈，见表 5，75%的被试人员认为该形态设计方案非常符合“简约的”目标感性意象，15%的被试人员认为该形态比较符合“简约的”目标感性意象，5%的被试人员则认为该形态比较符合“简约的”目标感性意象，5%的被试则表示无法判断，没有被试认为该方案不符合“简约的”的感性意象。综上所述，90%的被试人员认为该方案形态意象与目标意象较符合，满足运动鞋造型的感性设计目标，验证了该设计方案的有效可行性。

Table 5. Perceptual imagery conformity assessment research results
表 5. 感性意象符合度评估调研结果

目标感性意象	形态要素项目	符合度
简约的	非常符合	75%
	很符合	15%
	比较符合	5%
	无法判断	5%
	比较不符合	0%
	很不符合	0%
	非常不符合	0%

5. 结语

本研究对感性工学理论及设计流程进行整理, 通过整理分析人工智能技术在产品设计中的应用情况, 明确了生成式人工智能技术与感性工学设计方法流程的结合点, 以运动鞋造型设计为例, 通过研究运动鞋形态设计要素与感性意象的映射关系, 梳理其指导下意象词汇与草图造型结合的辅助设计流程, 构建生成式人工智能驱动的产品感性工学设计方法模型, 最后通过目标感性意象的设计实例证明了该设计方法的可行性, 为产品造型感性设计提供了新的研究思路与借鉴价值。

注 释

文中所有图片均为作者自绘。

参考文献

- [1] Cao, Y., Li, S., Liu, Y., *et al.* (2023) A Comprehensive Survey of Ai-Generated Content (AIGC): A History of Generative AI from GAN to ChatGPT. ArXiv Preprint ArXiv: 2303.04226.
- [2] 周子洪, 周志斌, 张于扬, 孙凌云. 人工智能赋能数字创意设计: 进展与趋势[J]. 计算机集成制造系统, 2020, 26(10): 2603-2614. <https://doi.org/10.13196/j.cims.2020.10.001>
- [3] 李学超. 基于人工智能的产品设计理论模型研究[J]. 工业设计, 2020(6): 110-111.
- [4] 唐志良. 发达国家再工业化影响我国制造业转型升级的机制研究[J]. 西部经济管理论坛, 2019, 30(1): 58-70+86.
- [5] Herrera, F. and Martinez, L. (2000) A 2-Tuple Fuzzy Linguistic Representation Model for Computing with Words. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, **8**, 746-752. <https://doi.org/10.1109/91.890332>
- [6] Salminen, J., Rao, R.G., Jung, S.G., Chowdhury, S.A. and Jansen, B.J. (2020) Enriching Social Media Personas with Personality Traits: A Deep Learning Approach Using the Big Five Classes. In: Degen, H. and Reinerman-Jones, L., Eds., *Artificial Intelligence in HCI. HCII 2020. Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 12217, Springer, Cham, 101-120. https://doi.org/10.1007/978-3-030-50334-5_7
- [7] Kohonen, T. (1990) The Self-Organizing Map. *Proceedings of the IEEE*, **78**, 1464-1480. <https://doi.org/10.1109/5.58325>
- [8] 张硕, 吴俭涛. 基于 BP 神经网络的壁挂式充电桩产品形态研究[J]. 图学学报, 2017, 38(6): 865-868.
- [9] 胡伟峰, 赵江洪. 用户期望意象驱动的汽车造型基因进化[J]. 机械工程学报, 2011, 47(16): 176-181.
- [10] Dai, Y., Li, Y. and Liu, L.J. (2019) New Product Design with Automatic Scheme Generation. *Sensing and Imaging*, **20**, Article No. 29. <https://doi.org/10.1007/s11220-019-0248-9>
- [11] Liu, V., Vermeulen, J., Fitzmaurice, G. and Matejka, J. (2023) 3DALL-E: Integrating Text-to-Image AI in 3D Design Workflows. *Proceedings of the 2023 ACM Designing Interactive Systems Conference*, Pittsburgh, 10-14 July 2023, 1955-1977. <https://doi.org/10.1145/3563657.3596098>
- [12] Squalli-Houssaini, H., Duong, N.Q., Gwenaëlle, M. and Demarty, C.H. (2018) Deep Learning for Predicting Image Memorability. 2018 *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, Calgary, 15-20 April 2018, 2371-2375. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2018.8462292>
- [13] Lu, X., Lin, Z., Shen, X., Mech, R. and Wang, J.Z. (2015) Deep Multi-Patch Aggregation Network for Image Style, Aesthetics, and Quality Estimation. 2015 *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Santiago, 7-13 December 2015, 990-998. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2015.119>
- [14] Dosovitskiy, A., *et al.* (2021) An Image Is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition AT Scale. *International Conference on Learning Representations ICLR 2021*, Virtual Event, 3-7 May 2021.
- [15] Radford, A., *et al.* (2018) Improving Language Understanding by Generative Pre-Training. OpenAI Tech Report.