

基于神经网络的智能家居产品形态设计研究

摘要：**目的** 以感性工学理论为基础，探索人工神经网络在智能家居产品领域的应用方法。**方法** 以空气净化器作为研究对象，广泛搜集代表性的空气净化器造型图片以及感性词汇，采用语义差分法统计用户对于空气净化器造型的感性评价均值，并使用主成分分析法对其进行降维。基于形态分析法提取空气净化器造型的显著性设计元素，运用层次分析法计算各设计元素的相对权重。以样本设计元素权重编码作为输入层，用户的感性评价均值作为输出层，对 BP 神经网络模型进行训练。**结果** 针对训练完成的 BP 神经网络模型，采用留一交叉验证方法以及案例评估验证了预测模型的有效性。**结论** 该预测模型能够在产品研发的前期阶段有效地解决设计元素和感性意象之间的匹配问题，辅助设计人员做出合适的设计决策，为智能家居产品设计领域的开拓创新提供了有益的参考和指导。

关键词：智能家居产品；空气净化器；造型特征；感性意象；BP 神经网络

Research on the design of smart home product form based on neural network

Abstract: **Objective** Exploring the application of artificial neural networks in the field of smart home products based on perceptual engineering theory. **Methods** Using air purifiers as the research objects, a wide range of representative air purifier styling image samples and perceptual vocabulary were collected, and the mean value of users' perceptual evaluation of air purifier styling was counted using semantic difference method and dimensionality reduction was applied using principal component analysis. The significant design elements of the air purifier shape were extracted based on morphological analysis, and the relative weights of each design element were calculated using hierarchical analysis. The BP neural network model was trained using the sample design element weight codes as the input layer and the users' perceptual evaluation averages as the output layer. **Results** The validity of the prediction model was verified using the leave-one-out cross-validation method and case evaluation for the trained BP neural network model. **Conclusion** The prediction model can effectively solve the matching problem between design elements and perceptual imagery at the preliminary stage of product development, assisting designers to make appropriate design decisions and providing useful reference and guidance for pioneering innovation in the field of smart home product design.

KEY WORDS: Smart Home Products; Air Purifier; Stylistic features; Perceptual imagery; BP Neural Network

引言：随着人们生活水平的不断提高，消费者在选择商品时已经不再简单地满足于产品的功能性，而是更加注重个性化的消费体验，所以当下能够精准迎合消费者情感体验的产品设计逐渐成为市场竞争的关键。智能家居产品作为家庭的重要组成部分，已经受到了广泛的研究，如陈旭^[1]等通过构建 QFD/TRIZ 集成模型来探索老年人在智能家居产品交互方面的良好体验。汪天雄^[2]则通过运用模糊 Kano 模型深入挖掘用户需求，提出智能空气净化器的设计方案。可见当前的研究大多局限于人机交互和用户需求等方面，而缺乏对智能家居产品感性需求的关注。作为实现家庭功能的必需品，智能家居产品形态的个性化设计可以使其成为家庭装饰的重要元素，并直接影响消费者的生活体验。因此，在满足其基本功能的前提下，智能家居产品新的研发应该更多地关注消费者的感性需求，探索新的设计方案，以提升消费者的购买体验和生活品质。

感性工学作为探索人类感性体验和情感认知的学科，可以深入挖掘人们对于产品的感性意象并借助工学技术将其定量化地表达出来，在感性工学的研究过程中，神经网络技术被广泛的应用于各个领域，程永胜^[3]等通过研究提出一种基于神经网络的电动汽车造型意象预测模型，从而使电动汽车造型设计更符合目标用户认知。陈淑鑫^[4]等根据神经网络训练的结果预测出感性评价价值最大的茶几造型，提升了茶几产品设计的合理性。

刘月林^[5]等通过研究探索性的提出一种基于三角模糊和神经网络的造型设计方法,并将该方法应用于腰椎牵引器的造型设计中,证明了方法的有效性。以上研究表明,神经网络作为一种能够模拟人脑神经系统的计算模型,可以帮助研究者更加深入地理解和探索用户的情感认知。然而,在智能家居产品领域,神经网络的应用研究相对较少,因此有必要进一步探索神经网络在智能家居产品中的应用方法。

为此,本文针对智能家居产品领域的特点,选取空气净化器作为对象展开案例研究,以感性工学理论为基础,利用神经网络模型建立用户感性意象与产品设计要素之间映射关系,以空气净化器为例构建智能家居产品的造型意象预测模型,从而为智能家居产品的形态设计提供理论参考与指导。

1 理论基础与研究思路

1.1 人工神经网络

人工神经网络是基于模拟人类大脑的神经网络结构和功能而建立的一种信息处理系统^[6]。由于具备非线性、自适应性以及并行计算等特点,人工神经网络可以通过学习新知识来不断地完善自身的知识体系,在对于模式化的知识处理方面具有天然的优势^[7]。因此,作为一种基于模拟神经系统的计算模型,神经网络技术可以为情感化设计提供更加科学和高效的方法,在感性工学领域中具有广泛的应用前景,在感性意象的建模和评估工作中具有很大的应用潜力。

1.2 研究思路

本文基于感性工学的理论基础,通过利用神经网络的技术手段构建产品造型意象的预测模型,见图 1,其具体的研究思路如下:

- 1) 目标定位。确定研究对象。
- 2) 建立造型样本库。广泛收集有关的产品造型样本,并通过聚类分析法对造型样本进行筛选,从而确定代表性样本。
- 3) 提取造型因子。对样本造型进行特征元素解构,提取样本造型的特征设计元素,并利用层次分析法计算每个设计元素的相对权重。
- 4) 建立意象词汇库。广泛收集与产品有关的描述性词汇,初步筛选之后得到感性意象词汇库。
- 5) 感性意象评估。使用语义差分法和李克特七级量表制作调查问卷,调研得到目标产品的感性评价均值。
- 6) 主成分分析。使用主成分分析法得到代表性的感性意象词汇。
- 7) 构建 BP 神经网络模型。将编码后的样本造型元素作为 BP 神经网络的输入层,经过处理的感性评价均值作为输出层,通过对 BP 神经网络进行训练得到产品造型意象的预测模型。
- 8) 模型验证。采用留一交叉验证方法以及案例评估验证预测模型的准确性和可行性。

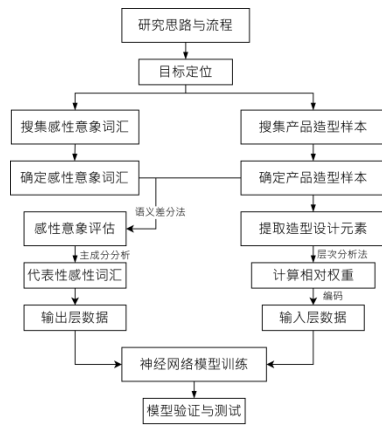


图 1 研究流程

Fig.1 Research process

2 造型特征和感性意象分析

2.1 目标定位

据统计，2023 年以来，我国已经经历了八次沙尘暴，波及 18 个省份，而室外环境的恶化也对室内的空气流通提出了严峻挑战，在这种情况下，空气净化器逐渐成为一种必不可少的家用电器。空气净化器的主要功能是净化室内空气，去除甲醛 PM2.5 等有害物质。目前市场上有许多不同品牌的空气净化器，经过长时间的发展，它们已经具备了较强的功能性，但是在设计上造型单一、风格类似的问题也日益凸显，导致这类产品缺乏创新和个性化，影响产品的美观度和使用体验。随着未来人们对室内空气质量和健康问题的关注度越来越高，空气净化器在智能家居产品中的地位也将进一步提升，因此，本文选择空气净化器作为对象展开案例研究，利用感性工学和神经网络技术对其形态设计方法进行探索，为智能家居产品的设计创新提供参考和指导。

2.2 建立产品造型样本库

通过线上的电商平台以及各大电器品牌的官网，对目前市场上畅销的空气净化器造型进行搜集，最终得到 96 张有效的造型图片，使用图像识别技术提取造型图片的关键特征，邀请 20 名工业设计专业的研究生组成焦点小组，根据不同的关键特征采用聚类分析法对 96 张图片进行分类，最终保留与聚类中心距离最近的 16 张空气净化器造型图片作为样本，并邀请 3 名工业设计专业的老师对聚类过程和结果进行检验和评估，以确保筛选结果的准确性，对筛选过后的 16 张空气净化器造型样本图片进行编码与细节处理，结果见表 1。


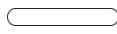



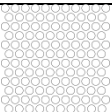
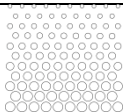
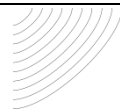
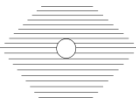


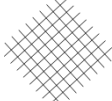

表 1 空气净化器代表性样本
Tab.1 Representative sample of air purifiers

Y1	Y2	Y3	Y4
			
Y5	Y6	Y7	Y8
			
Y9	Y10	Y11	Y12
			
Y13	Y14	Y15	Y16
			

2.3 提取产品特征设计元素

采用形态分析法将产品的造型特征解构为不同的设计元素，通过分析相关品牌的产品设计报告，在与焦点小组进行讨论过后，确定出最能体现空气净化器造型特征的设计元素，包括外形轮廓、底座、进风口的位置和形状、出风口的位置和形状以及屏幕显示，根据产品不同的造型特征分别提炼每个设计元素下相应的设计类目并编码，见表 2。

表 2 设计元素分类编码表
Tab.2 Classification and coding table of design elements

设计元素	设计类目				
外形轮廓 (W ₁)	四方体 (C ₁₁)	圆柱体 (C ₁₂)	截面体 (C ₁₃)	不规则体 (C ₁₄)	
底座 (W ₂)	四角支撑型 (C ₂₁)	隐藏一体型 (C ₂₂)		分体独立型 (C ₂₃)	
进风口位置 (W ₃)	单侧面 (C ₃₁)	对向双侧 (C ₃₂)	三侧立体 (C ₃₃)	环绕型 (C ₃₄)	
进风口形状单元 (W ₄)	 圆形 (C ₄₁)	 长条形 (C ₄₂)	 三角形 (C ₄₃)	 椭圆形 (C ₄₄)	 矩形 (C ₄₅)
进风口单元排列方式 (W ₅)	 直线交错型 (C ₅₁)		 两端渐变型 (C ₅₂)		 弧线旋转型 (C ₅₃)
出风口位置 (W ₆)	位于顶部 (C ₆₁)			位于侧面 (C ₆₂)	
出风口形状 (W ₇)	 直线型 (C ₇₁)	 发散型 (C ₇₂)	 旋转型 (C ₇₃)	 交错型 (C ₇₄)	 环绕型 (C ₇₅)
屏幕显示 (W ₈)	位于正面 (C ₈₁)	位于顶部 (C ₈₂)	圆形 (C ₈₃)	方形 (C ₈₄)	

2.4 设计元素权重计算

根据上述分析结果可知，空气净化器的形态特征由许多不同的设计元素和类目所组成，而不同的设计元素对其造型意象的影响程度也存在着差异，因此为了筛选空气净化器的主要和次要设计元素，研究采用层次分析法计算各个设计元素之间的相对权重值，从而将不同设计元素相对空气净化器造型意象的重要程度进行量化。

采用层次分析法计算空气净化器形态中各设计元素的相对权重，首先需要将表 2 中的设计元素 W₁, W₂, ..., W₈ 进行两两比较，并使用九级标度法^[8]对其进行打分，为了确保结果的准确性，该过程邀请 10 名工业设计专业的老师、3 名设计公司的资深产品设计师以及 5 名有多年空气净化器使用经验的人员，最终根据打分结果构建比较判断矩阵，见表 3。

针对表 3 的比较判断矩阵，根据式 (1) 采用几何平均法求解权重向量，然后根据式 (2) 对结果进行归一化处理，从而得到各设计元素的相对权重值 W_i ，见表 3。为了检验结果的有效性，通过求解判断矩阵的最大特征值 λ_{\max} ，对判断矩阵进行一致性检验。经计算求得 λ_{\max} 值为 8.433，且 CR=0.044<0.1,通过一致性检验。

$$\bar{W}_i = \sqrt[n]{M_i} \tag{1}$$

$$W_i = \frac{\bar{W}_i}{\sum_{i=1}^n \bar{W}_i} \tag{2}$$

表 3 判断矩阵及其权重

Tab.3 Judgment matrix and its weights

造型特征	W ₁	W ₂	W ₃	W ₄	W ₅	W ₆	W ₇	W ₈	W _i
W ₁	1	3	5	3	2	3	2	5	0.2776
W ₂	1/3	1	2	2	1/2	2	1/2	3	0.1127
W ₃	1/5	1/2	1	1/2	1/3	1/2	1/3	2	0.0540
W ₄	1/3	1/2	2	1	1/3	3	2	3	0.1127
W ₅	1/2	2	3	3	1	3	2	5	0.2081
W ₆	1/3	1/2	2	1/3	1/3	1	1/3	2	0.0651
W ₇	1/2	2	3	1/2	1/2	3	1	3	0.1312
W ₈	1/5	1/3	1/2	1/3	1/5	1/2	1/3	1	0.0385
$\lambda_{\max} = 8.433$					CR=0.044				

2.5 建立感性意象词汇库

通过分析电商平台中各品牌空气净化器的商品详情说明和消费者的有关评论，同时阅读相关文献和书籍，广泛搜集与空气净化器造型相关的描述性词汇，最终初步整理出 47 个感性词汇，对搜集到的感性词汇进行分类与整理，删去其中意思比较接近或出现频率比较低的词汇，然后将剩余的词汇进行正反义词组合配对，最终确定出 6 组具有代表性的感性意象词汇，见表 4。

表 4 感性词汇
Tab.4 Perceptual phrases

序号	感性词汇
1	简约的-复杂的
2	优雅的-粗俗的
3	清新的-沉闷的
4	现代的-传统的
5	时尚的-过时的
6	精致的-粗糙的

2.6 感性意象评估

研究采用语义差分法对空气净化器造型的感性意象进行评估，利用 7 级李克特量表制作调查问卷，将“简约的”、“优雅的”、“清新的”、“现代的”、“时尚的”、“精致的”分值设为正数，被测者可以根据自己的主观感受做出评价。面向目标群体广泛发放网络问卷，最终回收有效问卷 75 份，导入 SPSS 软件进行问卷的信度分析，得出 *Cornbach's α* 值为 0.943，说明问卷具有较好的信度，经过计算后得到代表性样本的感性评价均值，见表 5。

表 5 感性评价均值
Tab.5 Average value of perceptual evaluation

样本编号	简约的-复杂的	优雅的-粗俗的	清新的-沉闷的	现代的-传统的	时尚的-过时的	精致的-粗糙的
Y1	1.05	1.04	1.02	0.94	1.07	1.12
Y2	1.02	0.82	0.71	0.88	0.74	0.95
Y3	0.98	0.91	1.07	0.85	0.96	0.86
...
Y14	0.98	0.75	0.73	0.96	0.85	0.94
Y15	1.02	0.97	0.99	1.03	1.05	1.09
Y16	0.95	1.03	1.02	0.97	0.89	0.96

2.7 主成分分析

研究采用主成分分析法对数据进行降维，通过提取最具代表性的成分因子，使用少数几个主成分尽可能地解释所有变量的信息^[9]。首先进行 KMO 和 Bartlett 检验，结果见表 6。可见 KMO 效度分析值为 $0.81 > 0.5$ ，Bartlett 球形检验的显著性 P 值为 $0.000 < 0.05$ ，说明各变量之间存在相关性，可以进行主成分分析^[10]。

表 6 KMO 和 Bartlett 检验
Tab.6 KMO and Bartlett test

KMO值		0.81
Bartlett球形度检验	近似卡方	91.482
	df	15
	P	0.000

然后通过主成分分析法对公因子进行提取，并计算得出主成分对于变量解释的贡献率，结果见表 7。可见存在两个因子的特征值大于 1，且对变量解释率的累计贡献率为 89.446，说明两个主成分中包含了相关指标中的大部分信息。使用最大方差旋转法进行旋转，从而找出因子和研究项的对应关系，结果见表 8，根据表中数据，分别在两个主成分中选取相关性值最大的“简约的-复杂的”“现代的-传统的”两组词汇作为研究后续的关键感性词汇。

表 7 总方差解释
Tab.7 Total variance explained

成分	旋转前方差解释率			旋转后方差解释率		
	特征根	方差解释率 (%)	累计方差解释率 (%)	特征根	方差解释率 (%)	累计方差解释率 (%)
1	4.898	81.637	81.637	275.039	45.84	45.84
2	1.469	7.809	89.446	261.637	43.606	89.446
3	0.28	4.664	94.11			
4	0.212	3.532	97.642			
5	0.103	1.711	99.353			
6	0.039	0.647	100			

表 8 旋转后的因子载荷系数表
Tab.8 Table of factor loading coefficients after rotation

感性词组	因子1	因子2
简约的-复杂的	0.865	0.321
优雅的-粗俗的	0.836	0.476
清新的-沉闷的	0.779	0.524
现代的-传统的	0.373	0.893
时尚的-过时的	0.449	0.862
精致的-粗糙的	0.597	0.687

3 空气净化器造型意象预测模型构建

3.1 神经网络模型的选择

根据空气净化器的整体造型特点，研究选用含有隐藏层的反向传播（Back-propagation, BP）神经网络模型进行感性意象研究^[11]。BP 神经网络是一种按照误差逆转传播算法进行训练的多层前馈网络，一般用于解决变量和目标之间的非线性问题^[12]。其标准的学习算法公式为^[13]：

ΔW(n)=η∂E∂x(n−1)+αΔW(n−1) (3)

式中：W 为权值；η为学习速率；E 为误差；n 为样本数；α 为惯性因子。

BP 神经网络的结构一般由三层前馈网络组成，即输入层、输出层以及隐含层，见图 2。其网络训练包括正向和反向两个传播过程，通过两个传播方向的反复执行，不断地调整隐含层的权值，直至最终产出符合训练要求的神经网络模型。

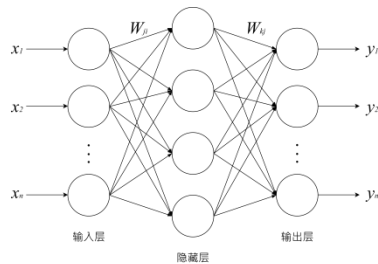


图 2 BP 神经网络结构模型
Fig.2 BP neural network structural model

3.2 BP 神经网络模型参数设定

1) 输入层。将空气净化器造型样本库中的 16 个样本作为训练样本。假设每个训练样本中有 m 个设计元素，在 x 个样本中，每个设计元素又包括 n 个设计类目，且共有 $P = \sum_{j=1}^m n$ 个设计类目。则在第 x 个样本中，第 i 个设计元素的第 j 个设计类目应为：

δx(i,j)=⎧⎩1 第x个样本中第i个项目的定性数据为j类目时
0 其他

根据上式对设计元素进行编码，其中“1”表示该样本中具备设计元素下的类目属性，“0”代表该样本无设计元素下的类目属性，从而得出训练样本的设计元素编码见表 9。由于空气净化器中各设计元素的重要性存在较大的差异，因此将原始编码数据分别乘以相应的设计元素权重值，即可得到最终 BP 神经网络的输入数据，结果见表 10。

表 9 设计元素编码
Tab.9 Design element coding

训练样本	设计元素							
	W1	W2	W3	W4	W5	W6	W7	W8
Y1	0010	001	0001	10000	010	10	00001	0101
Y2	0100	010	0001	00100	100	10	10000	0110
Y3	1000	010	1000	10000	100	10	01000	0101
...			
Y15	0100	010	0001	10000	010	10	00100	1010
Y16	1000	100	0100	01000	100	10	11000	1001

表 10 转换后设计元素权重编码
Tab.10 Converted design element weighting codes

训练样本	设计元素权重								
	W1	...				W8			
Y1	0	0	0.2776	0	0	0.0385	0	0.0385	
Y2	0	0.2776	0	0	0	0.0385	0.0385	0	

Y3	0.2776	0	0	0	0	0.0385	0	0.0385
...		...			⋮		...	
Y15	0	0.2776	0	0	⋮	0.0385	0	0.0385
Y16	0.2776	0	0	0	⋮	0.0385	0	0.0385

2) 隐含层。由上文可知，空气净化器的形态特征包含有 30 个设计类目，则 BP 神经网络的输入层节点数为 30。空气净化器的感性意象词汇数量为 2，则 BP 神经网络的输出层节点数为 2。根据式 (5) 可以确定出隐含层神经元节点的数量范围为 $p \leq 12$ ，然后利用试凑法确定出最佳取值^[14]。通过逐次试验得出隐含层节点数量为 4 时最为合适，其相应的误差值最小。

$$p \leq \sqrt{l \times (q + 3)} \quad (5)$$

其中 p 表示隐含层节点数量； l 表示输入层节点数量； q 表示输出层节点数量。

3) 输出层。将感性评价均值作为 BP 神经网络的输出数据，详见表 5。

通过上述分析，最终确定出输入层、隐含层、输出层节点数分别为 30、4、2 的 BP 神经网络结构及其相关数据，具体结构如图 3 所示。

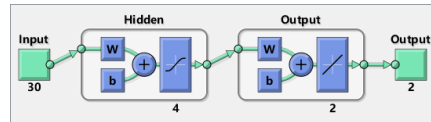


图 3 BP 神经网络结构图
Fig.3 BP neural network structure diagram

3.3 BP 神经网络模型训练

研究基于 Matlab R2018b 搭建 BP 神经网络模型，以设计元素的权重编码作为输入数据，以训练样本的感性评价均值作为输出数据，设置误差值为 0.01，采用 trainlm 优化算法对神经网络进行训练，其训练结果见图 4。

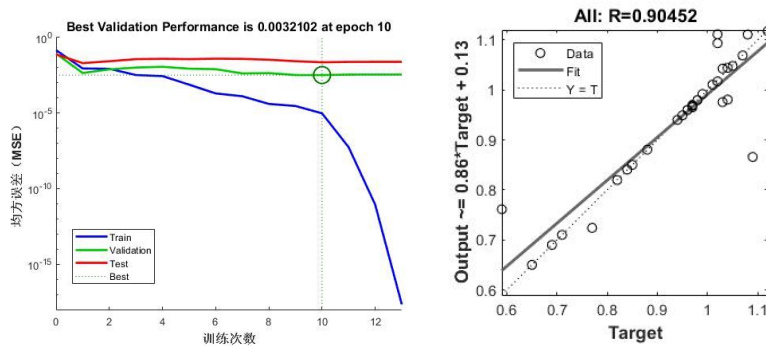


图 4 BP 神经网络模型训练结果
Fig.4 Training results of BP neural network model

由上图结果可知，当 BP 神经网络迭代次数为 10 时，完成训练目标，其最佳误差表现为 0.0032102，满足训练误差要求，而且训练输出的预测值与实际值的相关系数 $R=0.90452$ ，表明该神经网络模型具有较好的精度以及可行性。

3.4 BP 神经网络模型测试

为了有效验证 BP 神经网络模型的预测精度，需要对其进行测试。由于该研究的样本数量有限，使用传统的测试方法将其划分为训练集和测试集会相应的训练数据不足。因此为了对样本数据进行充分利用，研究选择留一交叉验证法^[15]作为 BP 神经网络模型的测试方法^[3]，这种方法将数据集中的 16 个样本依次作为预

测样本，通过 16 次交叉验证分别得出每个样本的感性预测值，然后将其与实际的感性均值进行比较且计算出相对误差，其结果见表 11。测试结果表明，预测模型的输出值与实际值的相对误差较小，结合 BP 神经网络模型的训练结果，可知该神经网络模型的有效性以及精度较好，可以很好的用于空气净化器造型的感性意象预测。

表 11 预测模型输出结果对比
Tab.11 Comparison of predictive model outputs

感性词组	数据误差	Y1	Y2	Y3	...	Y14	Y15	Y16
简约的-复杂的	预测值	1.0479	1.0172	0.9798	...	0.9795	1.0935	0.9492
	相对误差	0.0021	0.0028	0.0002	...	0.0005	-0.0735	0.0008
现代的-传统的	预测值	0.9401	0.8805	0.8501	...	0.9601	0.9756	0.9682
	相对误差	0.0001	0.0005	0.0001	...	0.0001	0.0544	0.0018

3.5 案例应用

利用训练完成的 BP 神经网络模型能够对空气净化器的形态创新进行感性意象预测。为此，本文邀请设计公司的资深设计师以“简约的”和“现代的”为设计目标，结合不同设计元素和设计类目之间的搭配组合进行空气净化器的造型创新设计，经过设计师的反复演练与推敲，最终生成两个设计方案并进行建模与渲染输出，其结果见图 5。提取两款设计方案的设计元素编码，将其作为输入层数据导入训练完成的 BP 神经网络模型，分别得到两款方案在两组感性意象词汇下的预测值，见表 12。为了对预测结果进行检验，采用语义差分法制作调查问卷，邀请 20 名有多年空气净化器使用经验的用户分别对两个方案进行评价，经过计算后得出均值，见表 12。结果显示，方案一更能体现“简约的”造型意象，方案二的造型意象更偏向于“现代的”，同时经过 BP 神经网络模型输出的预测值与实际的调研数据基本一致，这也表明该预测模型可以有效地在前期阶段较好的辅助设计人员做出合适的设计决策，提升设计效率。

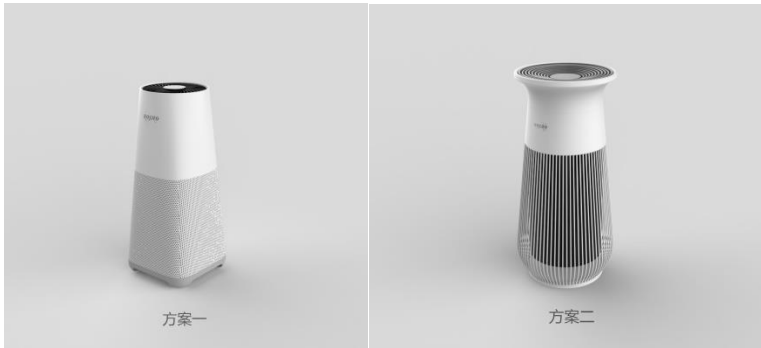


图 5 设计方案
Fig.5 design scheme

设计方案	数据	简约的-复杂的	现代的-传统的
方案一	预测值	1.0324	0.9865
	实际值	1.05	0.97
方案二	预测值	0.8103	1.0125
	实际值	0.79	1.01

4 结语

研究以空气净化器作为研究对象，以感性工学理论为基础，选用 BP 神经网络模型进行感性意象研究，通

过使用语义差分法得到用户对于空气净化器造型意象的感性评价均值,运用主成分分析法对数据进行降维后,将其作为BP神经网络模型的输出层数据。提取空气净化器的典型设计元素,通过采用层次分析法计算各设计元素的相对权重并结合训练样本对其进行编码,得到BP神经网络的输入层数据。根据各部分的参数对BP神经网络模型进行训练,从而完成空气净化器的造型意象预测模型的构建,最后通过留一交叉验证方法以及设计案例有效验证了该预测模型的可行性,证明了该预测模型在前期设计阶段的辅助性作用,为空气净化器的创新设计提供了新的理论指导。

参考文献:

- [1] 陈旭,薛垒.基于QFD/TRIZ的适老化智能家居产品交互设计研究[J].包装工程,2019,40(20):74-80.
Chen Xu, XUE Lei. Interaction Design of Elderly-oriented Intelligent Home Products Based on QFD/TRIZ[J]. Packaging Engineering, 2019, 40(20): 74-80.
- [2] 汪天雄.基于模糊Kano模型的智能空气净化器设计研究[J].机械设计,2017,34(02):122-125.
WANG Tian-xiong. Design and research of smart air purifier based on fuzzy Kano model[J]. Journal of Machine Design, 2017, 34(02): 122-125.
- [3] 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(04):1135-1145.
CHENG Yong-sheng, XU Xiao-qi, CHEN Guo-qiang, et al. Image prediction model of electric vehicle based on neural network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(04): 1135-1145.
- [4] 陈淑鑫,李精宇,张宏斌,等.基于BP神经网络的个性化多功能茶几设计研究[J].包装工程,2022,43(18):247-254.
CHEN Shu-xin, LI Jing-yu, ZHANG Hong-bin, et al. Personalized Multifunctional Tea Table Design Based on BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2022, 43(18): 247-254.
- [5] 刘月林,王习羽,王剑.基于三角模糊和BP神经网络的产品意象造型设计[J].包装工程,2021,42(14):185-193.
LIU Yue-lin, WANG Xi-yu, WANG Jian. Product Image Modeling Design Based on Triangular Fuzzy and BP Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(14): 185-193.
- [6] 苏建宁,王鹏,张书涛,等.产品意象造型设计关键技术研究进展[J].机械设计,2013,30(01):97-100.
SU Jian-ning, WANG Peng, ZHANG Shu-tao, et al. Review of key technologies of product image styling design[J]. Journal of Machine Design, 2013, 30(01): 97-100.
- [7] 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(03):8-13.
LUO Shi-jian, PAN Yun-he. Review of theory, key technologies and its application of perceptual image in product design[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007(03): 8-13.
- [8] 杨静.基于KANO-AHP模型的陕西汉唐旅游纪念品需求指标评价[J].包装工程,2017,38(04):239-247.
YANG Jing. Evaluation on Demand Indexes of Tourist Souvenirs at Shaanxi Han Tang Scenic Spot Based on KANO-AHP Model[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(04): 239-247.
- [9] 曹玉姝,崔庆康,项松.基于感性工学的通用飞机涂装设计方法研究[J].包装工程,2023,44(02):48-55.
CAO Yu-shu, CUI Qing-kang, XIANG Song. General Aircraft Painting Scheme Design Method Based on Kansei Engineering[J]. Packaging Engineering, 2023, 44(02): 48-55.
- [10] 傅洪发.基于感性工学的汽车仪表板设计研究[D].长春工业大学,2022.
FU Hong-fa. Research on the Design of Automobile Dashboard Based on Kansei Engineering[D]. Changchun University of Technology, 2022.
- [11] 周美玉,李倩.神经网络在产品感性设计中的应用[J].东华大学学报(自然科学版),2011,37(04):509-513.
ZHOU Mei-yu, LI Qian. Application of Neural Network in Kansei Design[J]. Journal of Donghua University(Natural Science), 2011, 37(04): 509-513.
- [12] 尹磊,黄黎清,李明珠.基于人工神经网络的电动汽车前大灯意象造型设计研究[J].包装工程,2021,42(20):159-166.
YIN Lei, HUANG Li-qing, LI Ming-zhu. Image Modeling Design of Electric Vehicle Headlight Based on Artificial Neural Network[J]. Packaging Engineering, 2021, 42(20): 159-166.
- [13] 韩力群.人工神经网络理论、设计及应用[M].北京:化学工业出版社,2007.
HAN Li-qun. Artificial Neural Network Theory, Design and Applications[M]. Beijing: Chemical Industry Press, 2007.
- [14] 孙利,覃忠志,张硕,等.基于神经网络和象元理论的轮毂形态设计研究[J/OL].包装工程:1-18[2023-04-25].
SUN Li, QIN Zhong-zhi, ZHANG Shuo, et al. Research on product design based on neural network and pixel theory[J/OL]. Packaging Engineering: 1-18[2023-04-25].
- [15] 杨柳,王钰.泛化误差的各种交叉验证估计方法综述[J].计算机应用研究,2015,32(05):1287-1290+1297.

YANG Liu, WANG Yu. Survey for various cross-validation estimators of generalization error[J]. Application Research of Computers, 32(05): 1287-1290+1297.