

基于形态美度的产品多意象预测模型

周爱民^{1,2}, 苏建宁², 阎树田¹, 欧阳晋焱², 张书涛²

(1. 兰州理工大学机电工程学院, 甘肃 兰州 730050; 2. 兰州理工大学设计艺术学院, 甘肃 兰州 730050)

摘 要: 为了深入分析产品形态与消费者情感需求之间的关系, 从认知心理学的角度, 探索性地提出一种“设计特征-形态美度-感性意象”的灰箱模型, 进行产品形态多意象预测。首先运用形式美学法则与计算美学理论构建产品美度指标评价体系; 然后利用灰熵关联分析方法计算美度指标对多意象的影响程度, 筛选主要的美度指标, 避免冗余信息输入对模型预测精度的影响; 最后结合各意象相互联系的特点, 以主要美度指标为输入, 以多意象为输出, 构建多输出最小二乘支持向量回归机预测模型。利用该模型对汽车前脸 3 个目标意象进行了预测, 结果表明其预测精度较高。

关 键 词: 产品形态; 美度; 多意象; 灰熵关联分析; 多输出最小二乘支持向量回归机

中图分类号: TH 166; TB 472

DOI: 10.11996/JGJ.2095-302X.2018040654

文献标识码: A

文章编号: 2095-302X(2018)04-0654-07

Product Multi-Image Prediction Model Based on Aesthetic Measure of Form

ZHOU Aimin^{1,2}, SU Jianning², YAN Shutian¹, OUYANG Jinyan², ZHANG Shutao²

(1. School of Mechanical & Electromechanical Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China;

2. School of Design Art, Lanzhou University of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China)

Abstract: For analyzing the relationship between the product form and the emotional demand of consumers, a grey box model, design features - form aesthetic measures - perceptual images, was proposed from the perspective of cognitive psychology to predict multiple images of product forms. Firstly, according to the principle of formalist aesthetics and computational aesthetics, an evaluation system of the product form aesthetic measure indexes was established. Then, the method of grey entropy association analysis was used to calculate the influence of the aesthetic measure indexes on multi-images, and screen out the main aesthetic measure indexes to reduce the influence of redundant information on prediction accuracy. Finally, according to the characteristics of the interrelation of images with each other, taking main aesthetic measure indexes as input data and multi-images as output data, the prediction model of multi-output least-squares support vector regression machines was established. Three target images about the car front faces were predicted using this model, and the results indicate its high prediction accuracy.

Keywords: product form; aesthetic measure; multi-image; grey entropy association analysis; multi-output least-squares support vector regression machines

收稿日期: 2018-03-26; 定稿日期: 2018-06-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(51465037, 51705226); 甘肃省自然科学基金项目(2017gs10786)

第一作者: 周爱民(1978-), 男, 湖南邵阳人, 副教授, 博士研究生。主要研究方向为感性工学、智能设计等。E-mail: 51289547@qq.com

通信作者: 苏建宁(1974-), 男, 甘肃康乐人, 教授, 博士, 博士生导师。主要研究方向感性工学、智能设计、人机工程设计等。E-mail: sujn@lut.cn

产品意象是指用户通过自身的感官对产品形态所产生的直觉与联想,充分传达了消费者的情感认知^[1]。理想的设计构想很大程度上取决于设计师对产品意象的深刻领悟以及设计师与用户之间潜在的心理交流与沟通^[2]。基于感性意象的产品形态设计方法已成为研究热点,意象预测模型作为产品形态进化设计系统的适应度函数,在进化设计中起着至关重要的作用。传统的产品意象预测模型通常是以“设计特征”为输入、以“感性意象”为输出的黑箱方法而构建。设计特征研究主要从产品关键曲线的关关节点^[3]、造型单元或功能单元^[4]等展开,感性意象挖掘常采用心理学的内省分析方法经问卷调查获得。构建产品意象预测模型的常用技术有神经网络^[5]、数量化一类^[6]、支持向量机^[7]、基因调控网络^[8]、模糊理论^[9]、粗糙集理论^[10]和灰度理论^[11]等。

黑箱建模法虽然不需要对意象认知系统的内部机理进行了解,但所得模型的内部结构也是未知的。从“设计特征”的视觉感知到“感性意象”的形成是一种复杂的信息处理过程,包含审美与情感认知等诸多隐性知识^[12]。本文引入“形态美度”构建“设计特征-形态美度-感性意象”的产品形态多意象预测灰箱模型 $AM = f(g(M))$, 其中, M 为设计特征集; AM 为感性意象; g 为美度指标与设计特征间的函数关系; f 表示感性意象与美度指标间的函数关系,模拟认知活动的信息处理过程。此灰箱模型的构建需要视觉认知机理相关的先验知识与用数据进行系统识别的后验知识。在此先验知识依据计算美学思想,应用产生式规则对审美知识进行表示,后验知识运用多输出最小二乘支持向量回归机^[13] (multi-output least-squares support vector regression machines, MLS-SVR)表达未知系统内部关系。

1 产品形态美度指标体系

从认知心理学的角度来看,形态认知的过程分为信息收录(注意、感知、过滤)、信息加工处理(辨识、直觉操作)、信息储存(存储为短时记忆或长时记忆)、信息运作(检索、提取、联想、推理、决策)等几个阶段^[14]。产品形态被视觉感官收录信息后,需要经过一定的规则进行信息加工处理,代表性的加工式样如:折叠、旋转、平移、缩放、比例、比较、投射、权重加工等^[15]。产品形态本身是一种特

征多元、复杂的无序信息,此无序信息经过加工处理转变为符合大脑认知编码的有序信息,其生成是后续信息存储、信息运作等一系列的认知操作的基础。产品意象认知^[16]是认知主体(消费者)将有序信息与过往经验及知识等记忆中的诸多相关事物进行联想和比对,经过推理和判断,最终形成确定的意象决策。

形式美学法则是人类在创造美、欣赏美的过程中对美的形式规律的经验总结和抽象概括,是人类审美思维在进化历史中形成的概括性内部关联原则,其与视觉信息加工处理规则相通。计算美学是美国数学家 BIRKHOFF^[17]提出的一种科学美学研究方法,其采用客观的数学方式来表达美感,即美度。一些学者应用该理论在产品形态设计、平面设计等美学相关领域展开研究,并针对一些重要的审美因素提出了相应的美度指标及计算公式^[18-19]。本文依据形式美学法则理论体系,结合完形心理学中的形态视觉认知加工优势,构建出产品形态美度指标体系,包括平衡度、形心偏移度、对称度、比例度、规则度、连续度、重复度、节奏度、次序度、相似度、相似比例度、整体度、密集度、简化度、共同方向度等 15 个美度指标。

以产品某个视角构建美度指标计算的坐标系,如图 1 所示,坐标原点为产品轮廓图的中心,由于样本大小变化不会影响意象认知的结果,为了方便计算,样本宽度取统一值。依据计算美学思想将审美规则抽象为知识,并应用产生式规则对审美知识进行表示,归纳出 15 个美度指标计算公式^[20],各美度指标值统一到 $[0, 1]$ 区间。

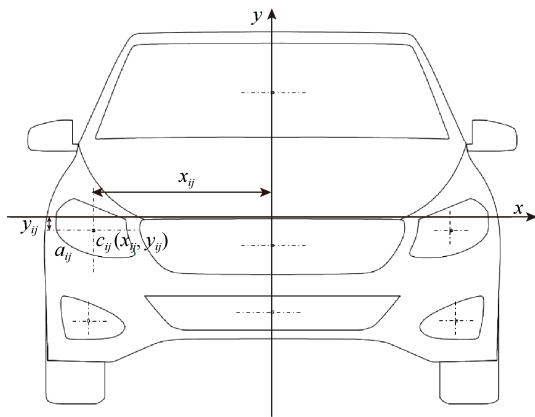


图1 美度指标计算坐标图(以汽车前脸为例)

此美度指标体系以定量的方式关联设计特征与形态美度,将无序的产品形态信息转变为符合视

觉认知的有序信息,以此构建出的灰箱模型有利于揭示形态视觉认知机理,使得审美与情感认知的隐性知识外显化,从而帮助设计师理解意象形成的影响因素及系统内部关系,其用于复杂产品形态意象预测时,能够克服传统模型构建方法中的维数灾难、计算困难等缺陷。

2 美度指标筛选

如果不经筛选就直接将美度指标用于意象认知系统预测模型训练,容易造成预测模型结构过于复杂,收敛速度慢,甚至不收敛。此外,对于小样本信息,特征参数过多容易引起模型发散。因此,运用灰熵关联分析对关键美度指标进行筛选,舍弃小关联度的美度指标,只保留影响程度大的美度指标作为预测模型的输入,有利于分析影响意象的主要美度指标因素及造型元素。

灰熵关联分析^[21-22]是一种多因素统计分析方法,其能够在不完全的信息中,经过数据处理,在随机的因素序列中找出其间的关联性,提炼出影响产品意象的主要美度指标因素。灰熵关联分析克服了灰关联分析中局部关联倾向的缺陷,实现整体性接近,其分析步骤如下:

(1) 计算灰关联系数。以 n 个样本的某个意象值建立参考序列

$$X_0 = (x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n))$$

以 n 个样本的 m 个美度指标影响因素建立比较序列

$$X_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n))$$

⋮

$$X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n))$$

⋮

$$X_m = (x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(n))$$

则 X_0 对 X_i 在第 k 个样本的关联系数为

$$\tau(x_0(k), x_i(k)) = \frac{\min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|}{|x_0(k) - x_i(k)| + \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)|} \quad (1)$$

其中, $\rho \in (0, 1)$ 为分辨系数,通常取值为 0.5,实际计算中也可根据具体需要给定。

(2) 建立灰关联系数分布映射关系

$$P_h = \frac{\tau(x_0(k), x_h(k))}{\sum_{h=1}^n \tau(x_0(k), x_h(k))} \quad (2)$$

(3) 计算灰关联熵。根据灰关联系数的分布映射,得到灰关联熵

$$H(\tau(X_0, X_i)) = - \sum_{h=1}^n P_h \ln P_h \quad (3)$$

灰熵关联度为

$$E(X_i) = H(\tau(X_0, X_i)) / \ln n \quad (4)$$

(4) 灰熵关联度排序。将各个美度指标序列对同一意象序列的灰熵关联度进行排序。综合各美度指标因素对各个感性意象的影响程度,剔除多意象关联度低的指标,选择关联度高的美度指标作为 MLS-SVR 的输入。

3 产品多意象预测模型

由于用户感性意象的复杂性与多样性,其对产品通常存在多维度感性需求,基于形态美度产品多意象认知是一个复杂的多输入、多输出系统,多意象之间存在潜在的联系,而目前的研究大多以单个意象需求为目标输出构建模型,难以满足多意象输出预测的需求,因此采用多输入、多输出的方法构建多意象模型。一般对于无法构建精确数学模型,尤其是多变量、非线性耦合的复杂系统,通常采用人工神经网络方法构建模型,但其存在局部极点小、过学习、结构和类型选择过分依赖于经验等缺陷^[13]。支持向量回归机(support vector regression machines, SVR)是应用支持向量机解决回归问题的方法,其在解决小样本、非线性、函数拟合等方面表现出独特的优势。MLS-SVR 通过将误差平方引入到标准 SVR 的目标函数中,可将标准 SVR 中求解二次规划问题转化为线性方程组的求解问题,简化了计算复杂性,提高了收敛性能,在问题优化的过程中同时考虑全体输出变量的回归能力,最小化全体输出的带正则项的结构风险总和,使得 MLS-SVR 在许多非线性系统的回归建模中得到应用。

针对基于形态美度的产品多意象认知多输入多输出系统,多意象之间存在潜在的联系,以美度指标为输入,多目标意象为输出,构建 MLS-SVR^[13]模型,获得美度指标与多意象目标之间的映射。

为方便,记:一个 $m \times n$ 矩阵 A , $\text{trace}(A) =$

$\sum_{i=1}^m A_{i,i}$; $\text{repmat}(A, m, n)$ 表示一个由 $m \times n$ 个矩阵 A 平铺而成的分块矩阵; $\text{blockdiag}(A_1, A_2, \dots, A_n)$ 表示

一个分块对角矩阵, $A_1, A_2, \dots, A_n$ 为主对角线子块, 而其他子块全为零。

已知样本集为 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$, $i=1, 2, \dots, l$, 其中输入向量为 $x_i \in \mathbb{R}^d$, 输出目标为 $y_i \in \mathbb{R}^m$ 。需要建模的回归函数为 $f(x) = w\phi(x) + b$, 为了引入各意象之间的潜在联系, 假设所有的权重向量 $w_i \in \mathbb{R}^{n_h}$ 在某一个均值向量 $w_0 \in \mathbb{R}^{n_h}$ 的周围波动, 波动的幅度用向量 v_i 表示, 即 $w_i = w_0 + v_i$, 如果意象之间联系比较强, v_i 趋于零, 否则 w_0 趋于零。MLS-SVR 通过求解 w_0 、 $V = (v_1, v_2, \dots, v_m) \in \mathbb{R}^{n_h \times m}$ 和 $b = (b_1, b_2, \dots, b_m)^T \in \mathbb{R}^m$ 来确定最优函数, 使得如下目标函数约束条件最小化

$$\min_{w_0 \in \mathbb{R}^{n_h}, V \in \mathbb{R}^{n_h \times m}, b \in \mathbb{R}^m} J(w_0, V, \Xi) = \frac{1}{2} w_0^T w_0 + \frac{1}{2} \frac{\lambda}{m} \text{trace}(V^T V) + \gamma \frac{1}{2} \text{trace}(\Xi^T \Xi) \quad (5)$$

$$\text{s.t. } Y = Z^T W + \text{repmat}(b^T, l, 1) + \Xi \quad (6)$$

其中, $\Xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_m) \in \mathbb{R}^{l \times m}$ 为松弛变量组成的向量, $W = (w_0 + v_1, w_0 + v_2, \dots, w_0 + v_m)$, $Z = (\phi(x_1), \phi(x_2), \dots, \phi(x_l)) \in \mathbb{R}^{n_h \times l}$, $\phi: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^{n_h}$ 表示输入空间到某一高维(可能为无穷维)Hibert 空间的映射, Hibert 空间的维度为 n_h , $\lambda, \gamma \in \mathbb{R}$ 是两个正则化参数。

相应的 Lagrange 函数为

$$L(w_0, V, b, A) = J(w_0, V, \Xi) - \text{trace}(A^T (Z^T W + \text{repmat}(b^T, l, 1) + \Xi - Y)) \quad (7)$$

其中, $A = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m) \in \mathbb{R}^{l \times m}$ 为拉格朗日乘子, 根据 Karush-Kuhn-Tucker (KKT) 最优条件, 得到解析解为

$$\begin{bmatrix} 0_{ml \times m} & P^T \\ P & H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_m \\ y \end{bmatrix} \quad (8)$$

其中, $P = \text{blockdiag}(\overbrace{I_l, I_l, \dots, I_l}^m)$, $I_l = [1, 1, \dots, 1]^T \in \mathbb{R}^l$, $0_l = [0, 0, \dots, 0]^T \in \mathbb{R}^l$, $H = \Omega + \gamma^{-1} I_{ml} + (m/\lambda) Q$, $\Omega = \text{repmat}(K, m, m)$, $Q = \text{blockdiag}(\overbrace{K, K, \dots, K}^m)$, $K_{i,j} = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ 为满足 Mercer 条件的核函数, $\alpha = (\alpha_1^T, \alpha_2^T, \dots, \alpha_m^T)$, $y = (y_1^T, y_2^T, \dots, y_m^T)$ 。因此,

线性方程组(8)包含 $(l+1) \times m$ 个方程。

此线性方程组由于其系数矩阵非正定, 很难直接求解。因此应用 HS 共轭梯度法求解, 将式(8)改写为

$$\begin{bmatrix} S & 0_{ml \times ml} \\ 0_{m \times m} & H \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ H^{-1} P b + \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P^T H^{-1} y \\ y \end{bmatrix} \quad (9)$$

其中, $S = P^T H^{-1} P \in \mathbb{R}^{m \times m}$, 此新的线性方程组存在唯一解, 求解步骤如下:

(1) 利用 HS 共轭梯度法求解 $H\eta = P$ 和 $Hv = y$, 得到 η 和 v 的最优解;

(2) 计算 $S = P^T \eta$;

(3) 线性方程组式(8)的解为: $b = S^{-1} \eta^T y$, $\alpha = v - \eta b$ 。

将线性方程组式(8)的解记为 $\alpha^* = (\alpha_1^{*T}, \alpha_2^{*T}, \dots, \alpha_m^{*T})^T$ 和 b^* , 最终得到 MLS-SVR 的函数逼近为

$$f(x) = \text{repmat}\left(\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^l \alpha_{i,j}^* k(x_i, x_j), 1, m\right) + \frac{m}{\lambda} \sum_{j=1}^l \alpha_j^{*T} k(x_i, x_j) + b^{*T} \quad (10)$$

由上述优化求解过程可以看出, MLS-SVR 同时最小化所有输出的整体拟合误差和各输出的单一拟合误差, 求解只需要选定合适核函数, 就可以确定高维空间的内积, 其训练过程可归结为一个用最小二乘的方法求解线性方程组的过程, 而不必像 SVR 那样需要求解一个约束凸二次规划, 且所需计算资源少。

4 实例研究

本文以汽车形态认知中影响最大的前脸^[23]为例验证该模型的有效性。

4.1 汽车前脸美度计算

前期收集各种款型的轿车样本 169 个, 通过专家访谈, 选取了宝马 MINI COUPE (2012 款)、奔驰 B200 (2016 款) 等 40 个在形态特征上具有代表性的样本。为了提高显著性, 依据阿恩海姆提出的视知觉简化原理, 提取轿车前脸的一级形态结构进行计算, 即车身、车窗、上下车灯、上下进气格栅、后视镜、车轮的轮廓线与引擎盖转折线, 样本线图如图 2 所示。



图2 40个汽车前脸样本

利用 Rhino 软件测绘相关数据，计算各美度指标值。经计算得知 40 个汽车样本的次序度均为 1.000，节奏度均为 0.333，故此两项指标不纳入意象预测的计算，其他 13 项美度指标计算结果见表 1。

表1 40个汽车前脸样本各个美度指标值

样本	平衡度	形心偏移度	对称度	比例度	规则度	连续度	重复度	相似度	相似比例度	整体度	密集度	简化度	共同方向度
宝马 COUPE	0.810	0.957	0.772	0.790	0.208	0.111	0.333	0.556	0.547	0.590	0.626	0.000	0.000
奔驰 B200	0.767	0.937	0.800	0.689	0.271	0.222	0.333	0.444	0.553	0.719	0.492	0.000	0.111
别克君威	0.913	0.980	0.754	0.788	0.208	0.222	0.333	0.444	0.542	0.673	0.519	0.000	0.111
福特福睿斯	0.807	0.954	0.786	0.873	0.208	0.333	0.333	0.444	0.744	0.928	0.477	0.000	0.222
克莱斯勒 300C	0.792	0.951	0.789	0.680	0.354	0.333	0.333	0.444	0.486	0.668	0.478	0.000	0.222
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
斯柯达晶锐	0.792	0.952	0.766	0.686	0.250	0.286	0.286	0.286	0.507	0.734	0.562	0.286	0.143

表2 40个汽车前脸样本的5对感性意象值

样本	柔美的-霸气的	中断的-流畅的	活泼的-严肃的	炫酷的-可爱的	个性的-大众的
宝马 COUPE	-0.529	-0.029	-0.559	0.941	-0.971
奔驰 B200	0.265	-0.147	0.471	-0.853	0.353
别克君威	-0.059	-0.647	-0.559	0.147	0.676
福特福睿斯	1.294	0.882	0.441	0.412	0.971
克莱斯勒 300C	0.412	-0.647	-0.471	0.412	-0.324
...	...	...	...	...	...
斯柯达晶锐	-0.735	-0.500	0.853	0.235	-0.059

4.2 感性意象挖掘

通过轿车相关网站、文献、宣传册、杂志、问卷调查等途径共收集到 163 个有关汽车形态认知的感性意象形容词，经过专家访谈，进行综合对比分析，删除同质性的形容词，挑出 48 对词义相反的词汇。对上述 48 对词汇进行重要度调查，让被试者选出 10 对在选购汽车时最注重的意象词语，40 人参与调查，统计调查结果，选取前 24 对词汇。应用语义差分法(semantic differential method, SD)将此 24 对词汇与其中 7 个样本制作 5 级 SD 调查问卷。语义尺度说明：以意象“柔美的-霸气的”为例，-2 代表汽车前脸形态感性意象非常柔美，-1 代表比较柔美，0 代表中性，+1 代表比较霸气，+2 代表非常霸气。以此问卷对 38 名被试者进行调查，统计结果，利用 SPSS 软件对用户评价值进行 K-Means 聚类分析，分别设置聚类数为 4、5、6、7，进行多次聚类，结果显示：聚类数为 5 时，显著性水平均小于 0.05，满足误差要求，符合实际情况。依据距离聚类中心的距离选择“柔美的-霸气的、中断的-流畅的、活泼的-严肃的、炫酷的-可爱的、个性的-大众的”5 对感性词汇作为本研究汽车前脸形态的复合目标意象。以此 5 对感性词汇与之前确定的 40 个汽车前脸样本对制作 5 级 SD 调查问卷，对 34 名被试者进行调查。为了尽量保证感性意象值接近真实值，以提高模型预测的精度，采用格拉布斯准则剔除意象调查值的粗大误差，得到 40 个汽车前脸样本的 5 对复合感性意象，见表 2。在实际产品设

计过程中，需要根据市场需求调查结果确定设计目标，并根据企业的市场战略与设计目标确定具体的产品设计定位，即确定的目标意象关键词，一般为 3 个左右，在此选取“柔美的-霸气的、活泼的-严肃的、个性的-大众的”3 对复合感性意象作为设计目标输出，验证模型的预测性能。

4.3 数据模拟

将表 1 中 13 个美度指标与 3 对感性意象进行归一化处理，为了避免 0 和 1 值引起计算过程出现较大变动，影响预测结果，归一化处理方式如下

$$x'_i = 0.1 + (x_i - \min) / (\max - \min) \times (0.9 - 0.1) \quad (11)$$

其中，max 和 min 分别为美度指标及感性意象的最大值和最小值。

将归一化的结果进行灰熵关联分析，分辨系数取 0.5，结果见表 3。

表 3 各美度指标与各意象的灰熵关联度

因素序列	柔美的-霸气的	活泼的-严肃的	个性的-大众的
平衡度	0.991	0.989	0.991
形心偏移度	0.991	0.990	0.992
对称度	0.993	0.993	0.993
比例度	0.994	0.992	0.993
规则度	0.990	0.990	0.990
连续度	0.995	0.994	0.993
重复度	0.994	0.993	0.996
相似度	0.993	0.992	0.993
相似比例度	0.994	0.992	0.993
整体度	0.994	0.992	0.994
密集度	0.994	0.994	0.992
简化度	0.987	0.991	0.989
共同方向度	0.993	0.993	0.994

由表 3 可知，平衡度、形心偏移度、规则度、简化度与 3 对目标意象的关联度均较小，依据文献[22]提出的灰熵关联分析删除弱指标的方法，剔除上述 4 个美度指标。

以保留的 9 个主要影响的美度指标作为模型的输入，3 对目标感性意象为输出，从 40 个汽车前脸样本中，选取 30 个样本作为训练集，10 个样本作为测试集，运用 Matlab 平台对模型进行数据模拟。核函数采用高斯径向基函数(radial basis function, RBF): $K(x, z) = \exp(-p\|x - z\|^2)$ ， $p > 0$ 。由于参

数 (γ, p, λ) 对 MLS-SVR 模型性能影响较大。采用两步网格搜索选参法确定最优参数：第 1 步进行粗网格搜索，参数 γ, p 和 λ 按照对数增长的方式分别从集合 $\{2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^{-15}\}$ 、 $\{2^{-15}, 2^{-13}, \dots, 2^3\}$ 及 $\{2^{-10}, 2^{-8}, \dots, 2^{10}\}$ 中取值，依据总体平均相对误差最小的原则采用 5 折交叉验证确定适合的参数 γ^*, p^* 和 λ^* 。如果某个参数位于搜索空间的边界，将空间增加一个步长 $(2^{\pm 2})$ ，直到没有性能改进为止；第二步采用细网格搜索，首先对 $c \in \{\gamma, p, \lambda\}$ 构造新的搜索空间： $\{2^{-1.75} \times c^*, 2^{-1.5} \times c^*, \dots, 2^{1.75} \times c^*\}$ ，然后用同样的方法搜索，确定最优参数值： γ 为 $2^{-6.75}$ ， λ 为 $2^{11.75}$ ， p 为 $2^{-16.75}$ 。最终得到 10 个预测样本多意象调查值与预测结果的分布如图 3 所示。

图 3 使用的是 5 级 SD 调查，感性意象分布区间为 $[-2.0, 2.0]$ ，每个意象所占范围为 1，因此如果调查值与预测值之间的绝对差异小于 0.5，则预测结果是可以接受的^[24]。图中共有 30 个意象预测结果，其中 26 个是可接受的，满意度为 86.7%。由此表明，MLS-SVR 模型能够应用于基于形态美度的产品多意象预测，较好地模拟了产品感性意象的认知过程。

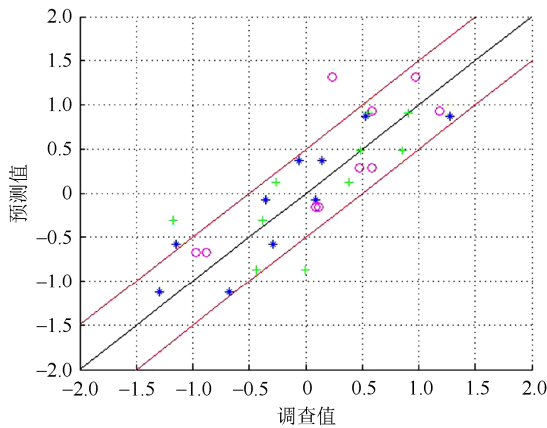


图 3 预测样本多意象调查值与预测结果分布图
(*代表“柔美的-霸气的”；+代表“活泼的-严肃的”；
o 代表“个性的-大众的”)

5 结 论

模拟形态认知活动的信息处理过程提出一种“设计特征-形态美度-感性意象”的产品形态多意象预测灰箱模型，运用 MLS-SVR 方法建模，并以汽车前脸为例进行模拟与验证，主要结论如下：

(1) 依据形式美学法则与计算美学理论，构建产品形态美度指标体系，以此建立的灰箱模型有利

于揭示形态视觉认知机理,从而帮助设计师理解意象形成的影响因素及系统内部关系。

(2) 利用灰熵关联分析筛选影响多意象的主要美感指标,降低了预测模型结构的复杂度,在保证预测精度的情况下,提高了 MLS-SVR 的求解效率。

(3) 以 MLS-SVR 构建的多意象预测模型,兼顾了各意象输出之间的潜在联系,并且计算简单,效率更高,在小样本情况下预测结果也具有较高的精度。该模型可作为产品形态进化设计系统的多意象适应度评价函数,提高智能设计的效率。

参 考 文 献

- [1] 徐江,孙守迁,张克俊. 基于遗传算法的产品意象造型优化设计[J]. 机械工程学报, 2007, 43(4): 53-58.
- [2] 林丽,阳明庆,张超,等. 产品情感研究及情感测量的关键技术[J]. 图学学报, 2013, 34(1): 122-127.
- [3] 苏建宁,张秦玮,吴江华,等. 产品多意象造型进化设计[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(11): 2675-2682.
- [4] 李永锋,朱丽萍. 基于结合分析的产品意象造型设计研究[J]. 图学学报, 2012, 33(4): 121-128.
- [5] LI Z, SHI K, DEY N, et al. Rule-based back propagation neural networks for various precision rough set presented KANSEI knowledge prediction: a case study on shoe product form features extraction [J]. Neural Computing & Applications, 2017, 28(3): 613-630.
- [6] SMITH S, FU S H. The relationships between automobile head-up display presentation images and drivers' Kansei [J]. Displays, 2011, 32(2): 58-68.
- [7] PRIOR S D, FAN K K, YANG C C, et al. Green technology automotive shape design based on neural networks and support vector regression [J]. Engineering Computations, 2014, 31(8): 1732-1745.
- [8] 刘肖健,孙艳,吴剑锋,等. 产品基因调控网络模型及其对设计过程的辅助[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(7): 1463-1471.
- [9] 石夫乾,孙守迁,徐江. 产品感性评价系统的模糊 D-S 推理建模方法与应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(3): 361-365.
- [10] SHIEH M D, YEH Y E, HUANG C L. Eliciting design knowledge from affective responses using rough sets and Kansei engineering system [J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2016, 7(1): 107-120.
- [11] WANG K C. A hybrid Kansei engineering design expert system based on grey system theory and support vector regression [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(7): 8738-8750.
- [12] 罗仕鉴,朱上上,应放天,等. 产品设计中的用户隐性知识研究现状与进展[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(4): 673-688.
- [13] XU S, AN X, QIAO X, et al. Multi-output least-squares support vector regression machines [J]. Pattern Recognition Letters, 2013, 34(9): 1078-1084.
- [14] WU J, LIN W, SHI G, et al. Visual orientation selectivity based structure description [J]. Image Processing IEEE Transactions on, 2015, 24(11): 4602-4613.
- [15] DU P, MACDONALD E F. Products' shared visual features do not cancel in consumer decisions [J]. Journal of Mechanical Design, 2015, 137(7): 1-15.
- [16] 黄琦,孙守迁. 基于意象认知模型的汽车草图设计技术研究[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2006, 40(4): 553-559.
- [17] BIRKHOFF G D. Aesthetic measure [M]. Cambridge: Massachusetts Harvard University Press, 1933: 3-5.
- [18] LO C H, KO Y C, HSIAO S W. A study that applies aesthetic theory and genetic algorithms to product form optimization [J]. Advanced Engineering Informatics, 2015, 29(3): 662-679.
- [19] 周蕾,薛澄岐,汤文成,等. 产品信息界面的用户感性预测模型[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(3): 544-554.
- [20] 周爱民,苏建宁,阎树田,等. 产品形态审美综合评价的非线性信息动力学模型[J/OL]. 机械工程学报, 1-10 [2018-06-26]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2187.TH.20170822.1648.036.html>.
- [21] 张岐山,郭喜江,邓聚龙. 灰关联熵分析方法[J]. 系统工程理论与实践, 1996, 16(8): 7-11.
- [22] 刘振宇,周恩杭,谭建荣,等. 基于多准则修正的产品性能多参数关联分析与预测方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(15): 105-114.
- [23] 谭浩,赵江洪,赵丹华,等. 汽车造型特征定量模型构建与应用[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2009, 36(11): 27-31.
- [24] SU J, ZHANG S, WANG P, et al. Research to compare emotional image evaluation models of product form based on Neural Network [C]//Consilience and Innovation in Design - Proceedings and Program 5th IASDR. Tokoy: Shibaura Institute of Technology, 2013: 2314-2322.