

# 基于神经网络的产品文化符号意象认知评价方法研究

宗杰, 赵卫国, 张振江, 旭日昶  
(内蒙古工业大学, 呼和浩特 010051)

**摘要:** **目的** 利用神经网络建立产品文化符号特征元素与意象认知的映射关系, 将文化符号的特征元素与用户的感知意象相关联。**方法** 首先, 收集意象认知词汇, 通过焦点小组选择符合整体意象认知的词汇, 根据词频统计提取核心语义词汇; 然后, 利用里克特量表法针对测试样本进行核心语义词汇符合程度评价, 并对语义核心词汇进行主成分分析, 提取主成分权重系数, 得到测试样本的综合意象评价值; 最后, 运用神经网络工具箱将特征元素与综合意象评价值进行映射关系分析。**结果** 将抽样数据与神经网络得出的数据进行对比验证, 数值基本接近, 将全部随机变量输入神经网络得到综合意象评价值最高和最低的特征元素组合, 剔除相关性弱的特征元素。**结论** 通过基于神经网络的产品文化符号意象认知的评价方法可以建立文化符号特征元素与综合意象评价认知的映射关系, 得到相关性强的特征元素, 为运用理性的思维设计出满足用户文化需求的产品提供了数据与图形结构参考。

**关键词:** 神经网络; 感性工学; 产品文化符号; 意象认知

**中图分类号:** TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)08-0261-07

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.08.035

## Image Cognitive Evaluation Method of Product Cultural Symbols Based on Neural Network

ZONG Jie, ZHAO Wei-guo, ZHANG Zhen-jiang, XU Ri-ga  
(Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010051, China)

**ABSTRACT:** The neural network is used to establish the mapping relationship between the characteristic elements of product cultural symbols and image cognition, and the characteristic elements of cultural symbols are associated with the user's perceived images. We first collected the image cognitive vocabularies, selected the vocabularies that conform to the overall image cognition through focus group, and extracted the core semantic vocabulary according to the word frequency statistics, then used the Likert scale method to evaluate the core semantic vocabulary conformance of the test sample. The vocabulary was subjected to principal component analysis, and the principal component weight coefficients were extracted to obtain the comprehensive image evaluation value of the test sample. Finally, a neural network toolbox was used to analyze the mapping relationship between the feature elements and the comprehensive image evaluation value. The sample data and the data obtained by the neural network are compared and verified, and the values are basically close. All random variables were input into the neural network to obtain the combination of the highest and lowest feature elements with comprehensive image evaluation values, and the feature elements with weak correlation were eliminated. Through the evaluation method of product cultural symbol image cognition based on neural network, the mapping relationship between cultural symbol characteristic elements and comprehensive image evaluation cognition can be established, and feature elements with strong correlation can be obtained, which can be used to design rational thinking to meet the user's cultural needs. The product provides a reference for data and graphical structure.

**KEY WORDS:** neural network; Kansei engineering; product cultural symbol; image cognition

收稿日期: 2020-12-09

作者简介: 宗杰(1993—), 女, 山东人, 内蒙古工业大学硕士生, 主攻设计学。

通信作者: 赵卫国(1972—), 男, 山西人, 硕士, 内蒙古工业大学教授, 主要研究方向为机械设计及理论。

认知心理学研究表明,人类通过视觉、触觉等生理器官对物体的形态会形成一定的心理感知,在大脑皮层中形成意象认知<sup>[1]</sup>。关于产品文化符号的意象认知是由人们心理层面上复杂的信息处理所得到的,是一种用户凭借着认知印象所做出的主观判断。感性工学是以用户感性需求的量化研究为基础达到设计元素的合理映射<sup>[2]</sup>,并可以建立产品要素与用户感性意象之间的相关性对产品设计进行指导<sup>[3]</sup>,为了表示意象与特征之间的关系常使用非线性神经网络建立逻辑关系<sup>[4]</sup>。神经网络是一种基于一定的历史数据,通过训练可以得到数据中的隐含知识的分类或预测的工具。运用感性工学的理论和方法可以对产品的外观情感意象进行挖掘<sup>[5]</sup>,得出目标产品文化符号的特征因子<sup>[6]</sup>,还可以根据用户感知评价计算得出设计特征要素中的核心设计因子<sup>[7]</sup>。将意象认知这种隐性知识运用神经网络的方法进行规律性求解,量化用户对于产品文化符号的感性认知,找到产品文化符号的特征元素与用户感性认知之间的映射关系,帮助设计师直观地了解用户对于不同产品文化符号的感性认知意象变化规律。了解两者之间的映射关系,可以使得这种内隐且模糊的概念外显化,让与文化相关的产品造型设计有规律可循。在现代设计方法中,依靠计算机逻辑运算功能可以极大地提高设计效率,从而缩短产品开发周期<sup>[8]</sup>。

## 1 产品文化符号意象认知的量化方法

### 1.1 产品文化符号元素的认知过程

知识是一种经过综合处理的具有自己独立意义的信息,这种信息可以被人们学习与使用,进而对周围的事物作出反应和预测<sup>[9]</sup>。人类的大脑是复杂的知识处理黑箱,人类自身的“知识储备”决定了这个黑箱的信息处理过程。用户对于产品文化符号的意象认知建立在产品造型本身的物理层面基础之上,将这些信息反馈至认知层面加以信息处理,得到基于自身知识基础的意象认知,并对该感性认知进行自然语言的表达,用户对于文化符号元素的认知过程见图1。

### 1.2 意象认知的获取与信度检测

#### 1.2.1 意象认知空间的获取

在设计前期过程中,尤其在设计调查阶段,用户的认知普遍存在模糊认知的特点。模糊是一种不确定的思维状态,像是“有一点、稍微、非常”等这类的表达方法,都属于一种模糊的表达<sup>[10]</sup>。由图1的认知过程可以发现,人类的思维过程是一种基于有关知识的信息处理过程,会对周围的事物或者符号元素做出一种正向的认知反馈,输出相对模糊的感性意象认知。对产品文化符号元素的感性意象认知是一种符号特征元素空间向感性意象认知空间的映射关系。对于善于表达的用户,会用语言较为准确地表达出自己所得

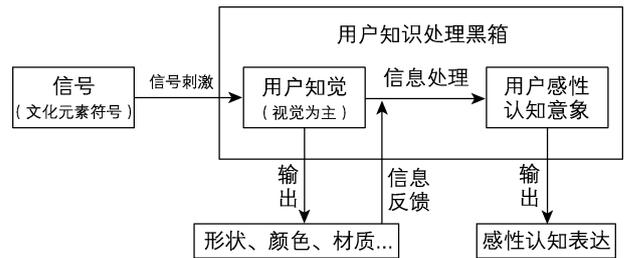


图1 用户对于文化符号元素的认知过程

Fig.1 User's cognitive process towards cultural symbol elements

到的感性认知;对于一般用户,由于在表达能力层面上的限制,更倾向于通过对意象词汇的选择来表达自己的感性认知,所以通过文献阅读、资料搜集,得到关于目标样本一定数量的感性认知词汇,将这些词汇作为目标样本的感性认知词汇库,以备其他被试用户进行感性认知选择。通过调查,挑选出被选择频率最高的词汇作为核心认知词汇。

#### 1.2.2 核心认知词汇的信度检测

为了探究同一类用户对于核心认知词汇与目标样本的认知契合度,本文采用克朗巴哈系数进行分析。公式表达式为:

$$\alpha = \frac{K}{K-1} \left( 1 - \frac{\sum_{i=1}^K \sigma_{Y_i}^2}{\sigma_x^2} \right) \quad (1)$$

在式(1)中,将主要意象认知设为测试变量,测试每一种文化符号关于所得到的意象认知的相似性: $\alpha$ 代表克朗巴哈系数; $K$ 表示为语义词汇的总数目; $\sigma_{Y_i}^2$ 为第*i*个意象认知词汇的模糊认知程度值的方差; $\sigma_x^2$ 为各个意象认知词汇的模糊认知程度值方差的总和。关于用户之间认知相似性的检验,通过检测同一种文化符号不同意象调查结果的克朗巴哈系数求得,用来确定该测试量表的信度高低<sup>[1]</sup>。

### 1.3 意象认知空间与综合意象空间的关系求解

#### 1.3.1 语义词汇权重系数的获取

对于一类事物的意象认知是多个核心语义词汇的综合评价。采用因子分析的方法,得到每一类别中关于原始变量的权重系数,从而得到综合意象评价。设第*j*个样本的综合感性意象认知值设为 $Y_j$ ,该模型表达式为:

$$Y_j = \sum_{i=1}^K (\lambda_{i1} + \lambda_{i2} + \dots + \lambda_{if}) \sum_{i=1}^n Y_i \quad (2)$$

在式(2)中, $K$ 为语义词汇的总数目; $n$ 为测试问卷量的总数目; $\lambda_{if}$ 为第*i*个意象认知词汇关于第*f*个主成分的权重系数; $Y_i$ 为第*i*个意象认知词汇的符合度模糊程度得分。

### 1.3.2 综合意象评价价值与造型特征元素的规律性表达方法

神经网络工具可以在有一定历史数据的条件下通过训练学习到数据中的隐含知识，常常用作分类、聚类、预测等方面的研究。陈世斌等人<sup>[11]</sup>通过双神经网络的训练所构建的预测模型将产品设计元素与消费者的心理需求和感知相关联。周美玉、李倩<sup>[12]</sup>以 BP 神经网络为工具，以电脑型微波炉前面板为例，从 20 个样本中分出 8 个设计元素，把各个样本中不同的设计元素组合作为  $n$  维输入向量，接着将 62 人对于该产品产品在“张扬的一稳重的”方面上的感性评价作为训练样本，建立意象与设计元素间的映射关系来预测非训练样本的特征量。

综上所述，运用神经网络训练的方法通过模拟人的认知思维找到产品文化符号与用户认知意象之间的映射关系。若要得到造型元素特征与综合意象评价的规律性关系，可以通过 MATLAB 神经网络来进行训练，得到设计元素与意象认知之间的映射关系，将这种隐性知识通过神经网络训练得到的线性回归规律图直观表现出来。

### 1.4 关于量化文化符号意象评价技术路线

基于神经网络关于文化符号意象认知的评价方法技术路线见图 2。

## 2 产品文化符号意象认知评价模型的应用

本文通过搜集相关明清建筑中窗棂格纹样清晰图片作为测试样本，通过筛选，挑选出 20 个典型样本，见表 1。将这些典型样本在特征元素——综合认知的层面上进行意象认知评价模型的应用，验证该评价方法的可行性。

### 2.1 核心语义词汇的获取

结合文化理念总结并提炼出基于文化的关键词和图形语义<sup>[13]</sup>。通过相关文献的阅读和网络资料的查

阅，得到形容明清建筑典型窗棂格的 72 个感性词汇，建立初步语义词汇库。召集焦点小组观察测试样本，从初步语义词汇库中选择可以表达测试样本感性意象语义词汇，通过对被选中的词汇进行词频统计，最终获取核心语义词汇 7 个：精致的、大方的、古朴的、简洁的、吉祥的、富贵的、自然的。设置李克特 5 级量表进行语义词汇符合度评价。

## 2.2 窗棂格图案意象认知实验

### 2.2.1 实验目的

本次实验目的是通过测试被试对于窗棂格纹样

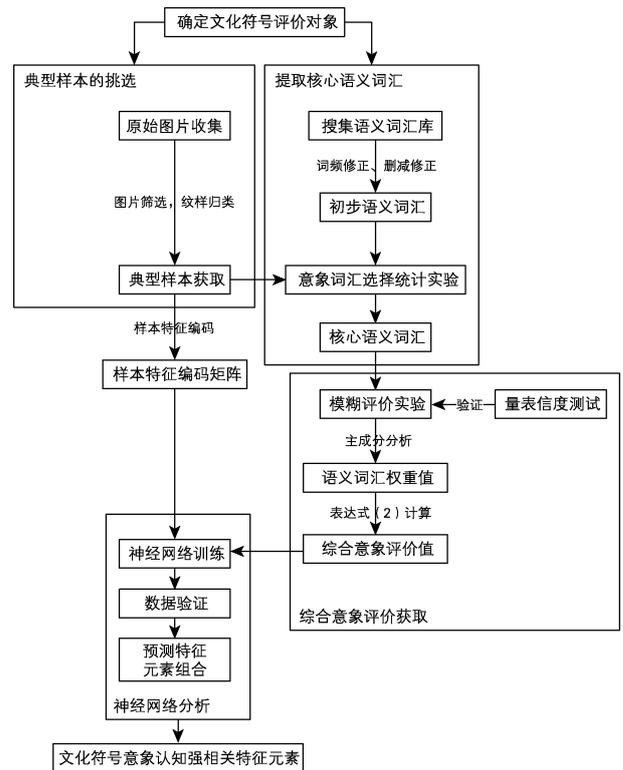


图 2 基于神经网络关于文化符号意象认知的评价方法技术路线

Fig.2 Technical route of evaluation method of cultural symbolic image recognition based on neural network

表 1 典型样本  
Tab.1 Typical sample

样本序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
图像											
样本序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
图像											

表2 典型样本克朗巴哈系数值  
Tab.2 Typical sample Cronbach  $\alpha$

样本序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$\alpha$	0.836	0.827	0.886	0.836	0.838	0.846	0.861	0.846	0.849	0.861
样本序号	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
$\alpha$	0.877	0.885	0.890	0.812	0.871	0.842	0.848	0.814	0.790	0.753

的模糊意象认知评价得到被测试用户的原始评价数据,通过分析计算得到被测试用户对于典型样本的综合评价价值,作为训练神经网络的输出值。

2.2.2 实验过程

以7个核心语义词汇的符合程度作为评价量尺,量尺区间为5,分别为0,1,2,3,4。0分为非常不符合该意象,4分为非常符合该意象。对68名工业设计专业的本科生和研究生进行问卷测试,其中研究生3名。实验环境安静无噪音,每人平均测试时间大于15min。最终回收问卷68份,有效问卷63份,对63份问卷的原始数据进行分析处理。

2.2.3 信度测试

为了验证该量表问卷的可靠性,将回收到的数据进行同质性信度测试。在Spss25中对每个样本都进行克朗巴哈系数信度分析,典型样本克朗巴哈系数值见表2。结果可见,信度均大于0.7,信度良好,数据可靠。

2.3 设计元素——综合意象评价价值数据分析

2.3.1 权重系数获取

计算7个核心语义词汇在各个被测样本中的评价均值。将原始数据输入Excel进行初步分析,得到每个样本中的每个核心语义词汇的评价均值,在Spss25中输入各样本的核心语义词汇评价平均值进行因子分析,得到KMO=0.625, Bartlett's=0.00001, (KMO>0.6, Bartlett's<0.05 适合做因子分析),根据数值结果,说明该数据比较适合做因子分析。

通过因子分析得到两个主成分,意象评价主成分分析——总方差解释见表3。提取了特征值大于1的主成分,可以解释7个核心语义词汇83.788%的主要意象。旋转后的成分矩阵可以更好地解释两个主成分所代表的维度,意象评价主成分分析——旋转后的成分矩阵见表4:主成分1为富贵的、吉祥的、精致的、古朴的,为寓意维度;主成分2为简洁的、大方的、自然的、古朴的,为外观维度。

得到原始数据与主成分的载荷系数,意象评价主成分分析——成分得分系数矩阵见表5,将数值结果

带入公式  $Y_j = \sum_{i=1}^K (\lambda_{i1} + \lambda_{i2} + \dots + \lambda_{if}) \sum_{i=1}^n Y_i$ ,  $K=7, n=63, j=1-20$ , 计算出典型样本的综合评价价值  $Y_j$  (保留至小数点后两位), 样本特征元素——综合意象评价价值数

据分析见表6。

2.3.2 数据对比

用形态分析法对20个典型样本进行设计元素的解构,从窗棂格形态特征和造型元素方面分出与感性评价相关的9个特征元素,分别用L1, L2, L3, L4, L5, L6, L7, L8, L9来表示。每个特征元素又分成若干子元素,每种子元素对应一个编号,产品文化符号特征元素编码见表7,对20个典型样本的造型特征元素进行编码。

表3 意象评价主成分分析——总方差解释

Tab.3 Principal component analysis of image evaluation: total variance explained

成分	初始特征值			旋转载荷平方和
	总计	方差百分比	累积%	总计
1	3.762	53.741	53.741	3.020
2	2.103	30.047	83.788	2.845

表4 意象评价主成分分析——旋转后的成分矩阵

Tab.4 Principal component analysis of image evaluation: rotated component matrix

核心语义词汇 K	主成分	
	1	2
富贵的	0.950	—
吉祥的	0.916	—
精致的	0.862	—
简洁的	—	0.937
大方的	—	0.905
自然的	—	0.842
古朴的	0.563	0.611

表5 意象评价主成分分析——成分得分系数矩阵

Tab.5 Principal component analysis of image evaluation: component score coefficient matrix

核心语义词汇	成分		
	1	2	总和
精致的	$\lambda_{11}$ 0.293	$\lambda_{12}$ -0.028	0.265
大方的	$\lambda_{21}$ -0.003	$\lambda_{22}$ 0.319	0.316
古朴的	$\lambda_{31}$ 0.139	$\lambda_{32}$ 0.175	0.314
简洁的	$\lambda_{41}$ -0.199	$\lambda_{42}$ 0.387	0.188
吉祥的	$\lambda_{51}$ 0.309	$\lambda_{52}$ -0.023	0.286
富贵的	$\lambda_{61}$ 0.345	$\lambda_{62}$ -0.112	0.233
自然的	$\lambda_{71}$ 0.011	$\lambda_{72}$ 0.293	0.304

表 6 样本特征元素——综合意象评价价值数据分析  
Tab.6 Sample feature element: data analysis of comprehensive image evaluation value

样本序号 (j)	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9	综合意象评价价值 (Y <sub>j</sub> )
1	1	1	3	3	1	2	2	1	1	289.17
2	2	1	3	2	1	1	2	1	2	275.06
3	2	1	1	2	2	1	2	1	1	245.00
4	1	1	3	3	1	2	1	1	2	272.47
5	1	1	1	1	2	1	1	1	1	242.35
6	2	1	2	5	1	1	2	2	2	280.94
7	1	1	2	4	2	2	2	1	2	274.29
8	3	1	3	1	2	1	3	1	1	270.19
9	4	1	2	4	1	2	2	1	1	318.55
10	1	1	2	2	1	2	2	1	2	283.03
11	3	1	2	2	1	3	2	1	2	282.22
12	3	1	2	2	1	2	1	1	2	260.81
13	2	1	2	2	2	1	1	1	2	237.73
14	3	1	2	2	2	3	1	1	1	279.03
15	1	1	3	1	1	2	2	1	2	300.00
16	2	2	3	2	2	1	1	1	2	245.62
17	4	2	4	1	2	3	1	1	2	246.09
18	4	2	2	4	1	2	2	1	1	303.74
19	4	2	3	2	1	2	1	1	1	281.25
20	1	1	3	4	1	2	1	1	2	281.18

表 7 产品文化符号特征元素编码  
Tab.7 Coding of product cultural symbolic features elements

特征元素	类型	类型 1	类型 2	类型 3	类型 4	类型 5
线形元素	L1	1.直线	2.斜线	3.几何曲线	4.自由曲线	—
图形元素	L2	1.几何形	2.有机形	—	—	—
单体构成	L3	1.排列	2.分割	3.复合	4.自然单体	—
布局构成	L4	1.重复	2.旋转	3.扩散	4.对称	5.排列
骨骼是否明确	L5	1.是	2.否	—	—	—
骨骼作用	L6	1.有作用性	2.半作用性	3.无作用性	—	—
基本形组合方式	L7	1.相切	2.分离	3.透叠	—	—
平面构成形式	L8	1.重复	2.近似	—	—	—
点缀图案	L9	1.有	2.无	—	—	—

## 2.4 神经网络的运用

### 2.4.1 神经网络的训练与验证

将表 6 中前 18 个样本作为神经网络训练样本数据,后 2 个样本为验证数据。将样本特征元素矩阵作为训练网络的输入数据,综合意象评价价值作为输出数据。首先,将特征元素矩阵与综合意象评价价值利用 Mapminmax 函数进行归一化处理。其次,运用 MATLAB GUI-Neural Net Fitting 工具进行神经网络训练。根据经验公式,设置隐藏层节点为 11(输入层节点:9,输出层节点:1),采用 Trainlm 算法(Levenberg-Marquardt 方法),建立特征元素与综合意象评价价值之间的逻辑线性回归图像见图 3。训练完成后保存该网络为 net 至工作区。将后两个样本的特征元素矩阵输入 net 网络,得到的输出值分别为:样本 19=280.63,样本 20=271.58,与实际值对比(281.25, 281.18)发现数值

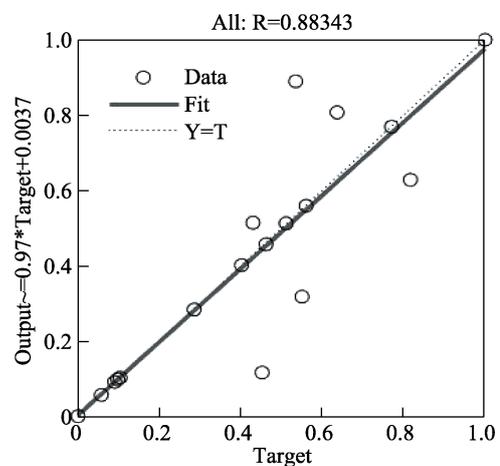


图 3 特征元素与综合意象评价价值之间的逻辑线性回归图像

Fig.3 Logical linear regression image between feature elements and comprehensive image evaluation values

基本吻合,说明该神经网络得到了从特征元素到综合意象评价价值之间可靠性较高的映射。因此,特征元素与综合意象评价价值之间存在逻辑线性关系。

2.4.2 预测结果

根据表 7,计算出 9 个特征元素所有可能的组合方式,共有  $4 \times 2 \times 4 \times 5 \times 2 \times 3 \times 3 \times 2 \times 2 = 11\ 520$  种。在 Matlab 中编写 Ndgrid 函数,生成 11 520 种组合的矩阵作为网络的输入层输入 net 网络,得出 11 520 个输出值,将该结果导入 Excel 进行排序,得到综合意象评价价值

最大为 375.1424,对应的特征元素编码为 2, 1, 3, 3, 1, 3, 1, 2, 1; 综合意象评价价值最小为 189.38,对应的特征元素编码为 4, 2, 1, 4, 2, 1, 3, 1, 2。综合意象评价价值高的说明这种特征元素组合关于寓意维度和外观维度两个主成分的意象表达最为贴切。

通过对比发现 9 个特征元素均与关于窗棂格的产品文化符号的意象认知具有相关性,可以表现出窗棂格纹样关于外观维度和寓意维度的总体意象认知。

3 产品文化符号样本评价分析

在窗棂格意象认知主成分维度中,7 个核心语义词汇按照权重系数的高低排序依次为:大方的、古朴的、自然的、吉祥的、精致的、富贵的、简洁的(如表 5)。从实验样本中选取综合意象评价价值最高的 3 个样本(样本 9、样本 18、样本 15)和综合意象评价价值最低的 2 个样本(样本 13、样本 5),通过进行这两类实验样本的单个核心语义词汇的量表分数总和与认知权重系数的乘积,量表分数总和最大值与最小值之间的对比,并且从形态构成的角度进行特征元素 L1~L9 的解构,找到综合意象评价价值与产品文化符号特征元素具体的对应关系,产品文化符号样本评价分析见表 9。

表 8 特征元素组合预测结果对照

Tab.8 Comparison of feature element prediction results

特征元素	类型	综合意象评价价值最高	综合意象评价价值最低
线形元素	L1	斜线	自由曲线
图形元素	L2	几何形	有机形
单体构成	L3	复合	排列
布局构成	L4	扩散	对称
骨骼是否明确	L5	是	否
骨骼作用	L6	无作用性	有作用性
基本形组合方式	L7	相切	透叠
平面构成形式	L8	近似	重复
点缀图案	L9	有	无

表 9 产品文化符号样本评价分析

Tab.9 Evaluation and analysis of product cultural symbol samples

样本序号	图像	L1	L2	L3	L4	L5	L6	L7	L8	L9	$\lambda_{ij} \cdot \sum_{i=1}^n Y_i$ 最大值与最小值	$\sum_{i=1}^n Y_i$ 最大值与最小值	
样本 9		自由曲线	几何形	分割	对称	明确骨骼	半作用性骨骼	分离	重复构成	有点缀	Max:古朴的 57.5 Min:简洁的 27	Max:精致的 191 Min:简洁的 144	
高分综合意象评价价值	样本 18		自由曲线	有机形	排列	对称	明确骨骼	半作用性骨骼	分离	重复构成	有点缀	Max:古朴的 56.5 Min:简洁的 26.9	Max:精致的 184 Min:简洁的 143
	样本 15		直线	几何形	复合	重复	明确骨骼	半作用性骨骼	分离	重复构成	有点缀	Max:古朴的 52.1 Min:简洁的 30.6	Max:精致的 177 Min:富贵的 136
低分综合意象评价价值	样本 13		斜线	几何形	分割	旋转	不明确骨骼	有作用性骨骼	相切	重复构成	无点缀	Max:大方的 49.0 Min:富贵的 31.2	Max:简洁的 167 Min:富贵的 134
	样本 5		直线	几何形	排列	重复	不明确骨骼	有作用性骨骼	相切	重复构成	无点缀	Max:古朴的 49.9 Min:简洁的 22.4	Max:古朴的 159 Min:富贵的 109

高分综合意象评价值的样本在  $\lambda_{ij} \cdot \sum_{i=1}^n Y_i$  的数值

中有着强烈共性, 最大数值的核心语义词汇为古朴的, 最小数值核心语义词汇为简洁的, 与表 5 中表现的语义权重系数的最高权重与最低权重相吻合。在

$\sum_{i=1}^n Y_i$  的数值中最大值的核心语义词汇均为精致的,

样本 9 与样本 18 最小值核心语义词汇为简洁的。由此可知, 在上述两个数值层面上单个语义词汇的量表总评价值与意象认知维度中的权重系数的高低排序基本一致, 可以得到该意象认知维度中的较高综合意象评价值。

#### 4 结语

本文以明清建筑窗棂格纹样为例, 通过设计调查的方法进行意象认知实验, 得到了相关产品文化符号意象认知重要程度的排序; 通过利用神经网络工具, 在设计调查数据的基础上建立了产品文化符号和用户认知意象之间的对应关系, 验证了神经网络预测可以通过模拟用户认知过程在明确设计风格的情况下得到相关特征元素, 且该过程可逆; 该评价方法同样可以运用到其它产品设计中, 对减少对于同一风格的产品设计在用户调查方面的重复工作有借鉴参考的价值。

通过窗棂格意象认知实验, 证明了基于神经网络研究关于产品文化符号意象认知方法的可行性, 并且通过该方法可以找到表达主成分维度的造型特征元素, 为针对相关产品文化元素进行设计提供有效数据支持和图形特征参考。在建立特征元素与综合意象评价值关联的过程中, 从语义词汇的主成分权重入手, 使不同的语义词汇在同一整体中的意象权重有所差别, 得到自变量与因变量之间的明显变化趋势, 为进一步运用神经网络进行基于认知意象的特征元素预测奠定了基础。

#### 参考文献:

- [1] 姚干勤, 薛澄岐. 产品造型风格意象认知空间构建方法研究[J]. 包装工程, 2018, 39(12): 100-106.  
YAO Gan-qin, XUE Cheng-qi. Methods of Constructing the Cognitive Space of Product Styling Image[J]. Packing Engineering, 2018, 39(12): 100-106.
- [2] 曾栋, 程海峰, 李坤刚, 等. 感性工学在汽车造型设计中的应用现状与发展趋势[J]. 现代制造工程, 2019(3): 148-153.  
ZENG Dong, CHENG Hai-feng, LI Kun-gang, et al. Research Status and Development Trend of Kansei Engineering in Automobile Styling[J]. Modern Manufacturing Engineering, 2019(3): 148-153.
- [3] 张抱一. 基于偏好的设计: 魅力工学及其在产品中的应用研究[J]. 装饰, 2017(295): 134-135.  
ZHANG Bao-yi. Preference-based Design: Study on Mirvoku Engineering and its Application in Product Design [J]. Zhuangshi, 2017(295): 134-135.
- [4] 林丽, 张云鹤. 感性工学中的参数化设计方法关键技术研究现状与展望[J]. 图学学报, 2019, 40(5): 936-944.  
LIN Li, ZHANG Yun-kun. Key Technologies in Parametric Design Methods in Kansei Engineering: State of art and progress[J]. Journal of Graphics, 2019, 40(5): 936-944.
- [5] 肖江浩, 董石羽. 基于感性工学的童车外观情感意象研究[J]. 包装工程, 2019, 40(12): 267-272.  
XIAO Jiang-hao, DONG Shi-yu. Emotional Image of Children's Bicycle Appearance Based on Kansei Engineering[J]. Packing Engineering, 2019, 40(12): 267-272.
- [6] 陈香, 柳月. 基于满意度分析的皮影文化因子提取及设计应用[J]. 图学学报, 2019, 40(5): 953-960.  
CHEN Xiang, Liu Yue. Culture Factor Extraction and Design Application of Shadow Play Based on Satisfaction Analysis[J]. Journal of Graphics, 2019, 40(5): 953-960.
- [7] 王伟伟, 胡宇坤, 金心, 等. 传统文化设计元素提取模型研究与应用, 2014, 35(6): 73-81.  
WANG Wei-wei, HU Yu-kun, JIN Xin, et al. Research and Application of Extraction Model of Traditional Culture Design Elements[J]. Packing Engineering, 2014, 35(6): 73-81.
- [8] 朱彦, 陈刚. 基于感性工学和 BP 神经网络的服务机器人头部形态设计研究[J]. 包装工程, 2016, 37(14): 63-67.  
ZHU Yan, CHEN Gang. Head Shape Design of Service Robots on Kansei Engineering and BP Neural Network [J]. Packing Engineering, 2016, 37(14): 63-67.
- [9] 姚干勤. 基于风格认知的客车概念设计方法研究[D]. 南京: 东南大学, 2016.  
YAO Gan-qin. A Methodological Study on Conceptual Design of coach on the Basis of Style Cognition[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [10] 曾栋, 周砖. 基于层次化的产品触感评价方法与应用[J]. 包装工程, 2019, 40(18): 123-128.  
ZENG Dong, ZHOU Zhuan. Evaluation Method and Application of Product Tactile Perception Based on Hierarchical Structure[J]. Packing Engineering, 2019, 40(18): 123-128.
- [11] 陈世斌, 杨双建, 朱蕾, 等. 基于 BP 神经网络的轿车造型意象设计与量化预测模型建立[J]. 包装工程, 2019, 40(16): 128-133.  
CHEN Shi-bin, YANG Shuang-jian, ZHU Lei, et al. Design and Quantification of Cars Modeling Imagery Based on BP Neural Network[J]. Packing Engineering, 2019, 40(16): 128-133.
- [12] 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(4): 509-513.  
ZHOU Mei-yu, LI Qian. Application of Neural Network in Kansei Design[J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2011, 37(4): 509-513.
- [13] 陈香, 吴剑斌. 基于可拓语义分析的有轨电车造型设计研究[J]. 机械设计, 2018, 35(3): 119-123.  
CHEN Xiang, WU Jian-bin. Tramcar Modeling Design Based on Extension Semantic Analysis[J]. Journal of Machine Design, 2018, 35(3): 119-123.