

考虑多维设计特征的产品外观情感设计 优化方法研究*

屈庆星 郭 伏

(东北大学 工商管理学院, 辽宁 沈阳 110167)

摘 要 产品情感设计理论和方法还处于不断发展和完善中, 有关产品外观情感设计研究中还存在着忽视产品的整体性、设计特征的多维性对消费者情感体验的影响的问题。本文使用偏最小二乘回归 (partial least squares regression, PLSR)、反向传播神经网络 (back propagation neural network, BPNN) 和支持向量回归 (support vector regression, SVR) 构建用户情感意象与多维设计变量关系模型, 结果表明, 相较于 PLSR 和 SVR 预测模型, BPNN 预测模型表现出更低的均方根误差和更高的拟合优度; 针对多目标情感意象词对进行多目标优化时, 本文在二进制粒子群算法 (binary particle swarm optimization, BPSO) 的基础之上提出了改进的多目标二进制粒子群算法 (improved multi-objective binary particle swarm optimization, IMO-BPSO), 结合快速非支配排序、精英解集策略和 $R2$ 指标机制对多目标优化问题进行求解。结果表明, IMO-BPSO 与非支配排序遗传算法II (non-dominated sorting genetic algorithm II, NSGA-II) 相比, 能够获得收敛性更好、分布更均匀、覆盖范围更广的高质量帕累托 (Pareto) 解集。研究成果是对产品情感设计理论与方法的完善和补充。研究成果的应用对提高企业产品情感设计水平, 减少产品市场投入风险, 提高市场竞争力具有重要意义。

关键词 情感意象, 多维设计特征, 情感设计, 设计优化, 感性工学

中图分类号 O224; TB472

1 引言

产品设计是否满足用户需求是新产品开发能否取得成功的关键。在产品功能日趋同质化的市场环境下, 产品能否给用户带来情感的满足成为产品竞争的关键。情感是人们通过感觉器官感知产品时产生的主观情感体验、生理唤醒和行为表现。研究表明产品诱发的情感因素能显著影响消费者的购买决策和使用体验^[1-4], 考虑消费者情感需求的情感设计已经成为现代设计创新的重要内容和发展趋势。情感设计是指在产品设计中将消费者的情感需求转换为产品相应设计参数, 并通过产品设计参数的变化传递和表达出不同的情感诉求, 赋予产品以不同情感。用户对产品的情感反应会受到产品外观的设计特征 (如造型、色彩和材质等) 的影响^[5-7]。因此, 如何准确表述用户对产品的情感反应以及如何将用户的情感需求整合到产品设计中就成为情感设计关注的重点也是难点问题。有关情感设计的理论和方法体系在不断发展完善, 现有情感设计的理论和方法体系主要有诺曼 (Norman) “三层次”情感设计体系、德斯梅特 (Desmet) 产品情感模型和感性工学理论。Norman “三层次”情感设计体系和 Desmet 产品情感模型

* 基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目 (72301061), 中央高校基本科研业务费项目 (N25LPY052)。

通信作者: 屈庆星, 东北大学工商管理学院, 讲师, E-mail: quqingxing@gmail.com。

提出了产品情感的概念模型,解释了产品情感的分类和层次、产品情感诱发的过程,虽然可以帮助设计师理解产品与情感之间的关系,但没有给出具体量化的情感设计方法。感性工学是一种运用工程技术手段来探讨用户的感性(情感需求)与产品的设计特性间关系的理论及方法^[8-10],因其提供了将特定用户情感需求转译为具体产品设计参数的实施框架而被学术界和工业界普遍采用,成为目前产品情感设计的主要理论支撑。

情感设计优化需要优化产品设计变量属性,改进新产品设计。在情感设计方面,需要确定一个最优的产品属性水平,以达到用户最优的情感需求。目前求解产品情感设计优化的算法可分为精确算法和启发式算法。对于变量维数较小的产品情感设计优化问题,传统的求解方法有隐枚举法、分支定界法和割平面法等,可以求得问题的精确解;对于变量维数较大的产品情感设计优化问题,传统方法将难以求解。已有学者应用遗传算法^[11]、蚁群算法^[12]、模拟退火算法^[13]、粒子群算法^[7]和多目标进化算法^[14, 15]等启发式算法求解规模较大的设计优化问题,启发式算法虽不能保证求得问题的最优解,但因其求解速度快,可求得问题的近似最优解,被认为是解决较大规模产品情感设计优化问题的有效方法。Wang 等运用自适应遗传算法对汽车外观进行设计优化^[16],Li 等通过遗传算法制定和解决人形机器人外观和语音的优化设计模型^[5],Tang 等开展了基于多目标进化算法的产品形态优化设计研究^[17]。

目前建立的情感与设计变量关系模型主要是考虑一维设计特征,能够在一定程度上模拟和表达产品的情感意象,但是由于对产品情感表达起重要作用的其他设计特征未被认知,导致情感预测模型性能欠佳。现有研究虽已采用多种方法进行模型构建与优化,但仍没有比较权威的模型构建方法,学者根据研究问题的特征,一直在寻求更合适的模型构建及优化方法。现有研究大多只考虑产品造型、材质、色彩等单方面设计特征,是在假定其他设计特征不变的情况下研究某一设计特征的设计变量与消费者情感的映射关系模型。产品激发的情感是由多维设计特征在同一时间、共同刺激人的感觉器官而产生的认知结果。单独考虑造型、色彩、材质设计特征而建立的情感模型不能准确预测用户的真实情感。因此,产品设计实践迫切需要从产品整体性、设计特征多维性角度研究用户情感与多维设计变量关系模型构建与优化方法。

2 方法

2.1 多维设计特征解构

产品解构是情感设计的关键步骤,直接影响产品情感预测模型的建立,人机界面元件(human interface elements, HIEs)方法基于产品外观设计特征的多维性(造型、色彩、纹理等),通过用户的视听触等多感官交互将产品解构为相互独立的人机界面元件,并按照硬件和软件进行分组。本文采用基于人机界面元件分析的产品外观多维设计特征解构方法对研究对象[运动型多功能汽车(sport utility vehicle, SUV)]进行了外观多维设计特征解构,共提取了包含车头组合灯、轮毂、车身轮廓、水箱罩、雾灯与下进气格栅的位置关系、腰线、引擎盖、车漆类型和车身颜色等 11 个情感设计变量,具体包括 7 个造型设计变量、3 个色彩设计变量和 1 个用来表示材质的设计变量。造型设计变量及其水平选择上主要参考了现有代表性 SUV 车型及其造型特征,在色彩变量的选择上,本文采用国际照明委员会(Commission Internationale de l'Eclairage, CIE)的色彩坐标系统,并以 64 为单元间距,对三原色红(R)、绿(G)、蓝(B)进行等距取样。SUV 外观材质主要体现在外观漆层的质感和光泽度,在本文中选用设计变量 X_8 (车漆类型)来表示 SUV 外观材质的变化,其具体包含的设计变量水平为普通漆、金属漆和珠光漆,设计变量及其水平如表 1 和表 2 所示。

表 1 造型设计变量及其水平选取

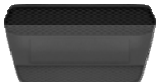
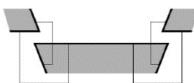
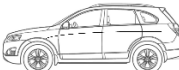
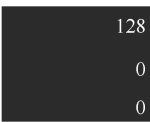
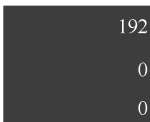
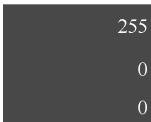
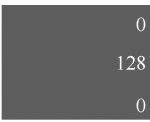
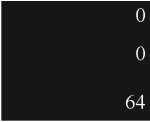
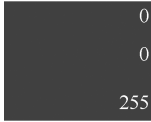
变量	设计变量	设计参数水平		
		L_1	L_2	L_3
X_1	车头组合灯			
X_2	轮毂			
X_3	车身轮廓			
X_4	水箱罩			
X_5	雾灯与下进气格栅的位置关系			
X_6	腰线			
X_7	引擎盖			

表 2 色彩设计变量及其水平选取

变量	设计要素	设计参数水平				
		L_1	L_2	L_3	L_4	L_5
X_9	色彩要素 R					
X_{10}	色彩要素 G					
X_{11}	色彩要素 B					

2.2 用户情感意象数据收集

根据正交实验设计的思想，运用混合正交表 $L_{81} (3^8 \times 5^3)$ 对产品原型进行正交设计。其中，81 表

示需要设计的产品原型数为 81 款, 3^8 表示 8 个 3 水平的设计变量, 5^3 表示 3 个 5 水平的设计变量。通过 Catia V5R21 软件和 KeyShot 6.0 软件构建产品原型, 81 款 SUV 原型图片如图 1 所示。

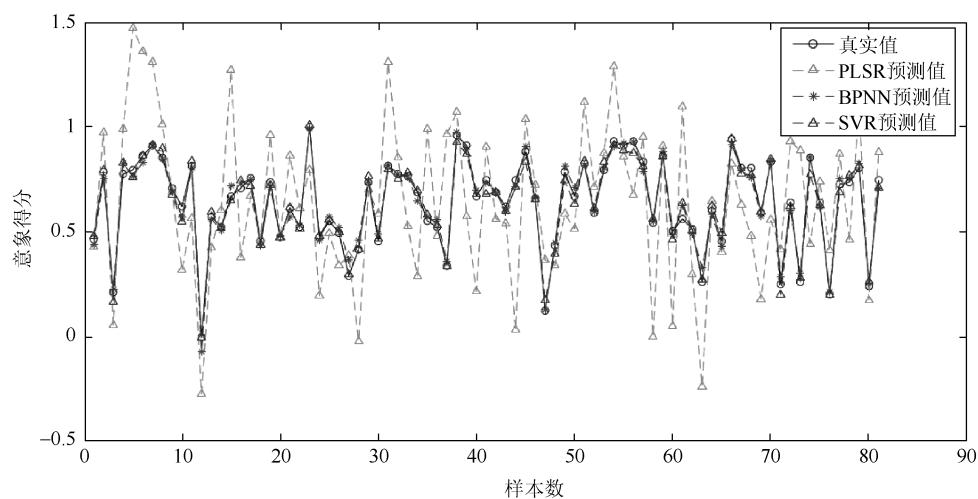
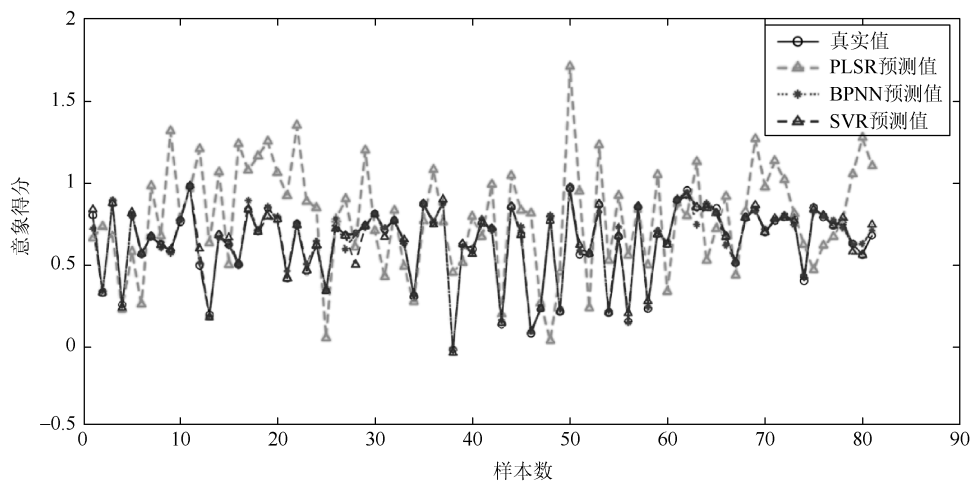
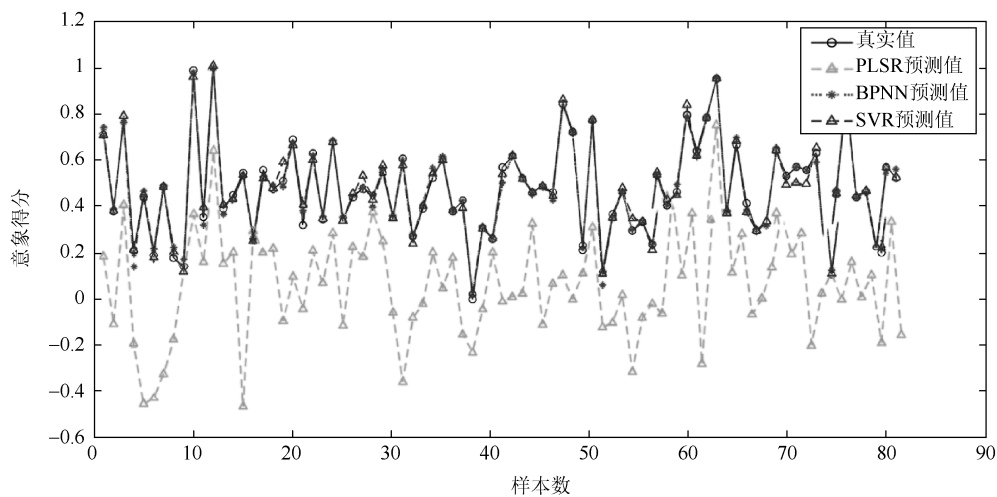


图 1 产品原型

用户情感意象反馈由“笨重的一轻盈的”(W_{01})、“华丽的一朴素的”(W_{02})、“细腻的一粗犷的”(W_{03})等能综合反映 SUV 外观造型、色彩和材质的情感意象词对组成, 使用 7 级利克特 (Likert) 量表 (得分从 -3 到 3) 进行打分。本次实验共有 36 名被试参与, 由于每名被试需要对 81 款实验样本方案进行主观情感意象评价 (实验过程中会根据被试的需求安排休息时间), 本次实验共收集有效问卷 2916 (36×81) 份, 调查对象包含在校学生和教职工。

2.3 用户情感意象与多维设计变量关系模型构建

将产品外观设计变量作为自变量, 情感意象作为因变量。利用数量化 I 类方法对自变量进行二进制编码, 可以将分类变量进行定量化处理, 并对数据进行规范化处理, 将变量进行去量纲化处理, 使输入输出数据转换为 $[0, 1]$ 区间内的数据^[5, 11]。分别采用 PLSR、BPNN 和 SVR 等机器学习方法建立情感意象与多维设计变量关系模型。将训练样本所得模型的均方差 (mean square error, MSE) 和拟合优度 R^2 (平方相关系数) 作为评价预测模型的逼近能力和泛化误差性能的指标, MSE 越小, 说明模型的预测精度越高, R^2 越接近于 1 表示模型的拟合性和总体预测精度越好, 三组情感意象的计算结果分别如图 2、图 3 和图 4 所示。结果表明, 相较于 PLSR 和 SVR 算法, BPNN 预测模型表现出更低 MSE 和更高的 R^2 。

图2 情感意象 W_{01} 与多维设计变量关系模型拟合结果图3 情感意象 W_{02} 与多维设计变量关系模型拟合结果图4 情感意象 W_{03} 与多维设计变量关系模型拟合结果

2.4 基于 IMO-BPSO 算法的多目标优化模型求解

在使用 BPSO 求解单目标优化问题时,所有的粒子都是向着一个最好的共同方向收敛,而在多目标优化问题求解时,由于最终只能得到非劣解集,每个粒子都有可能向着不同的较优方向收敛,因此需要一个外部档案来储存这些非劣解集。此外,还需要根据一个判断标准来评估这些非劣解集,以找到全局最优的位置并指导粒子的更新迭代。本文提出一种基于 BPSO 的改进多目标二进制粒子群优化算法 (IMO-BPSO),该算法结合快速非支配排序、精英解集策略和 $R2$ 指标 [式 (1)] 机制求解多目标优化问题。

$$CR2(x, A, W, z^*) = R2(A, W, z^*) - R2(A \setminus \{x\}, W, z^*) \quad (1)$$

式中, W 表示一组均匀的权重向量,在 m 个目标空间中,每个权重向量 $\omega = (\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m)$ 属于 W , 权重向量均匀地分布在目标空间中, $1/|W|$ 则表示每个权重向量被选择的概率。 z^* 表示目标值或观测值的集合。 $R2$ 指标的贡献值是用来评价一个解的质量, x 属于 A 的 $R2$ 贡献值, $R2$ 指标值的大小决定了解的质量, $CR2$ 越大的解保留到下一代进化的概率越大。

根据 $R2$ 指标的贡献值更新和维护外部存档。外部存档的更新和维护直接影响算法的收敛性和分布性。随着粒子群算法迭代次数增加,非支配解的数量也增加,甚至超过预设的外部存档规模。因此,外部存档的更新和维护对结果起到重要作用。研究表明,相比于拥挤距离作为更新和维护外部存档的策略, $R2$ 指标贡献值选择非支配解时拥有更好的分布性^[18]。外部存档中粒子的选择原则详细地描述为:非支配排序过程用来将粒子分层,然后依据式 (1) 计算每层上粒子的 $CR2$ 值。从底层粒子开始选择直至选择到预设的外部存档规模的粒子数停止,选择出的这些粒子将作为精英解存储在外部存档中。当外部存档中的粒子都是非支配解并且粒子的数量超过存档规模时,外部存档将采用删减机制进行规模维护。删减机制为:有比较小的 $CR2$ 值的粒子将被删除,直至存档中的粒子数满足存档规模。运用 IMO-BPSO 算法求解多目标有约束组合优化问题的算法步骤如表 3 所示。

表 3 IMO-BPSO 算法

Step 1	参数初始化 设置种群规模 $G_{\max}$; 最大迭代次数 $T_{\max}$; 初始惯性权重 ω_s , 终止惯性权重 ω_e , 学习因子 c_1 , c_2 。
Step 2	种群粒子初始化
	Step 2.1 定义随机元素重排函数 $R(x_{mn})$, 使 $x'_{mn} = R(x_{mn})$, 其中 $x_{mn} = [1, 0, \dots, 0]$, $m = 1, 2, \dots, M$, 则初始有效种群为 $G_0 = [x'_{1n_1}, x'_{2n_2}, \dots, x'_{Mn_M}]$ 。
	Step 2.2 随机生成粒子的初始速度 v_{mn} , 满足 $-v_{\max} \leq v_{mn} \leq v_{\max}$ 。
Step 3	粒子适应度值计算 p_{best} 表示个体最优值, g_{best} 为种群最优值。
Step 4	外部存档初始化。
Step 5	根据 $CR2$ 贡献值初始化全局最优粒子 g_{best} 。
Step 6	判断是否满足终止条件。
Step 7	利用公式 $v_{id}^{k+1} = \omega_{k+1} v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k)$ 调整粒子的位置。

续表

Step 8	利用公式 $x_{id}^{k+1} = \begin{cases} 1, \text{rand} < \text{Sig}(v_{id}^{k+1}) \\ 0, \text{rand} \geq \text{Sig}(v_{id}^{k+1}) \end{cases} \cap \Phi(x_{id}^{k+1})$, $\Phi(x_{mn}^{k+1}) = \begin{cases} 1, \sum_{n=1}^{N-1} x_{mn}^{k+1} = 0, x_{mn}^{k+1} \in \{0,1\} \\ 0, \sum_{n=1}^{N-1} x_{mn}^{k+1} = 1, x_{mn}^{k+1} \in \{0,1\} \end{cases}$ 判断粒子 x_{mn}^{k+1} 是否在可行解内, 若否, 则返回 Step 2.1-Step 2.2, 重新初始化粒子; 若是, 则进入 Step 9。
Step 9	计算新粒子适应度值
	Step 9.1 更新粒子适应度值 若 $F(x_{mn}^{k+1}) > F(x_{mn}^k)$, 则 $F^*(x_{mn}) = F(x_{mn}^{k+1})$, $x_{mn}^* = x_{mn}^{k+1}$。
	Step 9.2 引入动态惯性权值 ω_{k+1} 当 $F(x_{mn}^{k+1}) > F(x_{mn}^k)$ 时, 用公式 $\omega_{k+1} = \omega_e \left(\frac{\omega_s}{\omega_e} \right)^{1/(1+10(k+1)/G_{\max})}$ 更新粒子速度; 反之, 使用公式 $\omega_{k+1} = \omega_s - (\omega_s - \omega_e) \left(\frac{k}{G_{\max}} \right)^2$ 计算。 转入 Step 7。
Step 10	在合并后的外部存档中执行快速非支配排序过程, 更新外部存档。
Step 11	在每个前沿上计算解的 CR2 值, 根据 CR2 值更新全局最优粒子 g_{best} 。
Step 12	如果满足终止条件, 则输出外部文档, 否则转入 Step 7。
Step 13	当 $k > T_{\max}$ 时, 停止运算, 输出 $F^*(x_{mn})$, x_{mn}^* 。

传统的產品外观情感设计研究中对于用户的情感认知通常只是考虑一个方面, 也就是单目标优化。其实对于现在情感需求越来越丰富的用户来说, 只考虑单一的情感意象是无法达到用户对于产品的情感期望的。现在的很多目标用户对于产品的情感需求是多样化的, 对于这种情况, 就需要对多个情感意象进行同时优化, 即多目标优化。

本文的优化目标是产品外观三个情感意象, 具体包括: 情感意象 W_{01} “笨重的一轻盈的”、情感意象 W_{02} “华丽的一朴素的” 和情感意象 W_{03} “细腻的一粗犷的”, 基于情感意象与多维设计变量之间的关系模型, 构建情感意象的多目标优化模型, 目标函数表示为式 (2), 约束条件表示为式 (3)。

$$\max(f_1(X), f_2(X), f_3(X)) \quad (2)$$

$$\sum_n X_{m,n} = 1, m = 1, 2, \dots, 11 \quad (3)$$

式中, $f_1(X)$ 表示情感意象 W_{01} “笨重的一轻盈的” 与多维设计变量之间的关系模型, $\max f_1(X)$ 表示优化结果为“笨重的”, $\min f_1(X)$ 表示优化结果为“轻盈的”; $f_2(X)$ 表示情感意象 W_{02} “华丽的一朴素的” 与多维设计变量之间的关系模型, $\max f_2(X)$ 表示优化结果为“华丽的”, $\min f_2(X)$ 表示优化结果为“朴素的”; $f_3(X)$ 表示情感意象 W_{03} “细腻的一粗犷的” 与多维设计变量之间的关系模型, $\max f_3(X)$ 表示优化结果为“细腻的”, $\min f_3(X)$ 表示优化结果为“粗犷的”。

3 结果

3.1 设计优化结果

将正交实验设计得到的 81 组不同的设计变量取值作为自变量, 把用户情感意象 W_{01} “笨重的一轻盈

的”、 W_{02} “华丽的一朴素的”和 W_{03} “细腻的一粗犷的”得分作为因变量，并对数据进行标准化处理，运用情感意象与多维设计变量之间的关系模型，可以得到情感意象与设计变量之间的函数关系。然后，运用表 3 所示的 IMO-BPSO 算法步骤求解目标函数，设置种群规模 $G_{\max} = 20$ ，最大迭代次数 $T_{\max} = 300$ ，初始惯性权重 $\omega_s = 0.9$ ，终止惯性权重 $\omega_e = 0.4$ ，学习因子 $c_1 = c_2 = 2$ 。

运用 MATLAB R2014a 对情感意象词对进行多目标优化求解，算法经过 67 次迭代求得情感意象词对多目标优化结果的 Pareto 前沿，如图 5 所示，Pareto 前沿上的非支配解即为情感意象的 Pareto 最优解集。根据编码规则，对优化结果中二进制编码进行人工解码，利用 Catia V5R21 软件和 KeyShot 6.0 软件对优化后的结果进行 3D 建模，得到其中一款多情感意象优化的 SUV 外观如图 6 所示，其中 Function 1 表示情感意象 W_{01} “笨重的一轻盈的”与多维设计变量之间的关系模型，情感意象“笨重的一轻盈的”得分为 1.518（使用 7 级李克特量表打分，最笨重的为 3，最轻盈的为 -3）；Function 2 表示情感意象 W_{02} “华丽的一朴素的”与多维设计变量之间的关系模型，情感意象“华丽的一朴素的”得分为 1.672（使用 7 级李克特量表打分，最华丽的为 3，最朴素的为 -3）；Function 3 表示情感意象 W_{03} “细腻的一粗犷的”与多维设计变量之间的关系模型，情感意象“细腻的一粗犷的”得分为 0.937（使用 7 级李克特量表打分，最细腻的为 3，最粗犷的为 -3）。

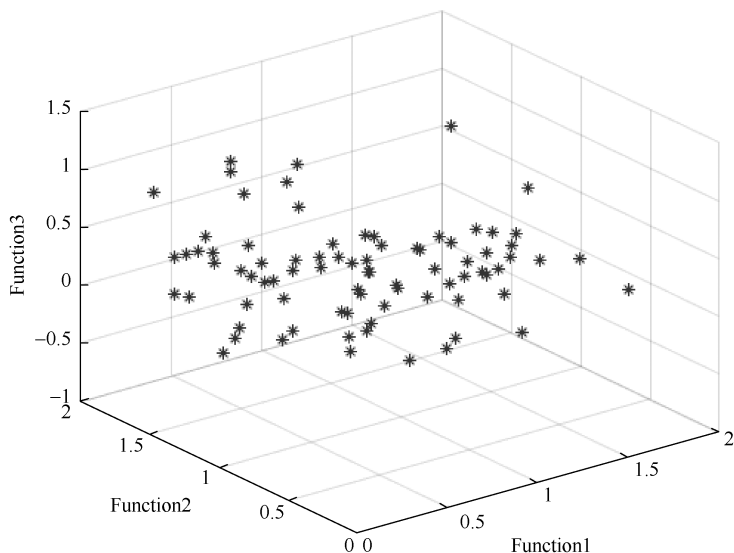


图 5 IMO-BPSO 算法 Pareto 前沿分布



图 6 IMO-BPSO 求解用户多情感意象 Pareto 最优解

3.2 算法性能分析

为了检验 IMO-BPSO 在求解多目标有约束组合优化问题时的有效性,我们将本文中 IMO-BPSO 算法与 NSGA-II 算法进行比较。其中,种群规模 $G_{\max} = 20$,最大迭代次数 $T_{\max} = 300$,初始惯性权重 $\omega_s = 0.9$,终止惯性权重 $\omega_e = 0.4$,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,交叉概率 $p_c = 0.8$,变异概率 $p_m = 0.5$ 。运用 MATLAB R2014a 独立运行算法 100 次,比较平均收敛代数 (N-iter) 和 Pareto 前沿面分布的均匀性。结果表明,NSGA-II 平均迭代次数为 93 次,IMO-BPSO 平均迭代次数为 65 次并且具有分布更加均匀的 Pareto 前沿面,如图 7 所示。

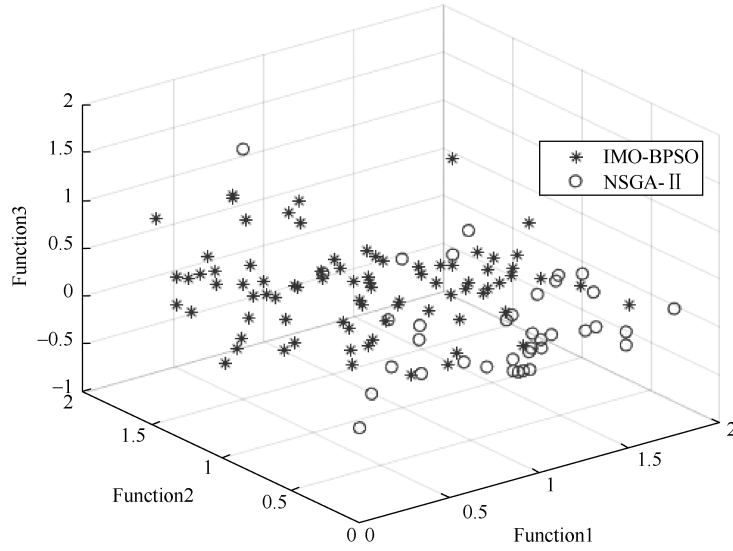


图 7 IMO-BPSO 和 NSGA-II 算法 Pareto 前沿分布比较

为进一步检验 IMO-BPSO 求解多目标组合优化问题时的有效性,本文引入反向世代距离 (inverted generational distance, IGD) 指标对算法进行评估。IGD 是一种综合性能指标,用于衡量真实 Pareto 前沿与算法获得的近似 Pareto 前沿之间的平均欧氏距离。该指标通过从真实 Pareto 解集出发计算距离,有效避免了近似解集退化为单一解的情形,从而在评价过程中兼顾了解的收敛性与分布多样性,克服了仅满足收敛性而忽视多样性的不足^[19]。IGD 可以同时测量算法的收敛性和多样性,IGD 值越小表示求解的 Pareto 前沿越接近真实的 Pareto 前沿。算法 IGD 值用式 (4) 进行计算。

$$IGD(P, P^*) = \frac{\sum_{i=1}^{|P|} d(P, P^*)}{|P|} \quad (4)$$

式中, P 表示真实 Pareto 前沿的一个近似解集; P^* 表示真实 Pareto 前沿上均匀分布的点集; $d(P, P^*)$ 表示 P 与 P^* 之间的最小欧式距离; $|P|$ 表示解集 P 的规模。

为了测试 IMO-BPSO 算法的性能,本文选择了 DTLZ (Deb-Thiele-Laumanns-Zitzler, 德布-多蒂勒-劳曼斯-齐茨勒) 多目标测试问题集函数作为测试函数进行数值仿真实验,其中 DTLZ 函数的目标个数为 3,将本文提出的 IMO-BPSO 和 NSGA-II 进行对比实验分析。其中,种群规模 $G_{\max} = 20$,最大迭代次数

$T_{\max} = 300$, 初始惯性权重 $\omega_s = 0.9$, 终止惯性权重 $\omega_e = 0.4$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2$, 交叉概率 $p_c = 0.8$, 变异概率 $p_m = 0.5$ 。运用 MATLAB R2014a 软件独立运行算法 100 次比较 IGD 值的均值, 计算结果如表 4 所示。数值仿真实验结果表明, IMO-BPSO 与 NSGA-II 相比, 能够获得收敛性更好、分布更均匀、覆盖范围更广的高质量 Pareto 解集。

表 4 IMO-BPSO 与 NSGA-II 算法性能比较

测试函数	算法类型	
	IMO-BPSO	NSGA-II
DTLZ1	0.014	0.018
DTLZ2	0.022	0.038
DTLZ4	0.019	0.053

注: DTLZ1、DTLZ2 和 DTLZ4 均属于 DTLZ 多目标优化测试问题集, 但三者在测试侧重点上存在显著差异: DTLZ1 的 Pareto 前沿为线性超平面, 且存在大量局部最优解, 具有较强的欺骗性, 主要用于检验算法的全局收敛能力; DTLZ2 的 Pareto 前沿为光滑的单位超球面, 不存在明显的局部最优陷阱, 通常用于综合评估算法的收敛性与解集分布的均匀性; 而 DTLZ4 在保持与 DTLZ2 相同 Pareto 前沿形状的基础上, 通过引入非线性映射导致解在目标空间中分布不均, 易产生聚集现象, 因而更侧重于考察算法维持解集多样性和分布均匀性的能力

4 讨论

本文针对情感设计中的用户情感与多维设计变量关系模型构建及优化问题进行研究, 即如何有效地对不同变量进行优化组合, 以达到用户情感需求满足最大化的要求。考虑到变量维数大且变量间存在多重相关性, 以及变量间有强约束关系的特点, 本文尝试研究建立新的能有效反映该类问题实质的数学模型。分别运用 PLSR、BPNN 和 SVR 等机器学习方法建立用户情感与多维设计变量关系模型, 探索用户情感与多维设计变量之间的有效映射关系。研究表明, 相较于 PLSR 和 SVR 预测模型, BPNN 预测模型表现出更低 MSE 和更高的 R^2 , 这与已有相关研究表现较为一致, Guo 等^[11]和 Li 等^[5]分别运用神经网络构建了手机造型和人形机器人外观以及声音设计变量与用户满意度之间的关系模型, 预测模型均表现出较好的拟合效果。

针对多组情感意象词对进行多目标优化时, 本文采用 IMO-BPSO 算法求解能够有效满足用户多情感意象需求的产品设计方案。多目标组合优化问题广泛存在于用户情感设计优化研究中, 随着问题规模不断扩大, 精确算法已经难以有效求解此类复杂问题^[14]。使用传统的启发式算法求解时, 多个约束条件的存在会使优化过程中产生大量的不可行解, 从而导致算法求解出最优解的概率大大降低。因此, 针对情感设计中多目标组合优化问题, 研究一种既能有效处理约束条件又能在保证算法可靠性的基础上得到高质量最优解的优化策略对于解决多目标情感设计优化问题具有重要意义。现有的多目标优化方法多采用网格法或是拥挤距离来选取种群的最优解, 考虑的是最优解能否作为种群的“领导者”, 如果最优解在目标空间中所处的位置太拥挤会影响算法的多样性。而对于多目标组合优化问题, 求解的最终目的是找到一个满足所有约束条件的最优解, 也就是对算法收敛性的要求更高^[16]。本文借鉴 Wang 等^[16]和 Tang 等^[17]的研究思路, 采用快速非支配排序、精英解集策略和 R2 指标机制对种群最优解进行选取, 在保证算法多样性的同时提高其收敛性, 并对 BPSO 进行改进。研究结果发现, IMO-BPSO 与 NSGA-II 相比, 能够获得收敛性更好、分布更均匀、覆盖范围更广的高质量 Pareto 解集。

5 结论

本文旨在建立用户情感与多维设计变量之间的数量化关系,实现由用户情感到客观对象设计特征之间的双向转换,是产品情感设计研究的关键环节。在使用 PLSR、BPNN 和 SVR 构建用户情感意象与多维设计变量关系模型时,相较于 PLSR 和 SVR 预测模型,BPNN 预测模型表现出更低 MSE 和更高的 R^2 。情感意象能体现消费者对产品设计风格方面的情感需求。可根据建立的模型,通过调整设计变量参数满足消费者的情感需求;也可根据该模型预测不同设计方案某个方面的情感意象。该模型的建立也是产品情感设计优化的研究基础。针对多组情感意象词对进行多目标优化时,本文在 BPSO 的基础之上提出了 IMO-BPSO,借鉴快速非支配排序、精英解集策略和 $R2$ 指标机制求解多目标优化问题。研究结果表明,IMO-BPSO 与 NSGA-II 相比,能够获得收敛性更好、分布更均匀、覆盖范围更广的高质量 Pareto 解集。通过与已有文献进行比较分析,本文虽然取得了一定的研究成果,但也存在一些不足,需要进一步完善。SUV 的用户存在很大的地域、文化和年龄差异性,本文中的实验对象集中为在校师生,所获得的研究结果在适用性上存在局限。本文采用 PLSR、BPNN 和 SVR 机器学习算法分别构建了用户情感意象与多模式生理测量指标模型和用户情感与多维设计变量关系模型。由于用户情感认知的复杂性和不确定性,未来研究中应探索采用更多合理和高效的机器学习和深度学习算法。

参 考 文 献

- [1] Yin J L, Wu M C, Yang Y, et al. Research on multimodal emotion recognition based on fusion of electroencephalogram and electrooculography[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 6502012.
- [2] Guo F, Fang C, Li M M, et al. How do robot touch characteristics impact users' emotional responses: evidence from ECG and fNIRS[J]. International Journal of Social Robotics, 2024, 16 (3): 619-634.
- [3] Wang Y M, Yu H, Gao W H, et al. MGEED: a multimodal genuine emotion and expression detection database[J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2024, 15 (2): 606-619.
- [4] Kang X H. Biologically inspired product design combining Kansei Engineering and Association Creative Thinking Method[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102615.
- [5] Li M M, Zhang J, Guo F, et al. Audiovisual affective design of humanoid robot appearance and voice based on Kansei Engineering[J]. International Journal of Social Robotics, 2025, 17 (1): 15-37.
- [6] Wu J F, Cai Y T, Sun T Y, et al. Integrating AIGC with design: dependence, application, and evolution-a systematic literature review[J]. Journal of Engineering Design, 2025, 36 (5/6): 758-796.
- [7] Ren X P, Wang N Y, Pan J R, et al. Combining style generative adversarial networks with particle swarm optimisation-support vector regression to design affective social robot for public health intervention[J]. Journal of Engineering Design, 2025, 36 (1): 160-190.
- [8] Nagamachi M. Kansei Engineering: a new ergonomic consumer-oriented technology for product development[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 1995, 15 (1): 3-11.
- [9] Li X, Su J N, Zhang Z P, et al. Product innovation concept generation based on deep learning and Kansei engineering[J]. Journal of Engineering Design, 2021, 32 (10): 559-589.
- [10] Jin J, Jia D P, Chen K J. Mining online reviews with a Kansei-integrated Kano model for innovative product design[J]. International Journal of Production Research, 2022, 60 (22): 6708-6727.
- [11] Guo F, Qu Q X, Chen P, et al. Application of evolutionary neural networks on optimization design of mobile phone based on user's emotional needs[J]. Human Factors and Ergonomics in Manufacturing & Service Industries, 2016, 26 (3):

- 301-315.
- [12] Kang Y Y, Tang D B. Matrix-based computational conceptual design with ant colony optimisation[J]. Journal of Engineering Design, 2013, 24 (6): 429-452.
 - [13] Pan Z Z, Wang F, Luan D M, et al. Design and simulation of thermal radiation image recognition based on simulated annealing algorithm in image VR creation and acquisition system[J]. Thermal Science and Engineering Progress, 2025, 58: 103245.
 - [14] Shieh M D, Li Y F, Yang C C. Comparison of multi-objective evolutionary algorithms in hybrid Kansei engineering system for product form design[J]. Advanced Engineering Informatics, 2018, 36: 31-42.
 - [15] Li Y F, Shieh M D, Yang C C. A posterior preference articulation approach to Kansei engineering system for product form design[J]. Research in Engineering Design, 2019, 30 (1): 3-19.
 - [16] Wang Z, Liu W D, Yang M L, et al. A multi-objective evolutionary algorithm model for product form design based on improved SPEA2[J]. Applied Sciences, 2019, 9 (14): 2944.
 - [17] Tang W Y, Xiang Z R, Ding T C, et al. Research on multi-objective optimisation of product form design based on kansei engineering[J]. Journal of Engineering Design, 2024, 35 (8): 1023-1048.
 - [18] Brockhoff D, Wagner T, Trautmann H. 2 indicator-based multiobjective search[J]. Evolutionary Computation, 2015, 23 (3): 369-395.
 - [19] Neri F, Cotta C. Memetic algorithms and memetic computing optimization: a literature review[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2012, 2: 1-14.

Research on the Optimization Method of Product Appearance Emotional Design Considering Multi-dimensional Design Features

QU Qingxing, GUO Fu

(School of Business Administration, Northeastern University, Shenyang 110167, China)

Abstract Product emotional design theory and methods are still in continuous development and improvement. Existing research on product appearance emotional design tends to ignore the influence of product integrity and the multi-dimensionality of design features on consumer emotional experience. This study uses partial least squares regression (PLSR), back propagation neural network (BPNN) and support vector regression (SVR) algorithms to build the relationship model between emotional imagery and multi-dimensional design variables. The results indicate that, compared with the PLSR and SVR prediction models, the BPNN prediction model achieves lower RMSE and higher R^2 . For multi-objective optimization of multi-objective Kansei words pairs, this research proposes an improved multi-objective binary particle swarm optimization algorithm (IMO-BPSO) based on binary particle swarm optimization (BPSO), which combines fast non-dominated sorting, elite solution set strategy and $R2$ index mechanism to solve multi-objective optimization problems. The research results show that compared with NSGA-II, IMO-BPSO can obtain a high-quality Pareto solution set with better convergence, more uniform distribution, and wider coverage. The research findings serve as a refinement and complement to the existing product emotional design theory and methods. The application of research results is of great significance for improving the emotional design level of enterprise products, reducing product market investment risks, and improving market competitiveness.

Key words Emotional imagery, Multi-dimensional design features, Emotional design, Design optimization, Kansei engineering

作者简介

屈庆星（1988—），男，东北大学工商管理学院讲师、硕士研究生导师，研究方向为人因与工效学、多模态交互与协同驾驶、具身智能与人机协作等。E-mail: quqingxing@gmail.com/quqingxing@mail.neu.edu.cn。

郭伏（1964—），女，东北大学工商管理学院教授、博士生导师，研究方向包括用户体验、人因工程、感性工学与情感化设计等。E-mail: fguo@mail.neu.edu.cn。