

融合 DE-GWO 与 SVR 的文化意象预测模型

裴卉宁¹, 邵星辰¹, 谭昭芸¹, 黄雪芹¹, 白仲航^{1,2}

(1. 河北工业大学建筑与艺术设计学院, 天津 300401;

2. 河北工业大学国家技术创新方法与实施工具工程技术中心, 天津 300401)

摘 要: 为更客观准确的量化文化特征与意象间的关系, 提出一种融合混合灰狼优化算法(DE-GWO)与支持向量回归(SVR)的文化意象预测模型。首先, 构建以多组意象词汇为基础的响堂山石窟造像的文化特征的意象空间, 并利用眼动追踪技术进行文化意象认知实验, 获取被试生理认知数据并对其进行单因素方差分析, 进而得到文化意象预测模型的眼动指标参数数据集; 其次, 引入基于 DE 算法的差分进化策略以弥补 GWO 搜索过程陷入停滞状态的问题; 再次, 利用改进后的 GWO 算法对 SVR 模型的参数 C 和 g 进行寻优; 最后利用构建的 DE-GWO-SVR 模型实现对文化意象认知的预测。为了进一步证明所构建模型的泛化性, 采用 BP, ABC-SVR 和 DT 等 5 种模型进行对比实验, 结果表明该模型对于文化意象认知的预测效果更好。

关 键 词: 混合灰狼优化算法; 支持向量回归; 眼动追踪技术; 文化意象预测; 响堂山石窟造像

中图分类号: TP 391

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2023010184

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2023)01-0184-10

Prediction model of cultural image based on DE-GWO and SVR

PEI Hui-ning¹, SHAO Xing-chen¹, TAN Zhao-yun¹, HUANG Xue-qin¹, BAI Zhong-hang^{1,2}

(1. School of Architecture and Art Design, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;

2. National Technology Innovation Method and Implementation Tool Engineering Technology Center,
Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: In order to more objectively and accurately quantify the relationship between cultural characteristics and imagery, a cultural image prediction model integrating the hybrid gray wolf optimization algorithm (DE-GWO) and support vector regression (SVR) was proposed. First, the image space of the cultural characteristics of the Xiangtangshan Grottoes statues was constructed based on multiple sets of image vocabulary, and cultural image cognition experiments were conducted using eye tracking technology. In doing so, with the subjects' physiological cognition data obtained, the one-way analysis of variance was carried out, and then the eye movement index parameter data set of the cultural image prediction model was obtained. Secondly, the differential evolution strategy based on the DE algorithm was introduced to make up for the problem of GWO search process stagnation. Thirdly, the improved GWO algorithm was used to change the parameter C of the SVR model and g for optimization. Finally, the constructed DE-GWO-SVR model was utilized to realize the prediction of cultural image cognition. In order to further prove the generalization of the constructed model, five models including BP, ABC-SVR, and DT were involved to

收稿日期: 2022-04-15; 定稿日期: 2022-07-04

Received: 15 April, 2022; Finalized: 4 July, 2022

基金项目: 河北省社会科学基金项目(HB20YS046)

Foundation items: Social Science Foundation of Hebei Province (HB20YS046)

第一作者: 裴卉宁(1986-), 女, 讲师, 博士。主要研究方向为计算机辅助设计、人因可靠性。E-mail: peihuining@hebut.edu.cn

First author: PEI Hui-ning (1986-), lecturer, Ph.D. Her main research interests cover computer-aided design and human reliability.

E-mail: peihuining@hebut.edu.cn

通信作者: 白仲航(1978-), 男, 副教授, 博士。主要研究方向为创新设计、功能设计等。E-mail: baizhonghang@hebut.edu.cn

Corresponding author: BAI Zhong-hang (1978-), associate professor, Ph.D. His main research interests cover innovation design and function design, etc.

E-mail: baizhonghang@hebut.edu.cn

conduct comparative experiments. The results show that the proposed model could achieve a better prediction effect on cultural image cognition.

Keywords: hybrid gray wolf optimization algorithm; support vector regression; eye tracking technology; cultural image prediction; Xiangtangshan Grottoes statues

文化产品设计是一种反思“古器物”特征的过程,将文化特征融入产品设计可有效激发产品中的文化认同感与用户的情感诉求,具有不同文化意象的产品能诱发不同的情感认知与心理反应^[1]。为了迎合消费者对文化产品这样的特殊产品更多的心理与情感上的需求,基于意象角度对文化特征进行提取,成为文化产品设计中较为流行的设计方法^[2-3],并获得了很好地实施。用户对于文化特征的意象认知为文化产品的感性设计过程提供关键信息,因此针对文化特征的意象认知特性的研究具有理论价值及实践意义。而如何更为客观地获取并量化用户对于文化特征与意象认知的关系,成为从意象角度对文化进行提取的一个关键,是影响设计师科学并快速选取文化特征的重要因素。

针对文化意象认知研究,应主要从心理测量和生理测量 2 种方式获取意象认知数据与意象间的关系。心理测量的方法主要通过问卷法、语义差异法^[4-5]和情感测量(pleasure arousal dominance, PAD)等方法获取用户的主观认知数据,受经验、知识水平等影响,对所表现出的外显行为无法受到真实意识所支配,且易受外界干扰;而从生理测量方法获取意象认知与文化特征间的关系中,最为常用的是眼动数据追踪技术^[6]。但现有研究多集中于从定性角度去分析意象认知与文化特征间的关系,即分别针对单个眼动指标进行分析并探讨文化特征与意象的关系。如汶晨光等^[7]基于注视时间、注视点个数与注视轨迹图分析被试对于彬县大佛寺石窟造像文化设计基因的兴趣程度;闫龙华等^[8]基于通过分析眼动注视图案的时间与次数,进而得出更具有美感的图案;朱月和邓成连^[9]基于被试对辽瓷图片样本的注视时间,辅助设计师分析不同意象下的辽瓷样本的重点关注区域。从定量角度针对多个眼动指标对文化特征进行意象认知的研究较少,现有研究多针对产品而非文化特征,且多利用主成分回归^[10]、偏最小二乘回归^[11]传统建模方法建立线性回归预测模型,未能梳理各个眼动指标的内在联系,对于个体差异性的研究和模型的泛化能力有一定的局限性。

近年来,为有效提高意象认知的准确性,以学

习型算法和优化算法为主的智能学习方法逐渐替代传统回归方法应用到意象预测中,其中包括神经网络^[12]、支持向量(support vector regression, SVR)回归。此外,组合优化算法在模型中的可靠性也得到了证实,如使用粒子群算法优化 SVR 算法和遗传算法优化 BP 神经网络(back propagation neural network, BPNN)^[13]。同时,如差分进化算法(differential evolution, DE)、禁忌搜索算法^[14](tabu search, TS)和鲸鱼优化算法^[15](whale optimization algorithm, WOA)等一些新的智能优化算法也不断被提出。

基于上述研究,为有效、客观获取并量化用户对文化的感性意象需求,本文将眼动追踪技术引入到意象认知过程,并将其眼动数据作为表征意象认知的参数,选择 SVR 作为基础预测模型,融合 DE 与灰狼优化算法(grey wolf optimization, GWO)^[16]对其进行组合优化,探求用户非主观意识下认知数据与文化特征意象间的关系,并建立文化意象认知模型,为设计师提供客观的意象认知与测量手段。

1 基本概念

1.1 眼动追踪技术与意象认知

眼球追踪技术是一种研究人的视觉认知行为的重要方法,利用图像处理原理捕捉反射到瞳孔上的红外光,根据眼球变化分析眼球跟踪的过程。该技术可以记录某个时刻被试眼球的注视信息,并创建注视运动轨迹记录和可视点的活跃区域,以帮助研究者记录和分析被试的行为模式。而人类处理的大部分信息是依赖视觉的,因此眼动追踪技术研究被视为研究视觉信息加工最有效的方法。如王新亭和邓玮丹^[17]通过眼动追踪技术,基于注视点的总持续时间、个数和访问时间和等指标辅助分析产品设计师观察意象草图时的认知差异及情感匹配度;陈田等^[18]基于梯度瞳孔定位算法验证了瞳孔位置对于情感识别的重要性。

用户意象感知的形成是由外界刺激被传送至感受器后,综合视觉、听觉和嗅觉等多个感官所产生的心理反应,经大脑的信息加工处理后产生认知。也就是说,眼动行为是能够反应其心理意象认

知活动的^[19],且有大量研究印证了意象认知的心理行为与眼动生理行为之间相互影响,因此可以将其生理指标作为用户心理认知的参考依据。而对于用户意象认知的研究针对产品的较多,对文化特征的较少,文化特征中的不同形式或造型可产生不同的心理反应,并激发人们的文化认同感。因此以响堂山石窟造像研究为例,应用眼动追踪技术对文化特征中的意象认知进行研究,一方面可将新技术用于传统研究,增强文化特征研究的多元参与性与科学性;另一方面从设计的维度对文化特征进行研究,使其不仅仅局限在艺术特征或考古学研究上。

1.2 灰狼优化算法

GWO^[16]由 Mirjalili 于 2014 年提出,是一种基于灰狼的领导和狩猎机制解决全局优化问题的新型元启发式方法,如图 1 所示。算法的核心是模拟灰狼群在狩猎过程中的分工与合作,该算法将最优解视为一个被捕食对象,即采用灰狼群连续逼近被捕食对象。为有效地捕获猎物,狼群中的狼被分为 4 个不同的等级并严格遵守等级制度,第一等级只包含一个叫阿尔法狼(Alpha, α)的领导,负责团队的决策;第二名为贝塔狼(Beta, β),其帮助 α 做出决策并将信息传递给其他狼;第三为服从于 α 和 β 的德尔塔狼(Delta, δ);处于狼群最低水平的被认为是奥米伽狼(Omega, ω),通过服从前 3 个等级狼的命令来不断更新自己的位置。

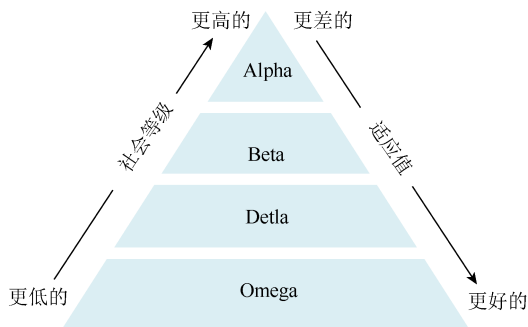


图 1 灰狼等级结构图
Fig. 1 Hierarchical structure of gray wolves

通过以上等级划分可知,在 3 个精英的引导下,通过逐步逼近猎物的位置来执行灰狼的狩猎行为。然后,通过式(1)~式(3)动态更新每个狼的位置进而寻找到处于最佳位置的 α 狼、 β 狼和 δ 狼,即

$$\bar{X}_1(t+1) = \bar{X}_\alpha(t) - \bar{A}_1 \cdot \bar{D}_\alpha \quad (1)$$

$$\bar{X}_2(t+1) = \bar{X}_\beta(t) - \bar{A}_2 \cdot \bar{D}_\beta \quad (2)$$

$$\bar{X}_3(t+1) = \bar{X}_\delta(t) - \bar{A}_3 \cdot \bar{D}_\delta \quad (3)$$

其中, $\bar{X}$ 为相对于猎物的狼的位置; $\bar{D}$ 为候选灰狼与前 3 个等级灰狼之间的向量; t 为当前迭代次数; $\bar{A}$ 为 1 个协同系数向量。

1.3 差分进化算法

DE 是基于种群的优化算法,一个群体包含多个个体并由向量表示^[20-21]。DE 算法主要包括变异、交叉和选择 3 种操作,且通过缩放因子、交叉概率和种群规模 3 个参数控制矢量方向。

(1) 变异操作。从种群中选取多个向量,通过经典的变异算子产生突变个体。自 DE 首次提出以来,已经出现了大量的变异算子,式(4)~式(7)是经典的几种变异策略

$$P_i^{t+1} = X_{k1}^t + Z(X_{k2}^t - X_{k3}^t) \quad (4)$$

$$P_i^{t+1} = X_{\text{best}}^t + Z(X_{k2}^t - X_{k3}^t) \quad (5)$$

$$P_i^{t+1} = X_i^{t+1} + Z(X_{k \text{ best}}^t - X_i^{t+1}) + Z(X_{k2}^t - X_{k3}^t) \quad (6)$$

$$P_i^{t+1} = X_i^t + Z(X_{k \text{ best}}^t - X_i^{t+1}) + Z(X_{k1}^t - X_{k2}^t) \quad (7)$$

其中, P_i^{t+1} 为产生的突变个体; Z 为缩放因子。

(2) 交叉操作。依据相应策略对突变个体的某个分量和当前种群中个体的分量进行组合生成交叉种群的过程,目的是使狼群在搜索空间中具备多样性,进而提高搜索的效率,其过程如图 2 所示。

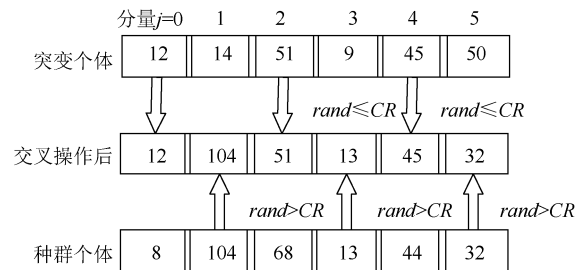


图 2 交叉操作过程

Fig. 2 Cross operation process

(3) 选择操作。其主要根据贪婪定律从当前产生的交叉种群或种群个体中选择最优个体,作为下一代种群继续进行繁衍操作。

1.4 模型整体框架

本文主要针对响堂山石窟造像构建了基于 DE-GWO-SVR 算法的文化意象认知模型,主要包括参数层、方法层和应用层。

在参数层,首先建立响堂山石窟造像样本库和意象词汇库,并利用相关方法进一步筛选并确定代表性样本与意象词汇;接着利用眼动追踪仪采集意象评价时的眼动数据,为意象预测提供生理数据。眼动数据集采集与预处理均使用 ErgoLAB 软件,

并利用 IBM SPSS Statistics 26.0 将眼动参数数据进行归一化操作。选取意象认知相关的眼动参数作为数据集, 并将其划分为训练集和测试集。

在方法层, 提出一种高精度的组合优化算法建立文化意象预测模型。①对 GWO 种群进行初始化, 使其在空间中遍布均匀; ②在灰狼位置更新时引入 DE 算法的典型差异策略, 获得突变个体以此增强全局的搜索能力; ③采用适应度函数更新狼群, 有助于提高最优解的搜索效率和模型的预测精度; ④使用 DE-GWO 算法搜寻所得最优解, 即应用 SVR 模型的惩罚因子 C 、核参数 g , 完成文化意象认知模型的构建。

在应用层, 将构建模型应用于测试集进行检验, 并与 5 种常用模型进行对比实验分析, 验证了该模型预测的可靠性。

2 文化意象映射实验

2.1 实验样本

响堂山石窟中具有大量独特时代特征的人物、造型、风格等^[22], 石窟造像题材包括三世佛为主, 亦有三教合流、飞天和狮子等 20 种题材。以响堂山石窟典藏博物馆和相关出版物为依据, 共收集 125 尊造像为研究样本, 剔除相似样本, 最终以 63 尊造像图片构建实验样本库, 部分实验样本如图 3 所示。

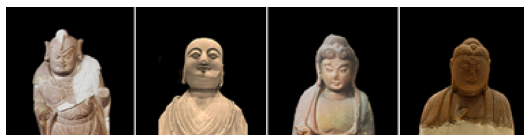


图 3 部分实验样本

Fig. 3 Part of the experimental sample

首先, 通过对网络评论和响堂山石窟造像相关研究文献进行意象词汇收集和整理; 其次, 研究人员根据专业知识和经验对近、反义词进行进一步删减和整合, 初步筛选出近义词汇中出现频率较高的 12 个意象词汇; 再次, 邀请 60 位中文类专业的研究人员将 12 个意象词汇进行多维尺度分析^[23], 得到 4 个维度下最具有代表性的感性意象词汇为敦厚的、精巧的、豪迈的、生动的; 最终, 以一对互为反义词的意象形容词进行描述, 即刻板的-生动的、敦厚的-狡猾的、拘谨的-豪迈的、粗糙的-精巧的, 以便于被试表达对某一种情感偏向的正反评价^[24]。

为尽可能保证实验的误差控制在最小范围内, 将所有样本图片的分辨率与背景进行统一处理。基于 Likert 七点尺度量表评价法, 需被试对 63 张造像样本的 4 组意象词汇分别进行评分。以“刻板的-生动的”为例进行意象评价说明, 各意象词的两端表示程度最深, 即-3 表示“极度刻板的”, 3 表示“极度生动的”; 0 表示意象词汇程度为中等, “既不刻板也不生动”。

选取具有设计相关背景的 20 名学生作为被试参与本次文化意象评价实验, 实验过程中尽可能减少外界干扰, 使被试注意力保持高度集中状态, 实验需约 30 min 可完成评价。计算每个实验样本的 4 组意象词汇评分均值, 并对其进行均值分析(表 1)。依据表 1 中 63 个造像样本的感性意象评价均值大小, 选择各组意象评价价值最高的样本图片 5 张、最低的 5 张和适中的 3 张进行后续研究。

表 1 样本的 4 个维度意象均值
Table 1 Mean values of four dimensional images in the sample

样本编号	刻板的- 生动的	敦厚的- 狡猾的	拘谨的- 豪迈的	粗糙的- 精巧的
1	0.63	-0.74	-0.37	0.42
2	1.37	1.00	1.16	1.00
3	1.11	-0.16	0	0.63
4	0.89	0.32	0.84	0.11
5	0.95	0.21	0.37	1.00
...	...	...	...	...
61	0.84	0.26	-0.42	0.47
62	0.37	-0.21	-0.26	0.89
63	-0.16	-0.37	-0.37	0.83

2.2 文化意象认知实验

(1) 实验设计。眼动追踪实验过程中要求被试以文化意象评价为目的观看刺激图片, 实验样本以“刻板的-生动的”意象词汇下的 13 张响堂山石窟造像图片作为刺激, 每张造像样本图片对应一个词汇, 即“刻板的”或“生动的”, 构建意象词汇与样本刺激的 3 种匹配空间, 即符合、不符合和模糊, 由被试针对给定的 3 种状态进行文化意象评价, 并记录被试在实验过程中的眼动数据与意象评价数据。

(2) 实验流程。本次实验招募了 20 名具有相关设计背景的学生作为被试, 年龄均在 20~25 岁之间, 视力良好且无色盲和色弱, 并具有良好的意象认知能力。实验采用 TobiiProX3-120 型眼动仪同步采集数据, 实验室专用眼动追踪显示器(23.8 英寸 DELL 台式一体机, 1920×1080 分辨率)呈现实验样本刺激。实验过程如图 4 所示, 主试在被试到达实

验地点后,对其进行实验前的解释和注意事项的说明,增加实验的针对性与有效性。此外,被试在主试的协助下进行设备调试并完成9点校准,确保眼动采集数据的精度。

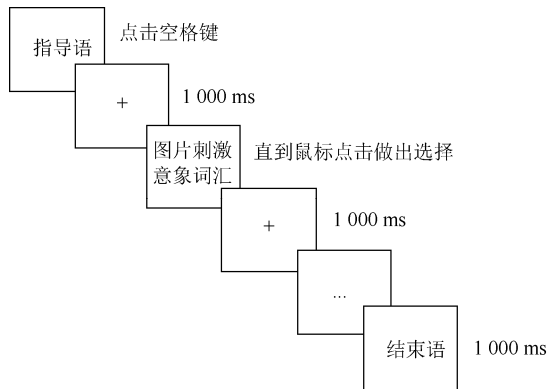


图4 实验流程

Fig. 4 Experimental flow

被试完成眼动跟踪校准后,眼动实验正式开始。首先,在屏幕中央呈现指导语,被试理解后点击空格键进入下一步,即屏幕中央呈现“+”画面1 000 ms,引导被试注意力集中于中心位置;接着,出现样本刺激图片和意象词汇,呈现时间为被试意象认知匹配时间,被试需对意象词汇进行判断并使用鼠标选择意象词汇的对应选项;最后,再次进入“+”界面,1 000 ms后继续进入下一样本实验,至选择完毕。

2.3 实验数据分析

2.3.1 行为数据分析

(1) 意象选择分析。根据2.1中对样本刺激意象均值进行分析,将意象评价均值最低和最高的刺激图片定义为“刻板的”和“生动的”,评价均值适中的样本刺激图片则定义为“模糊的”。其中,以意象词汇“生动的”为例,针对样本刺激图片与该意象词汇的评价分为3种状态,即符合、模糊和不符合,分别对应意象评价价值1,2和3。当被试对响堂山石窟造像的意象匹配结果与事先定义一致时视为正确选择。统计所有样本的意象匹配选择,发现样本意象属性明确时(预先定义为符合和不符合时),被试对于样本刺激与意象匹配正确率达83.5%;样本意象模糊时(预先定义为模糊时)仅为36%。

(2) 反应时长分析。反应时长是指被试判断意象词汇是否匹配所给样本刺激图片时所需要的时间,其反映了被试在对样本进行认知决策时所花费的时间。统计每个样本刺激的平均反应时间,发现

具有明确意象的(即匹配意象预先定义为符合和不符合)样本,所花费的时间会更短;另一方面,对于意象属性模糊的(预先定义匹配意象为模糊)样本,所作出的判断时间会相对较长。

以意象匹配结果(符合、不符合、模糊)作为组内因素,针对被试反应时长进行单因素方差分析。分析结果($F=3.442$,显著性 $=0.033<0.05$)显示,不同意象匹配结果具有显著差异性。

2.3.2 眼动数据分析

眼动实验数据采用人机环境同步平台系统ErgoLAB分析软件进行分析。首先,将采集率小于78%且坐标为零或负值的眼动数据删除;其次,由于眼动追踪仪的采样频率相对较高(60~360 Hz),导致低于100 ms的采样点难以被解释为用户有意识的注视行为,因此选择Tobii-VT算法将小于设定临界值的且在一定区域内的注视点进行聚类;再次,为减少后续分析中由于粗大误差造成的影响,通过格拉布斯准则(Grubbs)筛选并剔除噪声数据^[25],以此获取更为可靠的眼动采集数据。

此外,为更好地筛选出反映用户在进行文化意象认知时的眼动数据,以样本的感性意象评价为因变量,使用IBM SPSS Statistics 26.0数据分析软件对眼动参数分别进行方差齐性检验和单因素方差分析。方差齐性检验结果显示,除了进入兴趣区域前注视点个数、注视序列号、首次注视持续时间、AOI平均访问时间、平均瞳孔直径、眼跳次数和总眼跳时间这7个指标外,其余指标均满足显著性水平大于0.05的条件,即具备方差齐性。进一步进行单因素方差分析,结果见表2。由数据分析可筛选得到总访问持续时间(s)、第二次注视时间(s)、最大瞳孔直径(mm)、平均水平距离(px)、眨眼次数(N)和平均眨眼次数(N/s),可用于后续意象认知模型的建立。

表2 眼动数据单因素方差分析

Table 2 One-way Anova of eye movement data

眼动指标	F	显著性
总访问持续时间(s)	3.164	0.025
第二次注视时间(s)	251.915	0.000
最大瞳孔直径(mm)	47.462	0.000
平均水平距离(dx)	20.312	0.000
眨眼次数(N)	15.987	0.000
平均眨眼次数(N/s)	497.853	0.000

由于各指标的属性不同,为减少不同眼动参数的数量级影响。以 $y = \theta_1 x_1 + \theta_2 x_2$ 为例,图5为数据进行归一化前后的优化路线。归一化前由于特征向

量中不同特征的取值相差较大，会导致目标函数变“扁”，梯度的方向会偏离最小值的方向，优化效率较低；归一化后目标函数会呈现比较“圆”，其梯度几乎垂直等高线，最优解的寻优过程明显变得平缓，更易正确收敛到最优解。

通过式(8)将样本数据输入和输出归一到[-1,1](表 3)，即

$$x' = (y_{\max} - y_{\min}) \times (x - x_{\min}) / (x_{\max} - x_{\min}) + y_{\min} \quad (8)$$

其中， x' 为归一化处理后的值； x 为眼动特征数据归一化处理之前的值； $x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别为某个眼动

特征数据矩阵中的最小值和最大值； $y_{\min}$ 和 $y_{\max}$ 分别为 $x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 矩阵中的映射值。

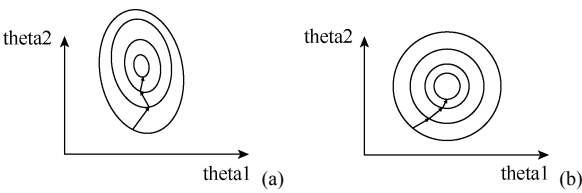


图 5 归一化效果图((a)归一化前；(b)归一化后)
Fig. 5 Normalized effect diagram ((a) Before normalization; (b) After normalization)

表 3 眼动参数归一化数据集
Table 3 Normalized Dataset of eye movement parameters

组号	数据集									
	1	2	3	4	...	24	25	26	27	
组 1	0.00	-1.00	-1.00	-0.82	...	0.04	0.05	0.16	0.17	
组 2	-0.49	1.00	1.00	-0.36	...	0.62	-0.13	0.71	0.75	
组 3	-0.47	-1.00	-1.00	-0.39	...	-0.28	-0.49	-0.10	0.17	
组 4	-1.00	-1.00	-1.00	0.86	...	-0.22	-0.38	-0.16	0.25	
组 5	-0.82	-1.00	-1.00	0.82	...	-0.86	-0.34	-0.85	-0.75	
组 6	0.21	-1.00	-1.00	-0.25	...	-0.77	-0.77	-0.72	-0.33	
组 7	-1.00	-1.00	-1.00	-0.36	...	0.97	0.61	0.87	0.00	
组 8	-1.00	-1.00	-1.00	-0.89	...	0.62	0.30	0.32	0.42	
组 9	0.37	0.05	0.14	0.10	...	0.24	-0.40	-0.47	-0.58	
组 10	-0.91	-1.00	-1.00	-0.89	...	-0.77	-0.71	-0.66	-0.50	
组 11	-0.76	-1.00	-1.00	-0.50	...	-0.48	-0.40	-0.46	-0.50	
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	

3 实例验证

3.1 数据集选择

对于石窟造像文化意象认知而言，关键在于衡量其文化特征对用户视觉的吸引程度以及对造像文化意象认知的影响强度。而在实际研究中若只使用某一个或某一类指标存在一定的局限性，因此依据 2.3 的分析与相关文献[2,5,7]的研究，选择第二次注视时间、总访问持续时间、平均水平距离、最

大瞳孔直径、眨眼次数和平均眨眼次数这 6 个眼动指标构建基于 DE-GWO-SVR 的文化意象预测模型，并作为该模型的输入参数，各指标的具体含义见表 4。

3.2 DE-GWO-SVR 文化意象认知模型的建立

DE-GWO-SVR 模型通过模仿人在意象评价时的决策，进而分析和解决意象评价时的潜意识行为和定量问题。DE-GWO 方法用于在学习阶段确定最佳参数组合，而求解的 SVR 方法用于文化意象

表 4 眼动指标及含义
Table 4 Eye movement indicators and their implications

序号	眼动指标	含义
1	第二次注视时间(s)	指注视点从第二次进入到离开某个区域之间所用的总时长，在对象判别任务中用来衡量被试对对象包含信息的认知与处理程度，并以此反映语义一致性对对象认知的影响
2	总访问持续时间(%)	指某个区域内注视时间的总和所占比，反映被试的认知困难程度。其访问时间比越高则代表被试对相关区域具有更高的关注程度，另一方面也表示对于该区域的信息处理难度也越大
3	平均水平距离(px)	指 2 个注视点之间间隔的水平距离，表示获取信息量的多少，反映对信息的认知效率和处理难度。间隔距离越大，表明该注视所获取的信息越多且认知效率越高
4	最大瞳孔直径(px)	指样本刺激过程中被试的瞳孔直径最大值，其大小能够反映被试的兴趣程度与情绪的唤醒程度。瞳孔直径越大则代表被试的心理唤醒程度越高，其兴趣程度越高
5	眨眼次数(N)	指实验过程中眨眼次数的总和，除与被试参与认知任务时产生的负荷有关，还与个体的注意力呈负相关。眨眼次数越多，代表被试注意力较为分散，反之则表示相对集中
6	平均眨眼次数(N/s)	指实验过程中眨眼次数的总和与时间的比值，能够反映被试在实验过程中整体注意水平和认知负荷能力

预测,利用这种参数优化和解析优化的动态组合有助于达到更为精准的预测精度。

依据眼动数据的特性,选择在处理非线性问题与空间计算复杂度上具有优势的 RBF 核函数用于 SVR 模型的建立。对于 SVR 模型的性能,惩罚系数 C 和核参数 g 具有决定性的作用。因此采用 DE-GWO 对惩罚系数 C 和核参数 g 进行搜索。混合搜索算法的目的则是采取各个算法的优点,在 GWO 算法的最优解搜索过程中,种群个体根据前 3 个等级的个体(α , β 和 δ)来更新自身的位置信息,部分灰狼较易聚集在某个位置附近进而陷入局部最优状态。而 DE 算法是一种基于种群的优化方法,全局搜索能力强。因此将 DE 算法集成到 GWO 中,采用典型的差异策略使猎物搜索过程跳出停滞状态,提高了优化过程的收敛速度,最终达到参数最佳组合的搜索。其中,DE-GWO-SVR 模型构建过程如下:

首先,通过式(9)初始化狼群,令个体在搜索空间中分布均匀为

$$x_{k,p}(0) = X_p^{\min} + \text{rand}(0,1) \cdot (X_p^{\max} - X_p^{\min}) \quad (9)$$

其中, $x_{k,p}(0)$ 为第 0 代狼群中第 k 只狼搜索空间的 p 维位置; $\text{rand}(0,1)$ 为 $[0,1]$ 之间的随机常数; $X_p^{\max}$ 和 $X_p^{\min}$ 分别为 p 维分量的上下限。接着,利用经典的变异算子得到突变个体为

$$P_i^{t+1} = X_{k1}^t + Z(X_{k2}^t - X_{k3}^t) \quad (10)$$

其中, t 为迭代次数; Z 为缩放因子,在 $0.2 \sim 0.8$ 之间; X_{k1}^t , X_{k2}^t 和 X_{k3}^t 是 t 代群体中 3 个不同的随机个体。然后利用二项交叉规则进行交叉运算得到测试个体,即

$$U_{ij}^{t+1} = \begin{cases} P_{ij}^{t+1}, & \text{rand}(0,1) \leq CR \text{ or } j = \text{randn}(i) \\ X_{ij}^{t+1}, & \text{rand}(0,1) > CR \text{ or } j \neq \text{randn}(i) \end{cases} \quad (11)$$

其中, j 为测试个体 i 的第 j 个变量; $\text{rand}(i) \in [1,2,\dots,D]$ 表示维度变量的随机选取指标, D 为测试个体的维度; X_{ij}^t 为种群个体; U_{ij}^{t+1} 为交叉过程生成的测试个体; CR 为交叉概率, $CR \in [0,1]$ 。生成的测试个体通过式(12)进行选择竞争,确定个体是否被传递到下一个

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} U_i^{t+1}, & f(U_i^{t+1}) < f(X_i^t) \\ X_i^t, & f(U_i^{t+1}) \geq f(X_i^t) \end{cases} \quad (12)$$

其中, f 为优化目标的自适应函数,以测试集预测

精度作为模型的适应度函数。然后对狼群 X_α , X_β 和 X_δ 按适应顺序进行更新,利用式(13)按顺序进行 $t=t+1$ 的循环迭代,以确定猎物的位置为

$$X^{t+1} = \frac{X_1^{t+1} + X_2^{t+1} + X_3^{t+1}}{3} \quad (13)$$

反复进行差异化、跨界、个体间的竞争,由此更新狼群排名直至最大循环代数为止, X_α 被返回。最后,选定的 X_α 则为问题的最优解空间,当前参数组合构成的 SVR 模型即为最优

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (14)$$

其中, a_i 和 a_i^* 为拉格朗日因子,且 $a_i, a_i^* \in [0, C]$ 。

3.3 模型验证结果分析

首先,对于给定的眼动数据特征样本, $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_s, y_s)$, 其中 x_s 为文化意象认知的各个维度下眼动指标的归一化数据,且 $x_s = [x_{s1}, x_{s2}, x_{s3}, x_{s4}, x_{s5}, x_{s6}]$, 其中 x_{s1} 为第 s 组样本的第一项眼动指标的归一化值, y_s 为第 s 组样本的意象评价价值。将数据集划分为 300 组训练集和 45 组测试集。

接着,寻求最佳参数组合。将选定的眼动参数值组合作为 DE-GWO-SVR 模型的输入参数,意象评价价值结果为输出进行模型训练。利用 DE-GWO 算法找出最优的惩罚因子 C 和核参数 g , 初始参数设置情况为种群规模 $n\text{Pop}=25$, 自变量维数 $n\text{Var}=2$ (惩罚因子 C 和核参数 g), 缩放因子下限 $Z_{\min}=0.2$, 缩放因子上限 $Z_{\max}=0.8$, 交叉概率 $P=0.2$, 迭代次数 $N\text{Iteration}=40$ 。通过不断迭代至最大迭代次数后,停止运行并输出最优的参数组合为 $C=2.45$, $g=1.48$ 。

最后,将寻优结果代入训练好的模型进行测试集验证,45 组样本的预测结果与实际值拟合效果如图 6 所示。由图 6 可知,测试集预测值与实际值的整体拟合程度与预测能力良好。

为研究针对不同受试者,算法识别的准确率与标准,增加 2 名普通用户(1 男, 1 女),年龄均在 24~26 岁间,进行相同的文化意象认知实验,结果如图 7 所示,其均方误差(mean square error, MSE)为 0.28。并针对普通用户与具有一定设计背景用户的预测数据误差进行配对样本 T 检验,分析结果显示 $p=0.446 > 0.05$,说明该模型针对 2 组用户的预测无显著差异性。

3.4 模型性能评估

首先对算法优化机制的有效性进行验证,以预

测精度作为适应度函数, 综合比较传统的 GWO-SVR, ABC-SVR, PSO-SVR 和本文提出的 DE-GWO-SVR 模型, 如图 8 所示。

从不同优化算法训练效果图可以看出 PSO-SVR, GWO-SVR 和本文模型随着迭代次数的增加, 适应度逐渐达到最优, 但 ABC-SVR 模型曲线一直处于波动之中; 相比其他 3 种模型, 本文 DE-GWO-SVR 在相同迭代次数下模型最优适应度值更小, 且在迭代 10 次时逐渐趋于稳定并达到最小值, 说明该模型在文化意象预测中的稳定性和精度较为突出。

为了探究不同机器学习方法对文化意象预测的影响, 为此增加 BP^[26]和决策树^[27] (decision tree, DT) 2 种模型进行测试, 预测效果对比如图 9 所示。实验的评价指标多选用 MSE 和平均绝对误差 (mean absolute error, MAE), 即

$$MSE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (G'(s) - y_s)^2 \quad (15)$$

$$MAE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s |G'(s) - y_s| \quad (16)$$

其中, $G'(s)$ 为第 s 组样本的意象预测值; y_s 为样本意象实际值。

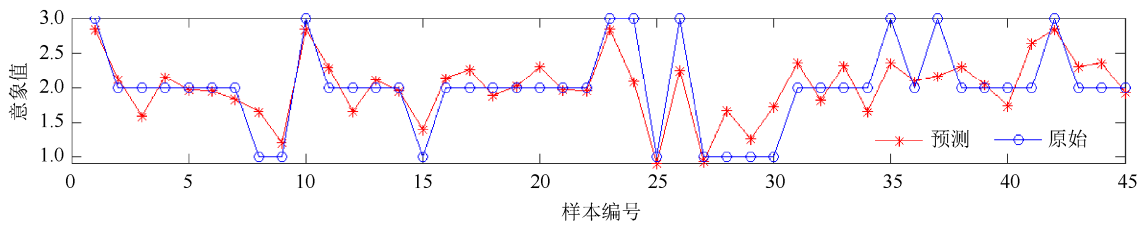


图 6 模型预测效果图

Fig. 6 Model prediction effect diagram

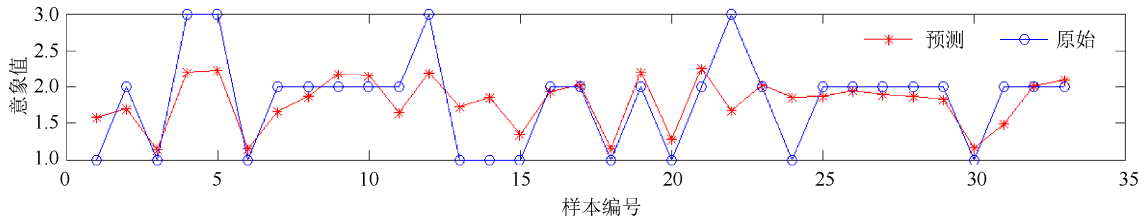


图 7 普通用户模型预测效果图

Fig. 7 Model prediction renderings for ordinary users

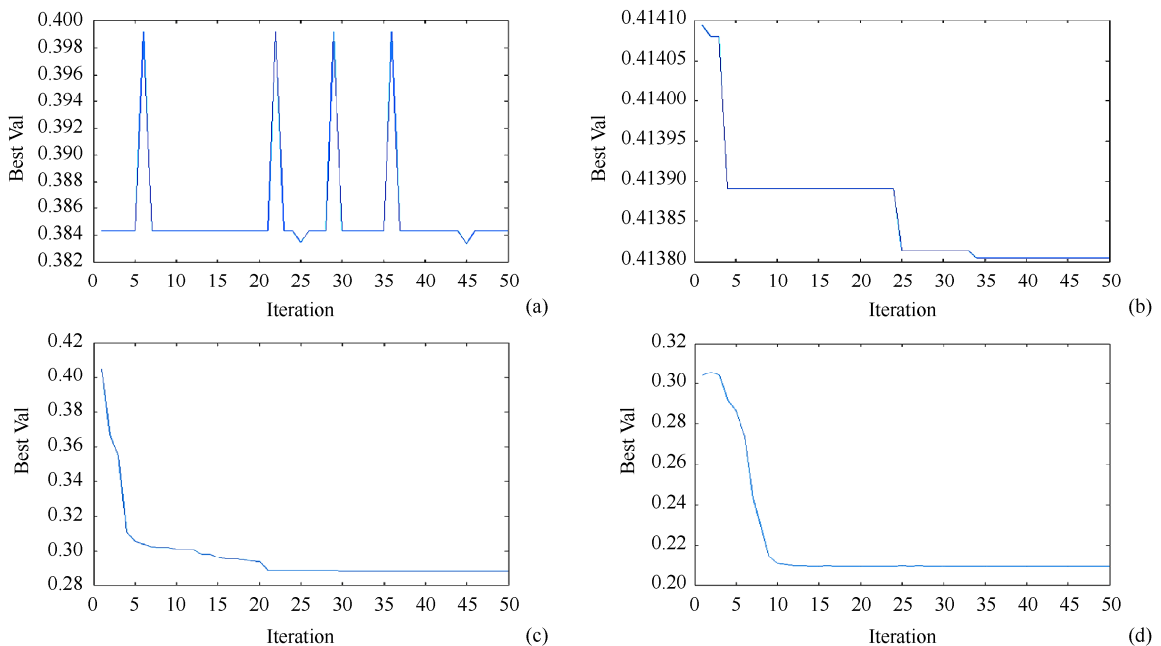


图 8 不同优化算法训练效果图

Fig. 8 Training effects of different optimization algorithms ((a) ABC-SVR; (b) PSO-SVR; (c) GWO-SVR; (d) DE-GWO-SVR)

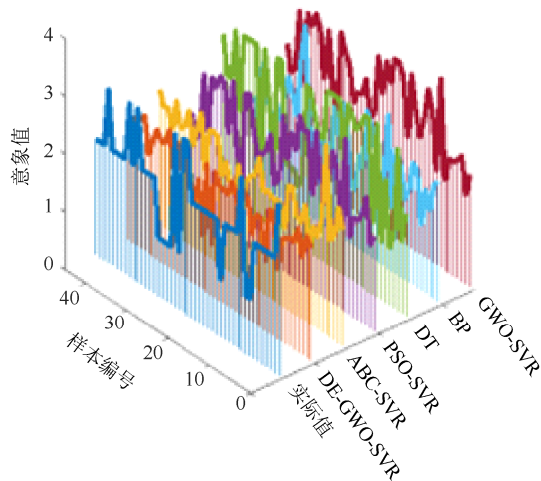


图9 模型预测效果对比图

Figure. 9 Comparison of model predictions

经运行得到共 6 种模型输出预测值与对应实际值的 MSE, MAE 与运算时间, 见表 5。

表5 不同模型综合性能比较

Table 5 Comparison of comprehensive performance of different models

模型	性能指标		
	MSE	MAE	训练时间(s)
GWO-SVR	0.28	0.39	70.73
ABC-SVR	0.38	1.98	269.86
PSO-SVR	0.41	1.85	204.35
AdaBoost-BP	0.69	0.73	30.15
DT	0.53	0.63	21.02
DE-GWO-SVR	0.21	0.35	75.38

由图 9 可知, 6 种模型均能较准确的预测意象值。此外, 由表 5 可知, 在预测精度上, DE-GWO-SVR 模型对于测试样本的 MSE 和 MAE 分别为 0.21 和 0.35, 均小于其他 5 种模型, 由此说明本文模型能够以较高的准确度实现对文化意象评价的预测。在不含 DE 算法的预测模型中 MSE 和 MAE 略有上升, 说明采用 DE 算法产生突变个体, 一定程度上能够减少 GWO 算法在最优解搜寻过程中局部陷入停滞状态的问题, 有助于提高模型的整体预测精度。在 6 种模型中, DT 和 AdaBoost-BP 模型预测结果误差较大, 性能也相对较差, 原因可能是由于数据集较少导致 AdaBoost-BP 模型的泛化能力较差; 而 ABC-SVR, PSO-SVR 和 GWO-SVR 3 种模型在局部搜索过程中预测精度次之。

在运算时间上, Adaboost-BP 和 DT 模型所用时间较短, 其原因为 2 种模型不需要进行大量的迭代循环; 而 DE-GWO-SVR 模型虽然提升了预测精度, 但相比于 GWO-SVR 模型由于需要计算各个突变个体以及传递到下一代个体的位置向量等, 在一

定程度上增加了所用时间。

因此, 综合考虑其预测精度与稳定性, 相较于其他模型, DE-GWO-SVR 优化模型更适合于小样本下文化意象认知的预测。

4 结束语

通过眼动追踪实验研究及分析不同意象评价时的眼动数据特点, 提出一种基于混合灰狼优化算法和支持向量回归(DE-GWO-SVR)的文化意象预测模型, 通过 DE 算法与 GWO 优化算法实现 SVR 模型最佳参数组合的搜索与选择, 并将其应用于 SVR 模型实现文化意象预测模型的构建, 有效提升了对于小样本高维非线性文化意象认知模型的预测能力。通过与其他算法模型进行比较, 研究表明该模型在预测精度与稳定性方面均有更好的效果。同时基于 DE-GWO-SVR 的预测模型通过被试的客观数据获取文化意象的评价值, 建立文化意象与眼动参数的映射空间, 为文化意象认知提供了客观的生理依据, 一定程度上提高了文化意象认知的客观性与准确性。

目前该研究主要集中于如何建立更为客观的意象认知数据与文化特征间的模型。后续将集中应用于该模型分析不同意象下用户的关注特点、响堂山石窟造像各个兴趣区域的意象偏好程度预测上, 从而更客观地得到各个兴趣区域文化特征对于意象的贡献度。

参考文献 (References)

- [1] CRILLY N, MOULTRIE J, CLARKSON P J. Seeing things: consumer response to the visual domain in product design[J]. Design Studies, 2004, 25(6): 547-577.
- [2] SEARCH P. Exploring the dynamic aesthetics of interaction design[M]//Design, User Experience, and Usability. Design Philosophy and Theory. Cham: Springer International Publishing, 2019: 84-97.
- [3] HU Y K, YU S H, QIN S F, et al. How to extract traditional cultural design elements from a set of images of cultural relics based on F-AHP and entropy[J]. Multimedia Tools and Applications, 2021, 80(4): 5833-5856.
- [4] 孙华锋, 郑林欣. 基于两轴分析法的标志设计中文化符号构建研究[J]. 包装工程, 2020, 41(22): 258-263, 277.
SUN H F, ZHENG L X. Construction and research of cultural symbol in logo design based on two-axis analysis method[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(22): 258-263, 277 (in Chinese).
- [5] 郑林欣, 孙华锋. 高校校徽的文化符号构成与认知研究[J]. 包装工程, 2020, 41(4): 244-251.
ZHENG L X, SUN H F. Cultural symbol constitution and cognition of badge for universities[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(4): 244-251 (in Chinese).

- [6] 卢兆麟, 李升波, 徐少兵, 等. 基于眼动跟踪特征的汽车造型评价方法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2015, 55(7): 775-781.
LU Z L, LI S B, XU S B, et al. Automobile style evaluation based on eye tracking[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2015, 55(7): 775-781 (in Chinese).
- [7] 汶晨光, 苟秉宸, 吴林健, 等. 基于眼动分析的文化设计基因提取与应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(11): 217-224, 235.
WEN C G, GOU B C, WU L J, et al. Extraction and application research of culture design gene based on eye movement analysis[J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(11): 217-224, 235 (in Chinese).
- [8] 闫龙华, 林丽, 肖华亮, 等. 基于心理与生理测量的苗族服饰纹样美感研究[J]. 图学学报, 2017, 38(5): 683-688.
YAN L H, LIN L, XIAO H L, et al. Research on the aesthetic feeling of Miao costume patterns based on psychological and physiological measurements[J]. Journal of Graphic Science, 2017, 38(5): 683-688 (in Chinese).
- [9] 朱月, 邓成连. 基于心理与生理测量的辽瓷文化意象基因研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(7): 1183-1191.
ZHU Y, DENG C L. Study on culture image meme of Liao dynasty ceramics by psychological and physiological measurement[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(7): 1183-1191 (in Chinese).
- [10] SUN L, SHAO H, LI S, et al. Integrated application of eye movement analysis and beauty estimation in the visual landscape quality estimation of urban waterfront park[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2018, 32(9): 1-19.
- [11] 李运, 郭钢. 基于多项眼动数据的产品造型方案评选模型[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(3): 658-665.
LI Y, GUO G. Selection model of product shape schemes based on multiple eye movement data[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(3): 658-665 (in Chinese).
- [12] LIU Z, CHEN L, CHANG H, et al. Online algorithms for BP functions maximization[J]. Theoretical Computer Science, 2021, 858: 114-121.
- [13] 张贇, 吉卫喜, 党英, 等. 基于可拓实例与GA-BP的制动臂成本估算方法[J]. 机械设计与研究, 2021, 37(1): 91-96.
ZHANG Y, JI W X, DANG Y, et al. Research on product cost estimation method based on extension examples and GA-BP[J]. Machine Design & Research, 2021, 37(1): 91-96 (in Chinese).
- [14] ZHANG H, LIU F, ZHOU Y, et al. A hybrid method integrating an elite genetic algorithm with tabu search for the quadratic assignment problem[J]. Information Sciences, 2020, 539: 347-374.
- [15] CURA T. A rapidly converging artificial bee colony algorithm for portfolio optimization[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 233: 1-16.
- [16] TANG H, SUN W, LIN A, et al. A GWO-based multi-robot cooperation method for target searching in unknown environments[J/OL]. Expert Systems with Applications. (2021-08-21) [2022-03-30]. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115795>.
- [17] 王新亭, 邓玮丹. 基于眼部追踪技术的产品意象草图认知差异研究[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(2): 287-294.
WANG X T, DENG W D. Cognitive differences of product image sketches based on sketch eye tracking[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2019, 31(2): 287-294 (in Chinese).
- [18] 陈田, 樊明焱, 任福继, 等. 采用瞳孔位置实现情感识别的方案[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(6): 1765-1769.
CHEN T, FAN M Y, REN F J, et al. Emotion recognition using pupil position[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(6): 1765-1769 (in Chinese).
- [19] 刘淼, 聂桂平, 马翀, 等. 感性量化评价技术在工业产品设计中的认知研究与应用: 以智能电源产品设计的眼动实验为例[J]. 东华大学学报: 自然科学版, 2015, 41(4): 536-541.
LIU M, NIE G P, MA C, et al. Cognition research and application of kansei quantitative evaluation in industrial product design: case study from eye tracking test on design of intelligent power device[J]. Journal of Donghua University: Natural Science, 2015, 41(4): 536-541 (in Chinese).
- [20] ZENG Z, ZHANG M, CHEN T, et al. A new selection operator for differential evolution algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 226: 1-13.
- [21] SUN G J, XU G N, JIANG N. A simple differential evolution with time-varying strategy for continuous optimization[J]. Soft Computing, 2020, 24(4): 2727-2747.
- [22] 唐仲明. 论“响堂样式”的特征及形成[J]. 敦煌研究, 2015(5): 58-63.
TANG Z M. On the emergence of the style of the Xiangtangshan grottoes and the features of the caves[J]. Dunhuang Research, 2015(5): 58-63 (in Chinese).
- [23] 罗仕鉴, 潘云鹤. 产品设计中的感性意象理论、技术与应用研究进展[J]. 机械工程学报, 2007, 43(3): 8-13.
LUO S J, PAN Y H. Review of theory, key technologies and its application of perceptual image in product design[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(3): 8-13 (in Chinese).
- [24] 袁树植, 高虹霓, 王崴, 等. 基于感性工学的人机界面多意象评价[J]. 工程设计学报, 2017, 24(5): 523-529.
YUAN S Z, GAO H N, WANG W, et al. Multi-image evaluation for human-machine interface based on Kansei engineering[J]. Chinese Journal of Engineering Design, 2017, 24(5): 523-529 (in Chinese).
- [25] 周爱民, 刘宏斌, 张书涛, 等. 面向汽车主客观审美评价的不确定性推理模型[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2021, 55(3): 419-429, 440.
ZHOU A M, LIU H B, ZHANG S T, et al. Uncertainty reasoning model of subjective and objective aesthetic evaluation of car[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2021, 55(3): 419-429, 440 (in Chinese).
- [26] 程永胜, 徐晓琪, 陈国强, 等. 基于神经网络的电动汽车造型意象预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(4): 1135-1145.
CHENG Y S, XU X Q, CHEN G Q, et al. Image prediction model of electric vehicle based on neural network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(4): 1135-1145 (in Chinese).
- [27] GRILLI E, DININNO D, MARSICANO L, et al. Supervised segmentation of 3D cultural heritage[C]//2018 3rd Digital Heritage International Congress Held Jointly with 2018 24th International Conference on Virtual Systems & Multimedia. New York: IEEE Press, 2018: 1-8.