

基于复杂网络的产品形态意象与要素挖掘方法

苏建宁^a, 苏玉姣^a, 张志鹏^b, 李雄^b, 邱凯^b

(兰州理工大学 a 设计艺术学院 b 机电工程学院, 兰州 730050)

摘要: **目的** 在大数据时代背景下, 为有效利用在线评论信息及准确地掌握用户对产品设计的感性意象需求, 挖掘产品形态核心要素, 提出 1 种基于复杂网络的产品形态意象与要素挖掘方法。**方法** 首先, 爬取产品的在线评论信息, 经语言处理获得候选感性意象节点集合, 使用相关性计算构建出产品形态意象网络; 然后, 应用复杂网络中心性理论, 对网络进行拓扑分析, 计算度中心性、接近中心性、介数中心性和相应的特征权重, 获得各意象节点的综合中心性特征值, 经方差计算, 获得节点的灵敏性特征值; 接着, 按意象 Kano 模型划分节点类型, 经社团分析进行意象解耦, 获得产品设计目标意象、应用意象熵、计算目标意象的综合值; 最后, 建立多意象加权驱动的产品形态要素挖掘方法, 应用复杂网络及其分析方法获得核心要素, 进而指导形态设计。**结果** 以口红形态为研究对象, 运用基于复杂网络的产品形态意象与要素挖掘方法获得了“高端”“时尚”“精致”的目标意象, 并计算得到综合意象, 构建出口红形态要素网络, 经分析获得了 3 个核心要素。**结论** 通过实例验证, 该方法可获得更为客观、全面和准确的产品形态目标意象及核心要素, 将有效指导意象形态创新设计。

关键词: 产品设计; 在线评论; 感性意象; 形态要素; 复杂网络

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2023)16-0048-11

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2023.16.006

Product Form Image and Element Mining Method Based on Complex Network

SU Jian-ning^a, SU Yu-jiao^a, ZHANG Zhi-peng^b, LI Xiong^b, QIU Kai^b

(a. School of Design Art, b. School of Mechanical and Electrical Engineering,
Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

ABSTRACT: The work aims to propose a mining method for product form image and element based on complex network, so as to effectively use online reviews information, accurately grasp users' Kansei image needs for product design, and mine product form design elements under the background of big data era. Firstly, the online reviews of product were crawled. The candidate Kansei image node set was obtained by language processing. The correlation calculation was used to construct the image network of product form. Secondly, based on the centrality theory of complex network, the network topology was analyzed. The degree centrality, the closeness centrality and the betweenness centrality of the network were analyzed, and the weight of each centrality was calculated. The comprehensive centrality characteristic values of each image node were obtained. Through the variance calculation, the sensitivity characteristic values of nodes were obtained. Then, the comprehensive centrality and sensitivity were used to divide the node types according to the Image-Kano model. The images were decoupled through the community analysis. The comprehensive values of product design target image, applied image entropy and calculated target image were obtained. Finally, a mining method for product form elements driven by multi-image weighting was constructed. The complex network and its analysis method were applied to obtain the core elements, which could guide the form design. With the lipstick form as the example, the mining method for product form image and element based on complex network was used to get the "high-end", "fashionable" and "exquisite"

收稿日期: 2023-03-10

基金项目: 国家自然科学基金项目 (52165033)

作者简介: 苏建宁 (1974—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为感性工学、智能设计、产品创新设计。

target images and the comprehensive images were obtained through calculation. The network of lipstick form elements was constructed, and three core elements were obtained through analysis. Through the example verification, the method can obtain more objective, comprehensive and accurate product form target images and core elements, which will effectively guide the innovative design of image form.

KEY WORDS: product design; online reviews; Kansei image; form element; complex network

随着社会的发展和物质文明的进步,用户对产品的情感属性要求越来越高。产品所传递出的意象信息可唤起用户心理上的主观能动反应,增强对产品的认知体验,以满足用户的情感需求。设计定位的重要内容之一是用户的感性意象^[1],挖掘方法主要有心理认知测量法、文本挖掘法和生理反应测量法等^[2]。其中最普遍使用的是心理认知测量法,主要通过李克特量表展开调查,测量受试者对产品造型等因素的感性意象认知。在此基础上,运用因子分析、多维尺度分析法、K-means 聚类分析等统计方法将候选感性意象降维聚类,获得产品目标意象。然后,通过数量化 I 类、灰色关联法及 BP 神经网络等方法实现意象与设计要素的映射,从而指导设计。随着人工智能的发展,计算机视觉、自然语言处理、语义分析等进一步丰富了设计方法和技术,运用大数据优势^[3]探讨产品情感化设计难点、挖掘相关知识,将为设计提供有效指导。

1 相关研究及工作流程

当前电商平台发展迅速,用户对产品的在线评论量呈指数级增长,形成了丰富的自然语言信息,一些学者对其中的情感信息进行了提取和研究。RIAZ 等^[4]对短语进行情感分析,通过划分 3 个等级来确定每个短语的级别,使用关键字分析获得情感意象的得分,并计算术语的情感强度以确定其级别与频率的关系;RAHARDJA 等^[5]通过对产品的在线评论进行预处理,经 TF-IDF 和 K-medoid 算法分析,获得用户对产品的评价信息;卢兆麟等^[6]通过处理自然语言并表征汽车造型的隐性风格,以获得用户感性需求与塑造整车形象;RAY 等^[7]基于词典的情感分析方法,利用 Twitter API 分析数据中的用户情感;李少波等^[8]以线上评论为数据源,使用 TF-EPA 方法获得评论中的感性词,并结合产品参数构建映射模型,模拟用户心理评估机制以获得更合理的感性评价。因此,从在线评论的自然语言中可以更为客观地获取丰富的产品意象,有利于合理把握用户情感需求,从而精准指导产品设计的方向。

复杂网络在信息分析方面发挥着重要作用,利用网络可以表示数据的内在联系,进而有效挖掘其中的拓扑和功能关系^[9]。近年来,一些学者将复杂网络理论应用到产品设计研究中。刘肖健等^[10]建立色彩网络模型,提取纹样的色彩意象,开发配色辅助技术,用以重现传统纹样的色彩特征;李愚等^[11]通过建立汽车

设计要素网络和意象网络,并进行敏感性和节点度分析,识别出节点类型指导设计;张文召等^[12]构建 M-FGN 模型,研究了用户感性意象与产品形态基因的关系,以提高感性意象传达的准确度;刘华等^[13]识别基因优势耦合关系,并构建产品基因意象表达调控网络,经复杂网络及数理统计方法分析,获得产品 GIERN 知识。KÖNIGSEDER 等^[14]提出了 1 种基于复杂网络的语法转换图方法,通过网络表达语法规则与方案之间的关系分析,辅助确定方案的过程解;YANG 等^[15]应用复杂网络进行产品评价分析,以辅助确定每轮动态评价中的重要因素;苏建宁等^[16]用意象熵及意象认知权重,建立了满足用户、设计师和工程师 3 者情感需求的复合意象认知空间。感性意象作为产品设计输入的前端信息,活动于用户的情感思维之中,具有复杂性、主观性、模糊性和耦合性等特点^[17-18]。产品形态要素内部也存在复杂的联系,并且目标意象与要素间存在隐性的、不同程度的关联关系^[19],而应用复杂网络的中心性理论进行分析,可获得更全面的设计知识。

综上,从自然语义中挖掘情感意象和应用复杂网络理论进行分析,是当前产品设计领域研究的热点之一。现有研究主要对意象建立网络并进行分析,但选择意象节点时通常使用问卷调查法,时效性弱,选取的意象节点代表性欠佳。在意象网络拓扑分析中对信息利用不充分,意象类型划分不清晰,意象解耦分析还不够深入,获取目标意象的精准度还有待提升。此外,多意象与产品形态要素映射时,较少关注意象的协同驱动作用,导致获取的产品形态核心要素不够准确,且对要素网络分析不够全面。因此,基于复杂网络理论,选择在线评论中的意象为节点,构建产品形态意象网络,然后进行拓扑分析,定位产品设计的目标意象,并通过意象熵计算权重,建立并分析多意象加权驱动的产品形态要素网络,获取核心要素,进而指导形态设计。具体研究流程,见图 1。

2 构建产品形态意象网络

情感认知经用户心理加工,最终形成感性意象评价。不同的产品外观会产生相应的情感认知,是影响用户消费的重要因素。丰富的在线评论反映出用户对产品的多维度评价和潜在需求信息,从中提取出具有代表性的产品形态候选意象节点集合,用于构建产品形态意象网络。

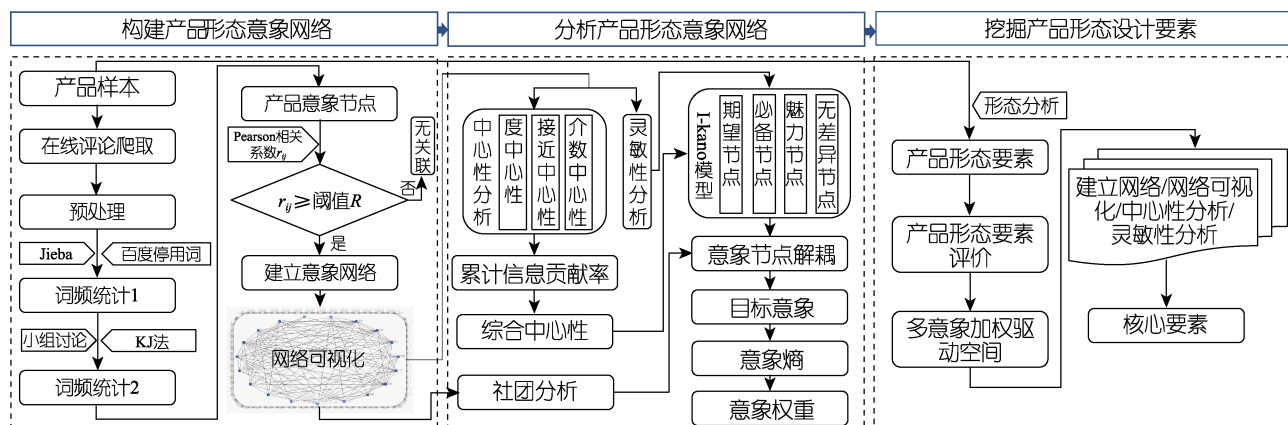


图 1 基于复杂网络的产品形态意象与要素挖掘方法研究流程

Fig.1 Flow chart of mining method for product form image and element based on complex network

2.1 获取在线评论数据

在线评论是用户在电商平台对产品切身体验的主动反馈,具有数据量大、内容丰富等特点,蕴含的信息更为客观、全面。在线评论以文本信息形式表现,主要包括事实和观点 2 大类,其中观点是对实体、事件及其属性的态度、判断和主观感受等^[5]。文本信息形式的数据分析包括情感分析,也称为意见挖掘,是对文本数据中表达观点的检测、提取和分类^[4],旨在利用分析评论了解用户的意见。

为了获取产品形态的候选意象,首先从企业网站、电商平台和广告宣传等渠道获取样本图片,通过 KJ 法和小组讨论筛选出典型样本;然后,从网络平台上爬取每个典型样本对应的评论,删除其中刷屏文字和与产品形态意象无关的描述信息,进行预处理;再根据语法规则在在线评论进行分析,使用 Jieba 分词器划分产品评论语料集的词性,添加中文停用词表以移除无关词,提取描述形态的意象词频;最后,对相近的意象统一归类,作为意象节点,词频为意象节点值,则获得的候选意象节点集 $V=\{v_1, v_2, \dots, v_n\}$, 其中 n 为节点数。

2.2 计算意象节点相关关系

产品形态意象网络的边表示意象节点间的关联性。由于 Pearson 系数 r_{ij} 可衡量变量间相关程度,因此用于构建网络的边^[11],见式(1)。

$$r_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^q (x_{im} - \bar{x}_i)(x_{jm} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{m=1}^q (x_{im} - \bar{x}_i)^2} \sqrt{\sum_{m=1}^q (x_{jm} - \bar{x}_j)^2}} \quad (1)$$

式中: r_{ij} 为 2 组意象节点的相关系数; x_{im} 和 x_{jm} 为第 m 个样本的第 v_i 和第 v_j 个意象节点值; $\bar{x}_i$ 和 $\bar{x}_j$ 为意象节点 v_i 和 v_j 的均值; q 为样本数, $m=1, 2, \dots, q$ 。当 r_{ij} 越接近 1 时表示意象间的正相关性越强;当 r_{ij} 的值越接近 0 时,则表示它们之间的正相关性越弱。

若 2 个意象节点之间的相关系数 r_{ij} 大于设定的阈值 R , 则建立 2 个意象节点之间的连边, r_{ij} 取值见式(2)。

$$r_{ij} = \begin{cases} r_{ij}, & r_{ij} \geq R \\ 0, & r_{ij} < R \end{cases} \quad (2)$$

据此针对节点集合 V 可建立产品形态意象网络,见图 2。

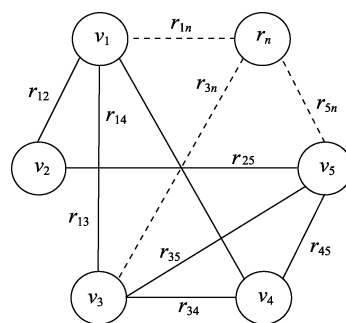


图 2 产品形态意象网络示意图

Fig.2 Schematic diagram of product form image network

3 定位产品形态目标意象

结合产品形态意象网络中节点的局部信息和所处的环境信息,进行网络拓扑分析。通过中心性和灵敏性特征分析,挖掘核心节点,并进行意象解耦定位。

3.1 分析中心性

中心性特征分析能够在结构复杂和规模庞大的网络中快速且准确地找到核心节点^[20],节点的中心性越强,代表该节点越重要。

产品形态意象是人类对产品形态产生的 1 种情感认知信息^[21],具有的复杂性、多样性、模糊性和耦合性,使得准确定位意象比较困难。产品形态意象网络因数据集来源于在线评论,会出现特殊值问题。因意象的耦合性使得网络中多个节点之间具有复杂的联系,部分意象是多个耦合意象之间最短路径上的节点,这些核心节点分析也是尤为重要。

基于产品形态意象网络的特性, 选用度中心性、接近中心性和介数中心性对产品形态意象网络进行综合分析。度中心性具有较好的鲁棒性, 有直观和计算过程简单的特点, 经常被运用于复杂网络数据分析中。但由于仅分析局部信息, 忽略节点在网络中所受的环境影响^[22], 且度中心性把邻居节点看作同等重要, 使得分析结果不够准确^[23]。而接近中心性可以减少特殊值的干扰, 介数中心性是全局变量, 能够计算耦合意象路径中核心节点对网络流的控制力^[22]。对产品形态意象网络中的 3 个中心性特征进行综合分析, 可更充分地利用网络的信息, 精准定位中心节点。

3.1.1 度中心性

在产品形态意象网络中, 度中心性 C_D 表示意象节点产生的直接影响力, 1 个节点所连接的节点数越多, 表示对相邻节点直接影响力越大, 具体计算见式(3)。

$$C_D(i) = \frac{k_i}{n-1} \quad (3)$$

式中: k_i 是节点 v_i 的度; $n-1$ 是节点可能的最大度值。

3.1.2 接近中心性

接近中心性 C_C 描述产品形态意象网络中节点到达其他节点的难易程度, 是网络中 2 个节点之间最短路径的平均距离, 接近中心性值越大表示该节点越重要, 具体计算见式(4)。

$$C_C(i) = \frac{n-1}{\sum_{j=1}^n d(i, j)} \quad (4)$$

式中: $d(i, j)$ 表示节点 v_i 到节点 v_j 的距离。

3.1.3 介数中心性

意象节点介数反映意象节点的作用或者影响力, 是 1 个全局变量。产品形态意象网络的介数中心性 C_B 描述了节点对信息流动的影响程度, 介数越大, 表示通过该节点的信息量越大, 表明该节点越重要, 具体计算见式(5)。

$$C_B(i) = \frac{\sum_{o < p} g_{op}(i)}{g_{op}(n-1)(n-2)/2} \quad (5)$$

式中: $g_{op}(i)$ 是从节点 v_o 和 v_p 之间经过节点 v_i 的最短路径条数; g_{op} 表示节点 v_o 和 v_p 之间总的最短路径。

3.1.4 综合中心性

度中心性、接近中心性和介数中心性对目标意象节点的影响程度不同, 可通过累计信息贡献率^[24]获得各中心性指标的权重 W_t , 具体计算见式(6)。

$$W_t = \frac{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(c_{it} - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{it} \right)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n c_{it}} \quad (6)$$

式中: c_{it} 表示节点 v_i 的第 t 个指标数据值, $t \in \{C_D, C_C, C_B\}$ 。

对权重 W_t 进行归一化处理获得标准化权重 W'_t , 综合中心性 C 是度中心性、接近中心性和介数中心性的特征值加权之和, 代表节点的综合重要程度, 具体计算见式(7)。

$$C(i) = W'_D C_D(i) + W'_C C_C(i) + W'_B C_B(i) \quad (7)$$

3.2 分析灵敏性

意象节点的灵敏性特征值大小代表着意象改变对产品整体形态评价的影响, 某个意象节点的灵敏性越高, 代表产品整体形态评价受该意象节点的影响越大。灵敏性 S_i 用节点的方差表示, 方差越大代表灵敏性越大, 具体计算见式(8)。

$$S_i = \frac{1}{q} \sum_{m=1}^q (x_{im} - \bar{x}_i)^2 \quad (8)$$

3.3 建立意象 Kano 模型

Kano 模型^[25]是 1 种对用户需求分类及排序的工具, 类型表示用户对产品不同层次的需求。基于 Kano 模型的分类型方式构建意象 Kano(Image-Kano, I-Kano) 模型, 区间表示用户对产品形态意象的需求程度, 获得的意象节点类型使得设计目标更为清晰, 为后续设计提供更明确的指导。

划分产品形态意象节点类型时, 将节点按特征值的大小排列, 处于前面的节点划分至高中心性或高灵敏性区间, 其余划分至低中心性或低灵敏性区间, 见图 3。

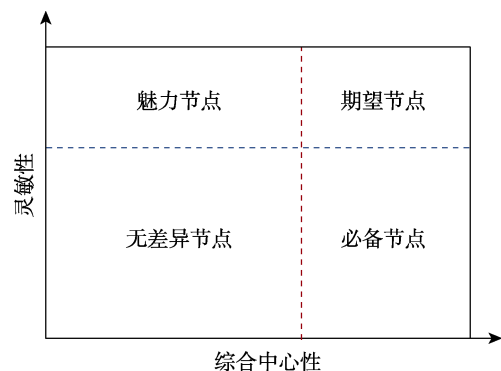


图 3 I-Kano 模型区间图

Fig.3 Interval diagram of Image-Kano model

1) 期望节点, 是高中心性和高灵敏性的节点, 是网络中最重要节点, 设计时该节点意象是优先目标。

2) 必备节点, 是高中心性和低灵敏性的节点, 该类节点与其他节点之间联系紧密, 是设计时的必需目标。

3) 魅力节点, 是低中心性和高灵敏性的节点, 该类节点意象可有效提升产品的满意度, 因此也是设计的目标之一。

4) 无差异节点, 是低中心性和低灵敏性节点, 该类节点对用户的评价及其他节点的影响都较小, 可不作为设计的主要目标。

3.4 确定产品形态目标意象

3.4.1 社团分析

现实中网络多为社团构成, 社团内部连接紧密, 具有较高的耦合性, 社团与社团之间只有少数节点有连接甚至无连接^[26]。网络的社团可由多种方法获得, 通过相关度阈值法识别产品形态意象网络中的社团, 利用公式 (2) 确定社团的数量及内部节点成员, 可进行意象解耦。

在实际的产品设计时, 抓住主要的意象便能够满足大部分的需求, 故在 I-Kano 模型 4 类节点中以期望节点为主, 以必备节点和魅力节点为辅, 并对这 3 个区间的节点解耦后, 即可定位最终目标意象。

3.4.2 意象权重

利用意象熵获取意象权重。意象熵源于信息熵, 是对意象信息稳定性的 1 种度量尺度。运用信息熵理论, 计算意象的信息量, 可用以表征意象系统的有序状态^[16]。

产品形态目标意象集合 $I_f = \{v_1, v_2, \dots, v_T\}$, 有 T 个目标意象, 其词频统计矩阵 T_1 , 见式 (9)。

$$T_1 = \begin{bmatrix} v_{11} & v_{11} & \cdots & v_{1T} \\ v_{21} & v_{22} & \cdots & v_{2T} \\ \vdots & \vdots & v_{mf} & \vdots \\ v_{q1} & v_{q2} & \cdots & v_{qT} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: v_{mf} 为第 m 个样本的第 f 个目标意象词频, $f = 1, 2, 3, \dots, T$ 。

为了减少用户对产品形态意象评价的误差, 将目标意象评价矩阵数据进行归一化处理, 得到矩阵 T'_1 , 并计算目标意象的概率, 见式 (10)。

$$P_{mf} = \frac{v'_{mf}}{\sum_{m=1}^q v'_{mf}} \quad (10)$$

式中: P_{mf} 为第 m 个样本的第 f 个目标意象概率; v'_{mf} 为第 m 个样本的第 f 个目标意象词频归一化后的值。

获得目标意象的概率 P_{mf} 后, 可获得目标意象的熵 I_f , 计算公式见式 (11)。

$$I_f = -h \sum_{m=1}^q P_{mf} \ln P_{mf} \quad (11)$$

式中: h 为常数; $h = 1 / \ln m$ 。

则各目标意象的权重 w_{mf} , 见式 (12)。

$$w_{mf} = \frac{1 - I_f}{\sum_{f=1}^T (1 - I_f)} \quad (12)$$

获得目标意象权重, 可用于构建多意象加权驱动的产品形态要素网络, 从而挖掘产品形态核心要素, 进而为设计提供指导。

4 挖掘产品形态核心要素

核心要素的获取是将用户意象映射到产品形态要素区域的过程, 有利于缩小设计范围, 提高用户对产品的满意度。

4.1 构建多意象加权驱动的产品形态要素网络

按形态分析法将产品形态分解成多个要素节点, 组成节点集合 $F = \{v_1, v_2, \dots, v_L\}$, L 为节点数。

定义 $F_{ml}^{v_f}$ 为第 f 个目标意象驱动下第 m 个样本的第 l 个形态要素的意象评价, 则所有被试者对形态要素的第 f 个目标意象评价矩阵 F_f , 见式 (13)。

$$F_f = \begin{bmatrix} F_{11}^{v_f} & F_{12}^{v_f} & \cdots & F_{1L}^{v_f} \\ F_{21}^{v_f} & F_{22}^{v_f} & \cdots & F_{2L}^{v_f} \\ \vdots & \vdots & F_{ml}^{v_f} & \vdots \\ F_{q1}^{v_f} & F_{q2}^{v_f} & \cdots & F_{qL}^{v_f} \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中: $l = 1, 2, 3, \dots, L$ 为设计要素。

对设计要素的各意象评价按权重计算, 获得设计要素的综合意象评价 F_1 , 从而获得多意象加权驱动空间, 见式 (14)。

$$F_1 = \sum_{f=1}^T w_{mf} F_{ml}^{v_f} \quad (14)$$

对形态要素的综合意象评价矩阵按公式 (1) 计算 Pearson 相关系数, 获得要素节点之间的相关关系, 从而建立多意象加权驱动的产品形态要素网络。

4.2 分析多意象加权驱动的产品形态要素网络

多意象加权驱动的产品形态要素网络经拓扑分析, 可从中提取核心要素节点, 提高形态的意象表现。

按公式 (3) — (7) 计算度中心性、接近中心性、介数中心性和综合中心性, 由公式 (8) 计算灵敏性。将节点的中心性值与灵敏性值按比例划分层级 (如图 4

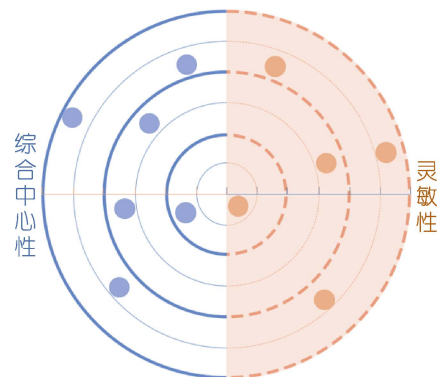


图 4 节点属性区域划分
Fig.4 Map of node attribute region division

所示), 依据值的大小标记位置。左边实线区域为节点的综合中心性, 右边虚线区域为节点的灵敏性, 越靠近圆心其属性值越高, 即该节点越重要。

通过掌握多意象加权驱动的产品形态核心要素, 以及核心要素与其他要素的相关关系, 缩小设计范围, 可指导意象形态设计。

5 实例研究

5.1 口红形态意象研究

口红作为提升女性气质的产品之一, 具有市场需求大、种类繁多的特点, 体现内在品质且符合用户情感需求的形态是吸引选购的主要手段。

从京东、淘宝和拼多多等大型购物平台中搜集并选取销量较高、评价较多口红样本, 并通过小组讨论、KJ 法分析筛选, 确定了 14 个典型样本, 见表 1。

口红是各大网络平台的热销产品之一, 评论非常丰富。从购物平台上爬取上述对应样本的评论, 删除“价格很美丽”“口红很滋润”“涂上不拔干”及连续刷屏文字等信息。使用 Jieba 进行分词, 使用百度停用词删除“他”“这个”“你”等代词, “虽然”“还

有”“就”等连词及“物流”“很快”“颜色”等与口红形态意象无关的词, 统计剩余词的词频。经小组讨论, 使用 KJ 法分析, 总结出 19 个意象节点及其词频。

应用公式 (1) 计算口红形态意象节点之间的 Pearson 相关系数 r_{ij} 。对有正相关的意象进行分析, 应用公式 (2) 构建口红形态意象网络, 见图 5。

应用公式 (3) — (5) 对口红形态意象网络进行中心性分析, 获得度中心性 C_D 、接近中心性 C_C 和介数中心性 C_B 。应用公式 (6) 计算各中心性指标的权重 W_i , 并经归一化处理获得 W'_i , 分别为 0.224、0.091 和 0.686。应用公式 (7) 计算综合中心性 C , 应用公式 (8) 计算节点的灵敏性 S_i , 结果见表 2。

由表 2 可知, 综合中心性 C 特征值较为均匀地分布在最小值 9.941 与最大值 33.694 之间, 根据一般的等级划分, 设定区间界限为最小与最大差值的 3 分之 2 处, 即 25.776。由此得到高中心性意象节点包括“时尚”“高端”和“大气”; 灵敏性 S_i 特征值分布非常离散, 极差大, 前 3 名显著高于其他节点, 因此设定高灵敏性节点为“精致”“高端”和“大气”, 据此形成的 I-Kano 模型, 见图 6。

表 1 口红样本
Tab.1 Lipstick samples

编号	01	02	03	04	05	06	07
样本							
编号	08	09	10	11	12	13	14
样本							

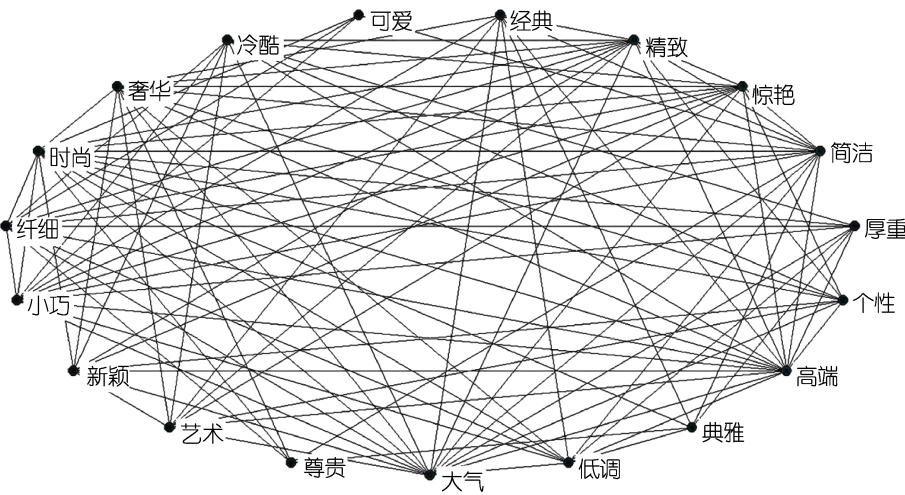


图 5 口红形态意象网络
Fig.5 Network of lipstick form images

表 2 口红形态意象网络分析
Tab.2 Network analysis of lipstick form images

要素节点	中心性			综合中心性 C	灵敏性 S_i
	度中心性 C_D	接近中心性 C_C	介数中心性 C_B		
精致	72.222	78.261	2.319	24.890	1 687.104
时尚	83.333	85.714	10.535	33.694	5.962
个性	50.000	66.667	0.287	17.464	96.863
惊艳	66.667	75.000	1.643	22.886	55.495
高端	83.333	85.714	4.265	29.392	980.841
新颖	50.000	66.667	0.287	17.464	19.209
冷酷	55.556	69.231	1.492	19.768	22.440
大气	83.333	85.714	4.265	29.392	189.104
奢华	66.667	75.000	4.409	24.783	3.978
小巧	66.667	75.000	3.196	23.951	35.170
厚重	44.444	64.286	1.380	16.752	44.995
典雅	33.333	60.000	1.177	13.734	1.104
简洁	66.667	75.000	3.782	24.353	4.923
可爱	22.222	54.545	0	9.941	2.841
尊贵	22.222	56.250	0.343	10.332	2.593
低调	55.556	69.231	1.395	19.702	1.978
艺术	50.000	64.286	0.579	17.447	63.456
经典	50.000	66.667	1.993	18.634	10.863
纤细	66.667	75.000	5.020	25.202	72.269

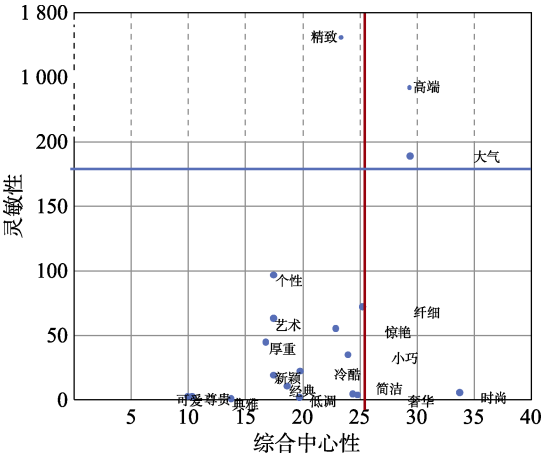


图 6 口红形态 I-Kano 模型区间图

Fig.6 Interval diagram of lipstick form Image-Kano model

对口红形态意象网络进行社团分析, 阈值过大或过小不利于识别有效的社团集合, 且当社团集合趋于稳定时, 节点之间的耦合关系趋于稳定。经反复试验, 当阈值 $R=0.85$ 时, 社团集合趋于稳定, 可得到节点之间较稳定的耦合关系, 结果如图 7 所示, 有 3 个较强耦合性的社团, 其余为独立节点。

1) 期望节点是“高端”“大气”, 表示用户更希望口红形态能呈现出“高端”“大气”这 2 个意象。社团分析中“高端”“大气”相关性高, 即这 2 个意象节点之间具有强耦合性, 需从中选择其一。因它们的中心性相同, 而“高端”较“大气”有更高的灵敏

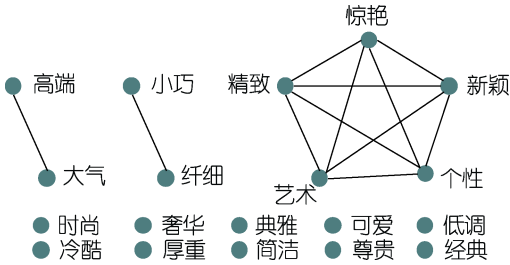


图 7 $R=0.85$ 的社团分析结果

Fig.7 Results of community analysis with $R=0.85$

性, 故选择“高端”为目标意象之一。

2) 必备节点是“时尚”, 表明口红形态意象中“时尚”是必需的。社团分析中“时尚”是独立节点, 所以直接选用。

3) 魅力节点包括“精致”, 表明“精致”意象的改变会明显影响用户对口红形态的意象评价。从社团分析可知, “精致”与“惊艳”“新颖”“个性”和“艺术”有强耦合性, 可作为这几个节点的综合体现。

综上分析, 口红形态的目标意象可定位为“高端”“时尚”“精致”, 在进行口红形态设计时需重点考虑这 3 个意象的体现。

应用公式 (9) — (12) 计算“高端”“时尚”“精致”的权重 w_{mf} , 结果如表 3 所示, 其中“精致”权重 (0.497) 最大, “高端” (0.217) 和“时尚” (0.287) 相对较小。

表 3 口红形态目标意象熵及权重
Tab.3 Entropy and weight of lipstick form target images

量	高端	时尚	精致
I_f	0.856	0.810	0.670
w_{mf}	0.217	0.287	0.497

5.2 挖掘多意象加权驱动的口红形态要素

将表 1 中的每个样本轮廓按形态分析法分解为 15 个要素, 具体见图 8。
结合访谈法与问卷调查法, 评价口红形态要素对

3 个目标意象的影响程度。共调查了 16 名设计师, 对调查结果应用公式 (13) — (14) 进行加权统计, 应用公式 (1) 计算各要素之间的相关性。对有正相关关系的要素进行分析, 构建口红形态要素网络, 见图 9。
应用公式 (3) — (5) 对多意象加权驱动的口红形态要素网络中心性分析, 应用公式 (6) 计算各中心性指标的权重 w_i , 并进行归一化处理, 获得 w'_i , 分别为 0.223、0.097 和 0.680。应用公式 (7) 计算综合中心性 C , 应用公式 (8) 计算节点的灵敏性 S_i , 结果如表 4 所示。

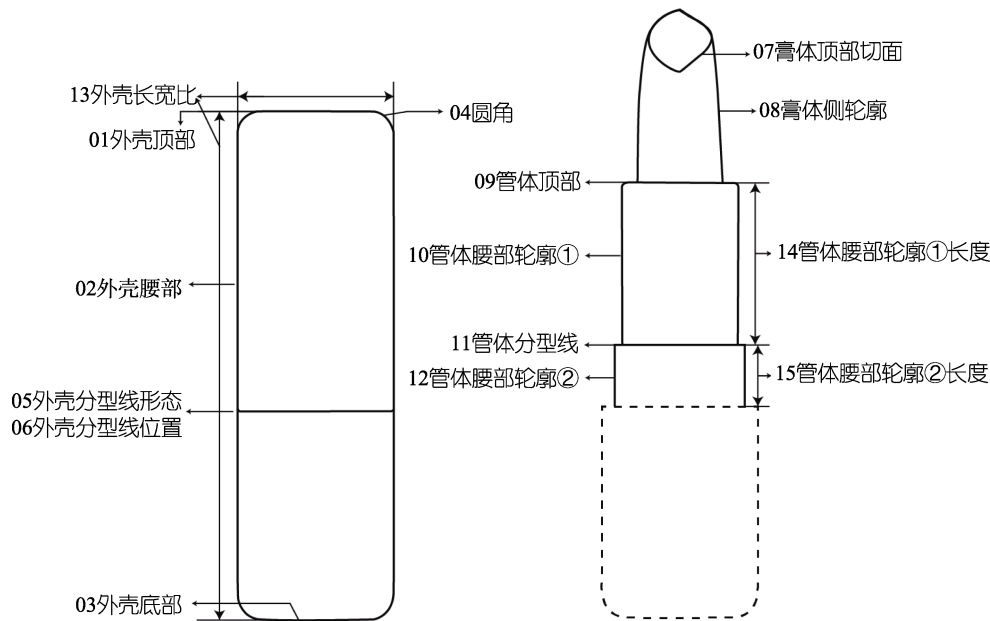


图 8 口红形态要素详解
Fig.8 Detailed explanation of lipstick form elements

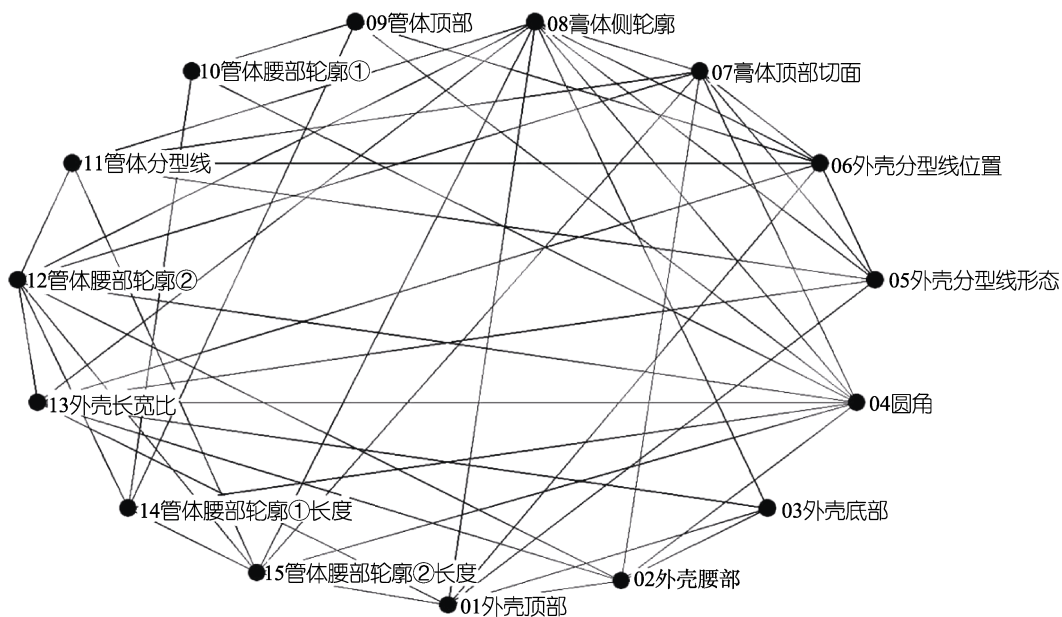


图 9 口红形态要素网络
Fig.9 Network of lipstick form elements

表 4 多意象加权驱动的口红形态要素网络分析
Tab.4 Network analysis of lipstick form elements driven by multi-image weighting

要素节点	中心性			综合中心性 C	灵敏性 S _i
	度中心性 C _D	接近中心性 C _C	介数中心性 C _B		
01 外壳顶部	50.000	63.636	3.709	19.845	0.226
02 外壳腰部	42.857	63.636	3.242	17.934	0.145
03 外壳底部	28.571	51.852	0.183	11.526	0.143
04 圆角	64.286	73.684	16.608	32.776	0.718
05 外壳分型线形态	42.857	58.333	0.952	15.863	0.503
06 外壳分型线位置	50.000	66.667	7.153	22.481	0.391
07 膏体顶部切面	57.143	70.000	4.461	22.566	0.069
08 膏体侧轮廓	71.429	77.778	9.488	29.925	0.061
09 管体顶部	28.571	56.000	3.179	13.965	0.174
10 管体腰部轮廓①	21.429	48.276	0	9.461	0.054
11 管体分型线	42.857	60.870	1.282	16.333	0.441
12 管体腰部轮廓②	57.143	70.000	5.488	23.265	0.291
13 外壳长宽比	57.143	70.000	5.769	23.456	0.031
14 管体腰部轮廓①长度	35.714	56.000	2.695	15.229	0.086
15 管体腰部轮廓②长度	50.000	66.667	5.021	21.031	0.400

按一般的等级划分,将形态要素节点按属性值大小划分为 3 个等级(加粗的界限),取前 3 分之 1 区域的节点作为核心要素节点,结果如图 10 所示。

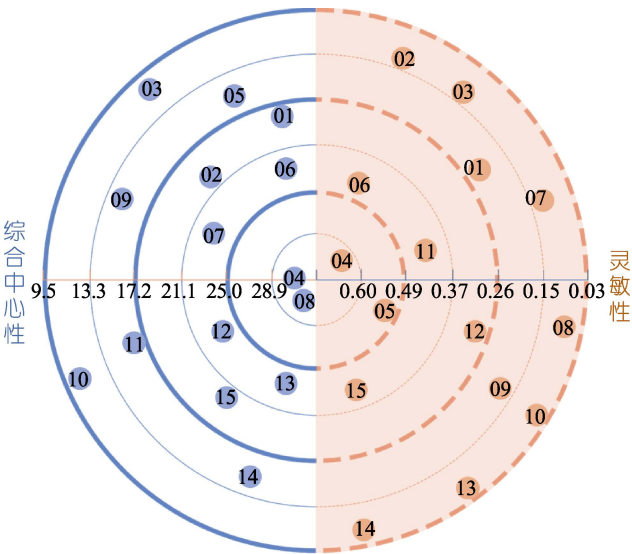


图 10 口红形态要素节点属性区域划分
Fig.10 Node attribute region division map of lipstick form elements

从图 10 可看出,04(圆角要素)、05(外壳分型线形态要素)和 08(膏体侧轮廓要素)是核心要素。为更好体现目标意象,后续设计时需对此 3 个要素进行重点分析与优化。

综合以上分析,对口红的圆角、分型线形态和口红膏体侧轮廓 3 个核心要素进行重点设计,方案效果见图 11。

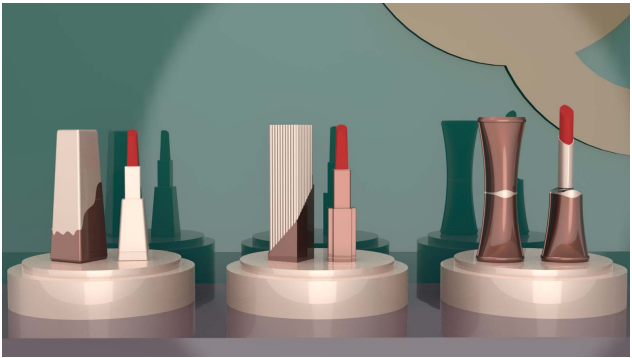


图 11 设计方案
Fig.11 Design scheme

对口红意象形态设计方案进行“高端”“精致”“时尚”综合目标意象表现程度及喜爱度的验证,设置 5 级量表,共调查 21 位设计师,结果如表 5 所示。

表 5 口红意象形态设计方案验证结果
Tab.5 Verification results of lipstick image form design scheme

方案	01	02	03
综合目标意象	3.286	4.286	3.762
喜爱度	3.476	4.095	3.619

从表 5 可知,3 个方案的意象表现程度与喜爱度均高于 3 分,表明研究方法具有一定的有效性和指导意义。

6 结论

为更加全面、准确地定位意象需求,挖掘形态核

心要素,指导产品意象形态创新设计,应用复杂网络和 I-Kano 模型,提出 1 种基于复杂网络的产品形态意象与要素挖掘方法,以口红为例验证了方法的有效性,主要结论如下。

1) 通过爬取产品丰富的在线评论,经语言处理,可更为客观地获得产品形态的候选意象及意象值,应用复杂网络理论构建产品形态意象网络,经拓扑分析网络特性、I-Kano 细分意象类型和社团分析解耦意象,可直观地展现意象的所属类型及重要程度,更加全面、精准地定位产品形态设计的目标意象。

2) 建立多意象加权驱动空间,构建形态要素网络并进行拓扑分析,挖掘核心要素,可更准确地将目标意象映射至核心要素,进而有效指导设计。

基于复杂网络的产品形态意象与要素挖掘方法具有一定的指导价值,后续将利用复杂网络探讨意象与材质、色彩方面的关系,以进一步增强辅助产品创新设计的完整性。

参考文献:

- [1] 李明,刘肖健.用户感性意象数据的可视化分析技术[J].机械设计,2021,38(4):123-128.
LI Ming, LIU Xiao-jian. Visualization Analysis Technology of User Perceptual Image Data[J]. Journal of Machine Design, 2021, 38(4): 123-128.
- [2] 陈金亮,赵锋.产品感性意象设计研究进展[J].包装工程,2021,42(20):178-187.
CHEN Jin-liang, ZHAO Feng. Review of Product Kansei Image Design[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(20): 178-187.
- [3] 刘永红,白翔天.面向智能交互产品的创意服务设计[J].包装工程,2022,43(24):20-27.
LIU Yong-hong, BAI Xiang-tian. Creative Service Design for Intelligent Interactive Products[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(24): 20-27.
- [4] RIAZ S, FATIMA M, KAMARN M, et al. Opinion Mining on Large Scale Data Using Sentiment Analysis and K-means Clustering[J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 7149-7164.
- [5] RAHARDJA U, HARIGUNA T, BAIHAQI W M. Opinion Mining on E-commerce Data Using Sentiment Analysis and K-medoid Clustering[C]//Twelfth International Conference on Ubi-media Computing. Bali: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2019: 168-170.
- [6] 卢兆麟,程若丹,石清吟,等.基于自然语言处理的汽车造型风格推导与评价[J].汽车工程,2016,38(5):553-560.
LU Zhao-lin, CHENG Ruo-dan, SHI Qing-yin, et al. Vehicle Styling Feature Derivation and Evaluation Based on Natural Language Processing[J]. Automotive Engineering, 2016, 38(5): 553-560.
- [7] RAY P, CHAKRABARTI A. Twitter Sentiment Analysis for Product Review Using Lexicon Method[C]//International Conference on Data Management, Analytics and Innovation. Pune: Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2017: 211-216.
- [8] 李少波,全华凤,胡建军,等.基于在线评论数据驱动的产品感性评价方法[J].计算机集成制造系统,2018,24(3):752-762.
LI Shao-bo, QUAN Hua-feng, HU Jian-jun, et al. Perceptual Evaluation Method of Products Based on Online Reviews Data Driven[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(3): 752-762.
- [9] 李泽荃,杨翌,刘嵘,等.复杂网络与机器学习融合的研究进展[J].计算机应用与软件,2019,36(4):10-28.
LI Ze-quan, YANG Zhao, LIU Rong, et al. A Review of Combining Complex Networks and Machine Learning[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(4): 10-28.
- [10] 刘肖健,曹愉静,赵露晞.传统纹样的色彩网络模型及配色设计辅助技术[J].计算机集成制造系统,2016,22(4):899-907.
LIU Xiao-jian, CAO Yu-jing, ZHAO Lu-xi. Color Networks of Traditional Cultural Patterns and Color Design Aiding Technology[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(4): 899-907.
- [11] 李愚,卢纯福,刘肖健,等.汽车外形设计的基因网络模型[J].计算机集成制造系统,2018,24(5):1249-1260.
LI Yu, LU Chun-fu, LIU Xiao-jian, et al. Gene Network Model of Automobile Styling Design[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2018, 24(5): 1249-1260.
- [12] 张文召,吕健,潘伟杰,等.多目标驱动的产品形态基因网络模型研究[J].图学学报,2019,40(2):335-343.
ZHANG Wen-zhao, LYU Jian, PAN Wei-jie, et al. Research on Model of Product Form Gene Network Driven by Multi-objective[J]. Journal of Graphics, 2019, 40(2): 335-343.
- [13] 刘华,卫文韬,李泽珩.面向多目标意象设计的产品基因调控网络构建方法[J].机械设计,2022,39(7):129-134.
LIU Hua, WEI Wen-tao, LI Ze-heng. Construction Method of Product Gene Regulatory Network for Multi-objective Image Design[J]. Journal of Machine Design, 2022, 39(7): 129-134.
- [14] KÖNIGSEDER C, STANKOVIC T, SHEA K. Improving Design Grammar Development and Application through Network-based Analysis of Transition Graphs[J]. Design Science, 2016, 2(5): 1-34.
- [15] YANG Y P, TIAN H L, JIAO S J. Product Design Evaluation Method Using Consensus Measurement, Network Analysis, and AHP[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2019, 1: 1-9.

- [16] 苏建宁, 张新新, 景楠, 等. 认知差异下的产品造型意象熵评价研究[J]. 机械设计, 2016, 33(3): 105-108.
SU Jian-ning, ZHANG Xin-xin, JING Nan, et al. Research on the Entropy Evaluation of Product Styling Image under the Cognitive Difference[J]. Journal of Machine Design, 2016, 33(3): 105-108.
- [17] 张书涛, 王世杰, 刘世锋, 等. 产品形态多意象蛛网靶决策模型[J]. 图学学报, 2022, 43(3): 548-557.
ZHANG Shu-tao, WANG Shi-jie, LIU Shi-feng, et al. Cobweb Grey Target Decision-making Model of Multi-kansei Image in Product Form[J]. Journal of Graphics, 2022, 43(3): 548-557.
- [18] 任英丽, 王子跃. 产品意象仿生设计中的耦合逻辑研究[J]. 机械设计, 2019, 36(8): 130-134.
REN Ying-li, WANG Zi-yue. Research on Coupling Logic in Bionic Design of Product Image[J]. Journal of Machine Design, 2019, 36(8): 130-134.
- [19] 李愚. 面向工业设计的产品基因网络模型研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2018.
LI Yu. Research on Product Gene Network Model for Industrial Design[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2018.
- [20] 郑志刚. 复杂系统的涌现动力学——从同步到集体运输[M]. 北京: 科学出版社, 2019.
ZHENG Zhi-gang. Emergence Dynamics in Complex Systems[M]. Beijing: Science Press, 2019.
- [21] 徐博群, 朱昱宁, 刘肖健, 等. 设计师与用户对产品意象的基因网络对比[J]. 包装工程, 2020, 41(8): 98-105.
XU Bo-qun, ZHU Yu-ning, LIU Xiao-jian, et al. Comparison of Product Image Gene Network between Designers and Users[J]. Packaging Engineering, 2020, 41(8): 98-105.
- [22] 任晓龙, 吕琳媛. 网络重要节点排序方法综述[J]. 科学通报, 2014, 59(13): 1175-1197.
REN Xiao-long, LYU Lin-yuan. Review of Ranking Nodes in Complex Networks[J]. Chinese Science Bulletin, 2014, 59(13): 1175-1197.
- [23] 阮逸润, 老松杨, 汤俊, 等. 基于引力方法的复杂网络节点重要度评估方法[J]. 物理学报, 2022, 71(17): 292-303.
RUAN Yi-run, LAO Song-yang, TANG Jun, et al. Node Importance Ranking Method in Complex Network Based on Gravity Method[J]. Acta Physica Sinica, 2022, 71(17): 292-303.
- [24] 陈洪海. 基于信息可替代性的评价指标筛选研究[J]. 统计与信息论坛, 2016, 31(10): 17-22.
CHEN Hong-hai. Study of Evaluation Indices Screening Based on Information Substitutability[J]. Journal of Statistics and Information, 2016, 31(10): 17-22.
- [25] 王军, 刘思邑. 采用在线评论文本驱动的产品设计方法[J]. 机械设计与研究, 2022, 38(4): 1-5.
WANG Jun, LIU Si-yi. Research on Product Design Method by Online Review Text Driven[J]. Machine Design & Research, 2022, 38(4): 1-5.
- [26] 胡金亮, 吴瑞红. 基于复杂网络社团分析开展叶天士温病医案症药规律的研究[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2021, 23(9): 3210-3216.
HU Jin-liang, WU Rui-hong. Research on the Pattern of Prescription and Syndrome in the Medical Records of Ye Tian-si's Febrile Diseases Based on Complex Network Community Analysis[J]. Modernization of Traditional Chinese Medicine and Materia Medica-World Science and Technology, 2021, 23(9): 3210-3216.

责任编辑: 蓝英侨