

基于三角模糊和 BP 神经网络的产品意象造型设计

刘月林¹, 王习羽¹, 王剑²

(1.燕山大学, 秦皇岛 066044; 2.安徽科技学院, 滁州 233100)

摘要: **目的** 针对目标产品造型与用户模糊感知意象适应性欠佳问题, 探索性提出一种基于三角模糊和 BP 神经网络的产品意象造型设计方法。**方法** 在分析产品意象造型设计流程的基础上, 以三角模糊方法作为 BP 神经网络模型意象输入数据的预处理工具, 将用户模糊感知意象量化转换; 并采用因子分析法降维获取优势感知意象; 借助 KJ 和专家评定法获取差异性较大样本, 根据形态分析和建模特点划分产品部件造型特征, 通过 Delphi 法多轮选出优势样本; 基于 Matlab 平台, 采用权值惯性可调节、学习率可变的 traingdx 网络训练算法, 对产品优势样本进行学习、训练和预测, 构建部件造型要素与用户感知间的关系模型, 实现造型设计元素的最佳定量化组合, 使 BP 神经网络对用户模糊意象的定性更为有效, 将该方法应用于腰椎牵引器造型设计中。**结论** 实验结果表明, 该方法能有效实现模糊意象的定量分析, 所建立的腰椎牵引器神经网络模型输出符合设计要求, 促进设计概念转化。

关键词: 产品设计; 三角模糊; 腰椎牵引器; BP 神经网络

中图分类号: TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2021)14-0185-09

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2021.14.022

Product Image Modeling Design Based on Triangular Fuzzy and BP Neural Network

LIU Yue-lin¹, WANG Xi-yu¹, WANG Jian²

(1.Yanshan University, Qinhuangdao 066044, China;

2.Anhui Science and Technology University, Chuzhou 233100, China)

ABSTRACT: Aiming at the problem of poor adaptability between target product modeling and user fuzzy perception image, an image modeling design method based on triangular fuzzy and BP neural network is proposed. On the basis of analyzing the process of product image modeling design, triangular fuzzy method is used as the preprocessing tool of image input data of BP neural network model to transform the user's fuzzy perception image quantitatively; Factor analysis was used to reduce dimensions to obtain superior perception image; With the help of KJ and expert evaluation method, large difference samples are obtained. According to the shape analysis and modeling characteristics, the product parts modeling characteristics are divided, and the dominant samples are selected by Delphi method; Based on MATLAB platform, traingdx network training algorithm with adjustable weight inertia and variable learning rate is adopted. By learning, training and forecasting the product advantage samples, the relationship model between the component modeling elements and user perception is constructed, and the optimal quantitative combination of modeling design elements is realized, which makes the BP neural network more effective in the qualitative analysis of user fuzzy image. This method is applied to the modeling design of lumbar traction device. Experiments show that this method can effectively realize the quantitative analysis of fuzzy images. The neural network model output of the established lumbar traction device meets the design requirements and promotes the transformation of design concepts.

KEY WORDS: product design; triangular fuzzy; lumbar traction device; BP neural network

收稿日期: 2021-04-03

基金项目: 河北省引进留学人员资助项目 (C20190370); 河北省高等学校人文社会科学研究项目资助 (SD191077)

作者简介: 刘月林 (1977—), 男, 山东人, 博士, 燕山大学副教授, 主要从事智能设计方法方面的研究。

通信作者: 王习羽 (1995—), 女, 山西人, 燕山大学硕士生, 主攻计算机辅助设计、康养辅具设备的设计。

产品意象是用户对产品外在形式的直觉认知,产品通过自身形态因素,如造型、线条、色彩、质感等形成产品与人沟通的语言^[1]。格式塔心理学派主张以整体意象感知来描述意识和行为^[2],用户对产品的追求不仅在于其功能,更注重内在情感体验,因此设计师需以特定造型来表征产品性格。目前,挖掘用户感知意象需求与产品造型特征之间的复杂量化关系,主要借助计算机辅助设计构建数学模型,如数量化 I 类理论^[3]、形状文法^[4]、BP 神经网络^[5]、遗传算法^[6]等。张硕^[7]立足感性工学,以充电桩为例,采用利克特量表分析用户需求,解构其设计特征,运用 BP 神经网络预测贴合用户感性需求的意象造型;湛群等^[8]为实现陶瓷进化设计,融合遗传算法,经选择、交叉、变异等操作实现其量化设计;倪敏娜^[9]为更准确实现割草机造型感性评价,将因子分析、聚类分析和 BP 神经网络结合,构建造型与感性意象之间的关系模型;Laia 等人^[10]借助灰色关联和神经网络,以手机为设计对象,研究部件造型与单个意象之间的映射模型,从而更好地指导设计方向。然而用户意象感知具有很强的模糊性,目前大多关注于算法的改进和运用,强制性将用户模糊意象感知信息作为精确数值计算,扩大了评价者对于感知意象的认知偏差,缺少对视觉感官为主的产品感知信息模糊处理的探索,造型意象模糊性问题的推理过程少有研究;根据以上文献和以往调查研究可知, BP 神经网络在产品造型领域的应用主要集中于家电产品、家居用品、平面图形等方面,对康复腰椎牵引器的研究较少,因此有必要利用 BP 神经网络对其造型进行设计探究。

为此,本研究在分析产品意象设计整体流程的同时,通过三角模糊理论映射用户对产品意象的感性认知。提炼产品造型特征元素,运用自适应学习率附加动量因子 BP 神经网络,实现造型设计元素的最佳定量化组合。最后以腰椎牵引器造型设计为例,提出基于三角模糊和 BP 神经网络相结合的意象造型实现方法。

1 意象造型研究思路

意象造型设计的输出涵盖用户模式与设计模式双边信息的传递与推理^[11],用户以先验知识获取契合意愿产品的模糊感知意象,设计师在设计模式中综合运用各种技术手段和设计方法,在用户需求与产品特征两者间取得造型耦合平衡。研究框架可概述为四大阶段,见图 1。

1.1 建立初始模糊感知意象空间和样本库

获取用户模糊意象需求是产品设计的第一要义,意象造型内在规定了依赖于一定数量的产品样本。模糊意象需求主要通过问卷调查法、访谈法等得到,尽可能选取涵盖产品语意认知空间的意象;产品样本库

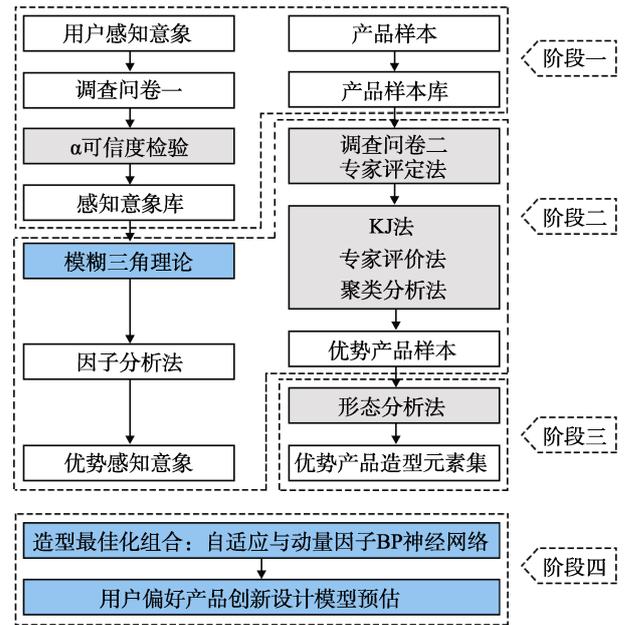


图 1 研究思路
Fig.1 Research plan

一般涵盖实体样本库和虚拟样本库两方面,实体样本库包括符合国家、企业标准和非标准类实物和样品,虚拟样本库则是设计人员通过模拟实验产生的优秀设计作品和案例,两者可通过公司官网、期刊和书籍等媒体形式搜集。

1.2 确定优势感知意象和优势产品样本

这一阶段即获取用户偏好需求,是进一步规范模糊意象集的过程,将其精确映射为几个具有典型性的产品意象。基于语意差异法(SD法)问卷结果,通过模糊粗糙集理论转换^[12],再应用统计学主成分分析、因子分析等方法;而优势样本的确定,在实际选择判定时主要依赖原始样本容量大小及设计对象造型复杂程度所构成的认知空间维度,常用 KJ 法、专家评价法和聚类分析等。

1.3 构建产品造型特征库

造型特征库的构建是开展组合优化设计方案的关键。定义产品包含若干个造型项目类型,每个项目类型同时又具有多个类目,这些类目构成产品造型元素集;产品构造较为复杂时,为准确得到影响产品主体造型的部件形态,还须对产品进行整体功能性解构,在确定功能分类的基础上,分析其主要功能部件的造型形态以避免冗余元素的干扰。造型特征需根据产品组成部件和建模特点两方面要求加以确定,通常采用形态分析法、曲线控制法^[13]、HIEs 解构等。

1.4 建立产品意象设计模型

意象设计模型的建立可借助计算机辅助设计模拟智能算法,一般基于软件 Matlab、Python 调用函数功能包实现。阶段二的优势感知意象和阶段三的造型

特征库，基于一定数量的样本容量经 BP 神经网络训练，输出符合消费者意象需求的产品造型方案。意象造型设计除 BP 神经网络外，较为常用技术还有蚁群算法、遗传算法、支持向量机^[14]等。

2 用户感知意象模糊预处理

由于感性意象的模糊性和复杂性，评价者感知信息不能被准确地描述，而三角模糊是将模糊评价语言值转化为定量数值的计算方法^[15]。其基本运算法则可由 Zadeh 模糊数学运算规律推导，定义 $\tilde{B} = (a, b, c)$ ， $\tilde{C} = (d, e, f)$ 为两个意象模糊值，则运算法则如下所示：

$$\tilde{B} \oplus \tilde{C} = (a+b, c+b, d+f) \quad (1)$$

$$\tilde{B} \otimes \tilde{C} = (a \times d, b \times e, c \times f) \quad (2)$$

2.1 获取感知意象的评价向量

假设 n 位测试者关于 v 个样本的 t 个感知意象进行评价，测试者对其评价可视为模糊语言值，转化为三角模糊数，表示为：

$$\tilde{R}_{ij}^k = (o_{ij}^k, p_{ij}^k, q_{ij}^k) \quad (3)$$

其中： v 为样本数量； t 为意象数量； n 为测试者数量。

$$i=1, 2, \dots, v$$

$$j=1, 2, \dots, t$$

$$k=1, 2, \dots, n$$

则 n 位测试者关于 v 个样本的模糊评价矩阵可表示为：

$$\tilde{R} = \begin{bmatrix} \tilde{R}_{11}^1 & \dots & \tilde{R}_{11}^n & \tilde{R}_{12}^1 & \dots & \tilde{R}_{12}^n & \dots & \tilde{R}_{1v}^1 & \dots & \tilde{R}_{1v}^n \\ \tilde{R}_{21}^1 & \dots & \tilde{R}_{21}^n & \tilde{R}_{22}^1 & \dots & \tilde{R}_{22}^n & \dots & \tilde{R}_{2v}^1 & \dots & \tilde{R}_{2v}^n \\ \vdots & \vdots \\ \tilde{R}_{v1}^1 & \dots & \tilde{R}_{v1}^n & \tilde{R}_{v2}^1 & \dots & \tilde{R}_{v2}^n & \dots & \tilde{R}_{vn}^1 & \dots & \tilde{R}_{vn}^n \end{bmatrix} \quad (4)$$

定义测试者 E_k 的重要模糊权重记为 W_k ，则 n 位测试者模糊权重向量为：

$$\tilde{W}^n = (\tilde{W}^1, \tilde{W}^2, \dots, \tilde{W}^n) \quad (5)$$

2.2 感知意象三角综合模糊贡献度与解模糊处理

n 个被试者对样本 i 的感知意象 j 综合模糊评价为 \tilde{D} ，则：

$$\tilde{D} = (\tilde{D}_{ij}^1, \tilde{D}_{ij}^2, \dots, \tilde{D}_{ij}^n) \quad (6)$$

此时综合模糊矩阵 \tilde{D} 中的每个元素 \tilde{D}_{ij}^k 仍然为三角模糊数，令：

$$\tilde{D}_{ij}^k = (x_{ij}^k, y_{ij}^k, z_{ij}^k) \quad (7)$$

$$\text{其中：} A_{ij}^k = \sum_{k=1}^n a_{ij}^k \cdot w^k \quad (8)$$

$$M_{ij}^k = \sum_{k=1}^n b_{ij}^k \cdot w^k \quad (9)$$

$$F_{ij}^k = \sum_{k=1}^n c_{ij}^k \cdot w^k \quad (10)$$

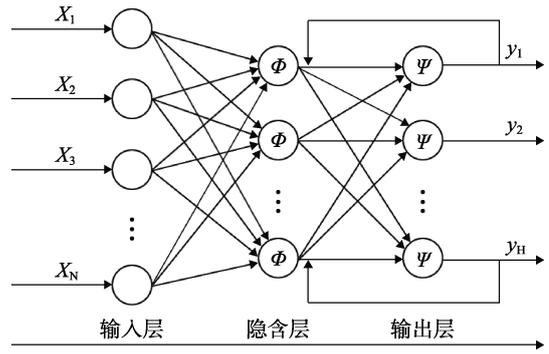


图 2 BP 神经网络拓扑结构
Fig.2 BP neural network topology diagram

根据式(11)将感知意象的三角模糊数进行去模糊化处理，则：

$$\tilde{D}_{ij}^{k*} = (A_{ij}^k + 2M_{ij}^k + F_{ij}^k) / 4 \quad (11)$$

2.3 结果分析

通过解模糊处理得出感知意象对样本的贡献数值后，将其输入 SPSS 进行因子降维分析，进一步获取对样本产生较大影响的意象因素，实现用户模糊意象的定量转化与筛选过程。

3 产品意象造型 BP 神经网络原理

BP 神经网络是 Rumelhart 等^[16]提出的一种应用较广泛的有监督学习、误差反向传播的多层前向网络算法。本研究基于 BP 神经网络这一特性，拟合腰椎牵引器感知意象和造型设计特征两者间非线性的复杂函数关系。

3.1 BP 神经网络结构原理

BP 神经网络由输入层、隐含层和输出层组成，层与层神经元之间相互连接，同层神经元之间无连接，典型拓扑结构见图 2。学习过程由工作信号的前向传播和误差的反向传播两种传播形式组成。

其中： x_m 为输入层第 m 个节点的输入， $m=1, 2, \dots, N$ ； y_r 为输出层第 r 个节点的输出， $r=1, 2, \dots, H$ ； Φ 为隐含层的激励函数； ψ 表示输出层的激励函数。本研究将腰椎牵引器造型设计要素作为输入层参数，将优势感知意象的值作为输出层参数，根据两者间输出值与目标输出计算误差。当实际输出与目标值差异较大，则进入误差反向传播，并不断修正连接权值，直至输出误差符合精度要求或满足预设迭代次数。

3.2 隐含层神经元数目的确定

由于隐含层神经元个数的确定缺少既定求解公式，一般设计者在实际操作中根据专业经验和问题本质反复计算得出。研究显示，隐含层数目过少可能影响非线性函数的逼近精度；数目过多则会增加网络训练时间，此外还可能会导致“过拟合”现象。因此，合理选择隐含层节点数应综合考虑网络结构复杂程

度以保证网络顺利运行。采用式(12)确定隐含层神经元节点数^[17]。

$$G = \sqrt{N + H} + \alpha \tag{12}$$

其中： G 为隐含层神经元节点， N 为输入层神经元节点， H 为输出层神经元节点， α 通常为[1-10]之间的调节常量。

3.3 激励函数的选择

BP神经网络隐含层激励函数一般采用双极S型Sigmoid函数，基于其Tan-Sigmoid和Log-sigmoid两种形式。本研究拟用Log-sigmoid函数，如式(13)所示，将输出值域映射到(0-1)之间。输出层则采用purelin函数。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{13}$$

3.4 训练算法的选择

标准的BP网络学习算法使用静态最速下降法，学习率作为一个常数，难以自适应判断算法运行的阶段而无法自动调整学习率值。因此本研究采用traingdx训练方法，即自适应学习率附加动量因子的lrBP学习算法^[18]。

3.5 训练数据归一化处理

为缩小各感知意象评价结果之间的差异，加快训

练网络的收敛性，需将用户感知意象数值进行归一化处理，使其数值均分布于[0,1]之间，本研究采用式(14)所示的归一化方法。

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \tag{14}$$

其中： x_{\min} 为 x 的最小值； x_{\max} 为 x 的最大值。将归一化后的训练数据输入神经网络中学习。

4 实例验证

以腰椎牵引器意象造型为例，综合运用三角模糊和BP神经网络算法进行其创新设计。

4.1 建立模糊意象与样本造型特征编码

首先采用问卷调查、口语分析等形式获取用户对腰椎牵引器的意象设计需求共34组，经小组讨论等初步筛选出20组意象词汇，见表1。

其次，通过网络收集、文献查阅得到104个初始样本，利用KJ和专家评价法多次聚类，得到11个造型差异较大的样本，并依据形态分析法和建模特点构建11个样本的造型特征库。依据产品功能和形态特征，将腰椎牵引器拆解为7个部件，每个造型部件所属设计特征数目至多不超过7个，至少不低于4个，同时对每个部件的典型造型采用二进制编码，见表2。

表1 模糊感知意象
Tab.1 Fuzzy perception image

编号	意象语意	编号	意象语意	编号	意象语意	编号	意象语意
01	科技	06	修长	11	稳重	16	温暖
02	圆润	07	精致	12	安全	17	素雅
03	舒适	08	硬朗	13	简洁	18	大气
04	轻便	09	现代	14	干净	19	和谐
05	扁平	10	仿生	15	前卫	20	亲和

表2 造型特征库
Tab.2 Modeling feature library

产品部件	造型设计特征与编码						
机身轮廓 X_1							
磁循环形状 X_2							
热敷版形状 X_3							
侧面形状 X_4							
接机口形状 X_5							
表面分割方式 X_6							
机体断面形状 X_7							

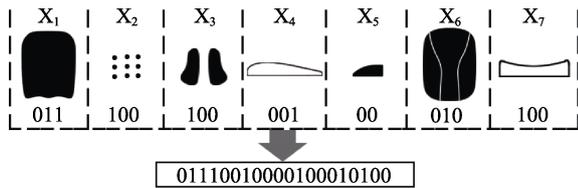


图 3 腰椎牵引器编码示意
Fig.3 Schematic diagram of coding features of lumbar traction device

表 3 三角模糊数的转换
Tab.3 Triangular fuzzy number conversion

SD 量表	评价等级	语言变量	三角模糊数
7	非常适合	极高	(0.9, 1, 1)
6	很适合	很高	(0.75, 0.9, 1)
5	适合	高	(0.55, 0.7, 0.85)
4	一般	中等	(0.35, 0.5, 0.65)
3	不适合	低	(0.15, 0.3, 0.45)
2	很不适合	很低	(0, 0.1, 0.25)
1	非常不适合	极低	(0, 0, 0.1)

若某腰椎牵引器造型各部件要素采用的特征如图 3, 则该产品的二进制编码为 01110010000100010100, 由此一个腰椎牵引器产品可视为具有 20 位 0 或 1 的信息代码, 并以相同方式对其他样本进行编码。从造型分解的特征元素个数来看, 从理论上可组合出 $7 \times 7 \times 6 \times 5 \times 4 \times 7 \times 5 = 205\ 800$ 种组合解方案, 因此求出最佳优化方案显然是十分耗时的。

4.2 筛选优势感知意象

意象造型的感知过程评价者往往借助自然语言来实现, 因此通过 1~7 尺度量表, 将评价语言分为 7 个等级, 评价集 $T = \{\text{非常适合, 很适合, 适合, 一般, 不适合, 很不适合, 非常不适合}\}$, 由评价等级结果

分析感知意象是否与所选样本造型匹配。依据文献 [19] 给出的实施方法, 评价语言与三角模糊数的对应关系, 见表 3。

为有效避免感知意象筛选过程测试者评价疲劳, 邀请 5 位工业设计师对初始样本进行选择并筛选出 68 个样本。邀请 12 位具有设计背景的测试者就其样本作为参考, 对上述 20 个感知意象进行评判, 将 12 个被试者的评价汇总。由于篇幅有限, 此处只给出 1 个实验样本评判表, 见表 4。

将表 4 的评判数据按照表 3 评价等级转化为三角模糊数, 由于上述所选 12 位测评者因专业背景相似, 对样本指标 (意象词汇) 可看作相同权重^[20], 所以 $W=1/12$ 。再按照式(7—10), 得各初始意象综合评价三角模糊数的集结信息。由于集结数据过多, 所以 68 个样本只展示 10 个样本对于 4 个意象的评价数据, 见表 5。

分析感知意象重要程度, 需将三角模糊数转换为具体的数值, 即根据式(11)进行三角模糊去模糊化处理, 得综合非模糊评价矩阵, 部分数据见表 6。

将 68 个样本实验结果利用 SPSS 21.0 进行意象因素相关性分析根据表 7 的 KMO 值和 Bartlett 检测可知, 精确化后的数据适合进行因子分析。

由图 4 因子特征值碎石图可知, 共计 6 个维度的特征值大于 1, 其方差累计贡献率达到 72.0012%, 见表 8, 即具有 6 个主成分因子能够较为全面的涵盖上述 68 个腰椎牵引器样本的感知意象。

根据意象因子旋转成分矩阵, 6 个主成分的意象因子系数见表 9, 采用文献[20]的筛选方式, 选取每个主成分中因子荷载最高的感知意象, 分别为前卫、硬朗、安全、稳重、圆润、修长, 最终优势意象可作为设计人员对腰椎牵引器造型表达的重点挖掘方向。

表 4 单个测试者评价
Tab.4 Individual tester evaluation

		优势意象词汇																			
		科技	圆润	舒适	轻便	扁平	修长	精致	硬朗	现代	仿生	稳重	安全	简洁	干净	前卫	温暖	素雅	大气	和谐	亲和
V ₁	E ₁	4	6	5	5	5	6	3	2	3	4	6	5	4	4	3	3	1	3	6	4
	E ₂	3	5	4	4	4	5	3	3	3	5	6	6	5	6	4	2	2	2	5	3
	E ₃	2	5	4	5	4	6	4	2	2	5	5	4	4	4	3	2	3	3	5	4
	E ₄	4	4	4	5	5	7	6	5	2	3	7	5	5	6	2	2	3	2	6	6
	E ₅	2	5	3	3	3	5	3	6	2	3	4	4	5	4	5	5	2	3	5	3
	E ₆	1	5	4	2	2	6	3	7	1	1	5	4	4	3	6	6	2	3	5	5
	E ₇	1	6	2	3	4	7	2	6	2	1	7	6	5	4	5	4	2	2	4	3
	E ₈	3	4	2	1	1	6	2	6	3	2	3	5	2	3	7	2	3	4	3	3
	E ₉	5	6	4	2	2	5	3	7	2	4	6	7	5	4	7	2	4	6	4	2
	E ₁₀	6	7	3	5	5	3	3	4	5	5	6	6	6	5	3	1	4	3	6	3
	E ₁₁	3	6	5	2	4	3	2	7	3	2	5	6	3	4	4	1	5	5	5	5
	E ₁₂	4	7	4	7	3	5	4	4	2	4	4	6	4	3	3	1	4	3	7	3

表5 部分意象三角模糊总体评价
Tab.5 Parts of the image triangle fuzzy overall evaluation

	科技	圆润	舒适	亲和
V ₁	(0.145 8, 0.283 3, 0.433 3)	(0.633 3, 0.783 3, 0.912 5)	(0.097 5, 0.182 1, 0.342 7)	(0.116 5, 0.249 0, 0.397 8)
V ₂	(0.104 2, 0.199 1, 0.313 3)	(0.666 7, 0.816 7, 0.937 5)	(0.183 3, 0.333 3, 0.483 3)	(0.191 7, 0.333 3, 0.483 3)
V ₃	(0.566 7, 0.716 7, 0.854 2)	(0.720 8, 0.858 3, 0.950 0)	(0.500 0, 0.650 0, 0.795 8)	(0.683 3, 0.833 3, 0.950 0)
V ₄	(0.787 5, 0.925 0, 1.000 0)	(0.650 0, 0.800 0, 0.925 0)	(0.091 7, 0.216 7, 0.366 7)	(0.600 0, 0.750 0, 0.887 5)
V ₅	(0.136 5, 0.217 7, 0.315 7)	(0.762 3, 0.810 4, 0.916 9)	(0.325 2, 0.432 4, 0.606 8)	(0.215 6, 0.358 7, 0.400 2)
V ₆	(0.212 3, 0.393 7, 0.471 1)	(0.776 4, 0.972 3, 1.179 0)	(0.145 2, 0.292 4, 0.372 4)	(0.508 7, 0.664 1, 0.696 3)
V ₇	(0.073 1, 0.104 2, 0.158 5)	(1.336 5, 1.796 6, 2.153 9)	(0.096 1, 0.194 3, 0.344 5)	(0.204 6, 0.340 6, 0.447 4)
V ₈	(0.312 3, 0.422 1, 0.510 3)	(0.243 3, 0.472 6, 0.611 5)	(0.164 4, 0.217 3, 0.421 8)	(0.098 3, 0.168 3, 0.202 5)
V ₉	(0.024 1, 0.071 9, 0.181 4)	(0.739 6, 0.893 7, 0.978 3)	(0.055 0, 0.139 7, 0.210 1)	(0.167 0, 0.257 6, 0.452 3)
V ₁₀	(0.245 4, 0.309 5, 0.384 9)	(0.612 1, 0.767 7, 0.917 8)	(0.173 0, 0.343 1, 0.423 3)	(0.042 5, 0.185 3, 0.297 4)

表6 部分感知意象评价去模糊化
Tab.6 Part of the perceptual image evaluation

	科技	圆润	舒适	轻便	扁平	修长	精致	和谐	现代	稳重	亲和
V ₁	0.286 4	0.778 1	0.201 1	0.532 3	0.383 3	0.809 4	0.318 8	0.319 8	0.287 5	0.902 1	0.253 1
V ₂	0.203 9	0.809 4	0.333 3	0.414 7	0.366 7	0.744 8	0.283 1	0.632 3	0.271 9	0.869 8	0.335 4
V ₃	0.713 6	0.846 9	0.648 9	0.856 3	0.599 0	0.877 1	0.746 9	0.777 1	0.746 9	0.945 9	0.825 0
V ₄	0.909 4	0.793 8	0.223 0	0.893 7	0.452 4	0.938 5	0.793 8	0.133 3	0.826 1	0.662 5	0.746 9
V ₅	0.221 9	0.825 0	0.449 2	0.761 5	0.400 0	0.931 3	0.237 5	0.383 3	0.500 0	0.761 5	0.333 3
V ₆	0.367 7	0.975 0	0.275 6	0.924 0	0.591 7	0.317 7	0.416 7	0.268 8	0.516 7	0.924 0	0.633 3
V ₇	0.110 0	1.770 9	0.207 3	0.924 0	0.450 0	0.840 6	0.207 3	0.287 5	0.269 8	0.924 0	0.333 3
V ₈	0.416 7	0.450 0	0.255 2	0.433 3	0.383 3	0.793 8	0.207 3	0.352 1	0.287 5	0.433 3	0.159 4
V ₉	0.087 3	0.876 3	0.136 1	0.768 1	0.127 2	0.873 3	0.287 5	0.271 9	0.271 9	0.987 3	0.283 6
V ₁₀	0.312 3	0.766 3	0.320 1	0.872 3	0.296 6	0.765 5	0.192 3	0.092 4	0.127 1	0.843 6	0.177 6

表7 样本适度测定
Tab.7 Sample moderation test

KMO 检验	Bartlett 球形检验		
	近似卡方	自由度	显著性水平
0.771 0	411.362 0	190	0.000 0

表8 主成分提取
Tab.8 Principal component extraction

维度	初始特征值			旋转载荷平方和		
	合计	解释 变异量	累积 变异量	合计	解释 变异量	累积 变异量
1	6.398 1	32.990 5	32.990 5	4.894 2	25.470 8	25.470 8
2	2.118 5	10.924 0	43.914 5	3.445 9	15.729 7	41.200 5
3	1.822 1	9.110 7	53.025 2	1.919 8	9.099 2	50.299 7
4	1.431 2	7.255 8	60.281 0	1.705 3	8.826 4	59.126 1
5	1.314 2	6.371 0	66.652 0	1.408 6	6.543 1	65.669 2
6	1.069 8	5.349 2	72.001 2	1.300 0	6.332 0	72.001 2

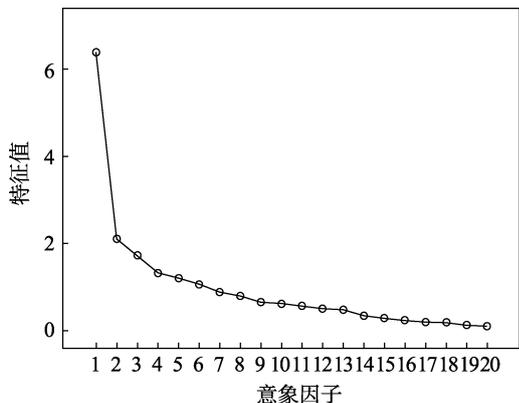


图4 特征值碎石图
Fig.4 Eigenvalue gravel map

4.3 腰椎牵引器实验样本感性评价

为将上述 68 个样本造型集中趋向于表 2 的造型特征库, 便于 BP 神经网络训练和学习过程数据的较好拟合, 借助 Delphi 法进行多次选择, 最后得 48 个腰椎牵引器的优势样本, 并将其编号。其中 1~40 个

表 9 因子旋转成分矩阵
Tab.9 Factor rotation component matrix

	主成分							主成分					
	1	2	3	4	5	6		1	2	3	4	5	6
前卫	0.827	0.281	-0.237	0.035	0.049	0.054	仿生	0.265	0.672	0.156	0.383	0.170	-0.083
大气	0.715	0.104	0.127	0.003	-0.195	0.092	素雅	0.456	0.505	0.056	-0.275	0.132	0.239
现代	0.603	0.115	0.293	0.007	-0.044	0.060	扁平	0.360	0.435	0.042	-0.105	-0.420	0.011
科技	0.683	0.056	0.033	-0.190	-0.315	0.137	安全	0.064	0.159	0.897	-0.069	-0.027	0.120
简洁	0.731	0.085	0.126	0.115	0.107	0.020	轻便	0.177	-0.089	0.778	-0.215	0.027	-0.022
亲和	0.720	0.393	0.004	-0.173	0.038	-0.175	稳重	0.058	0.120	-0.078	0.765	-0.039	0.053
精致	0.522	0.212	0.332	-0.021	0.241	0.089	和谐	-0.131	-0.062	-0.180	0.749	-0.039	0.018
硬朗	0.052	0.820	0.169	0.175	0.015	0.244	圆润	-0.009	0.053	0.024	-0.103	0.854	0.052
干净	0.108	0.759	-0.103	0.003	-0.183	-0.115	修长	0.027	0.012	0.049	0.085	0.109	0.900
温暖	0.415	0.701	-0.041	-0.206	0.238	0.177	舒适	0.334	0.378	0.110	-0.052	-0.195	0.477

表 10 部分样本评价实验及样本编码
Tab.10 Part of the sample evaluation experiment and sample code

样本 序号	优势感知意象						设计要素						
	前卫	硬朗	安全	稳重	圆润	修长	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇
1	2.05	6.90	2.80	4.55	1.05	6.35	000	100	001	100	01	101	001
2	4.30	1.90	6.65	5.65	5.20	3.10	001	110	001	010	01	110	010
3	5.00	2.75	3.25	6.45	3.20	3.40	010	001	000	001	10	000	001
4	1.90	6.85	2.85	4.25	1.55	6.55	000	000	010	000	10	101	001
5	3.75	2.20	3.30	4.75	4.95	3.00	001	010	100	000	01	110	001
6	2.25	6.35	2.45	4.85	2.10	3.80	010	100	010	000	01	101	001
7	2.05	3.55	5.35	3.30	3.65	3.75	011	000	000	001	10	000	001
8	1.55	5.20	6.70	4.20	3.45	3.25	100	011	100	100	01	011	000
9	5.60	1.55	3.30	2.00	6.40	1.75	101	101	100	011	11	010	011
10	6.85	1.15	2.45	1.40	5.45	1.35	110	010	101	011	10	100	100

作为 BP 神经网络的训练样本，其余的 8 个作为检验网络效果的测试样本。通过 1~7 阶李特克量表对 14 位非设计人员、6 位设计专业人员进行二次意象评价实验，评价的对象为筛选出的 48 个腰椎牵引器优势样本。将评价结果做均值化处理，分析用户对优势样本的偏好程度。文中展示了编号 1~10 样本的部分数据，见表 10。

4.4 腰椎牵引器 BP 网络模型训练

根据以上分析，基于 Matlab R2018a 软件平台构建网络结构对其模拟测试。经多次历史数据预先试验，建立 3 层神经网络结构训练效果较好，20 位 0 或 1 编码输入即输入层 20 个节点数，6 个优势感知意象输出即输出层 6 个节点数，确定 12 个隐含层节点数。输出层采用 purelin 传递函数，设置网络学习次数 10 000 次，步长 0.7，附加动量因子 0.2，误差目标值为 0.003，训练输出误差采用均方误差衡量。对表 10 前 40 个样本进行数据拟合，网络在 5 674 次迭代时达到误差精度，停止训练，训练结果见图 5，

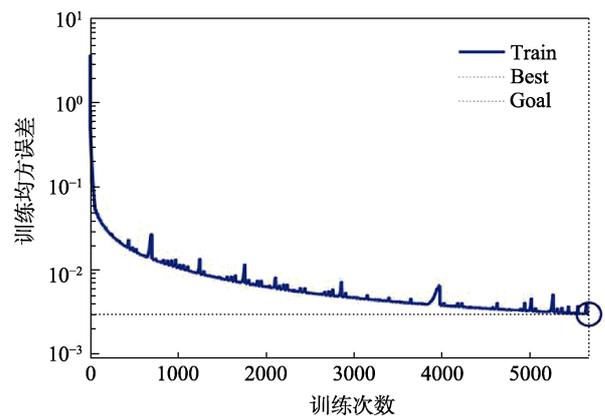


图 5 网络训练结果
Fig.5 Network training results

其实际误差为 0.002 09。

样本训练结果与实际评价数据的相关系数 $R=0.983 6$ ，见图 6，进一步说明模型的训练值与实际结果具有良好的相关性，至此初步得到腰椎牵引器造型的神经网络模型。

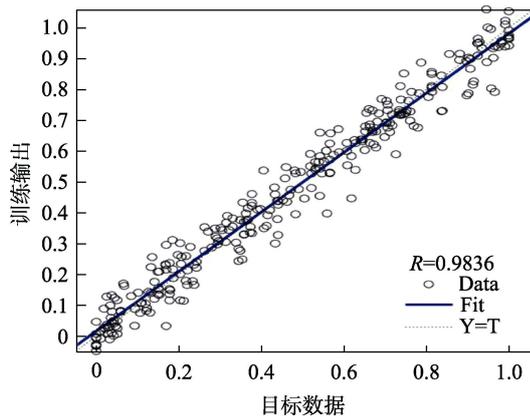


图6 拟合优度模拟
Fig.6 Goodness-of-fit simulation

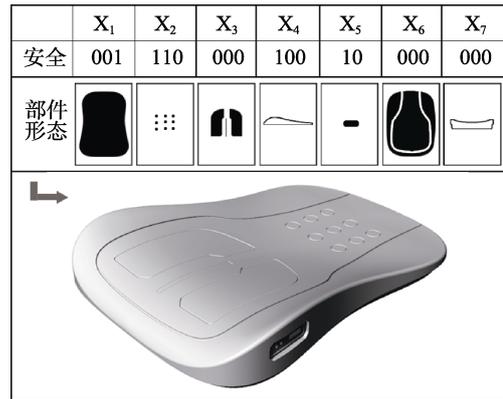


图7 “安全意象”方案优化与建模
Fig.7 Optimization and modeling of the “safety image”

表11 网络测试结果
Tab.11 Network prediction results

意象	编码							最大值
	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	
前卫	110	010	101	011	00	001	100	8.54
硬朗	000	000	010	001	01	101	011	7.56
安全	001	110	000	100	10	000	000	9.05
稳重	010	001	010	000	01	011	000	10.15
圆润	011	010	100	011	10	000	100	10.27
修长	000	000	011	010	01	010	001	8.26

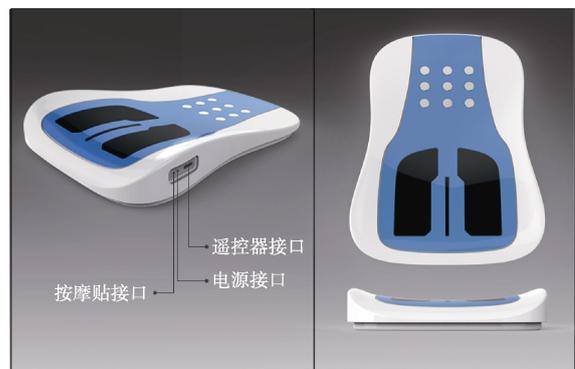


图8 造型设计方案
Fig.8 Form design case

4.5 BP神经网络性能检验

为检验网络训练模型的有效性，将表10中编号41~48这8个样本的设计特征编码导入网络输入层，性能检测采用均方差分析函数MSE来评价，表达式为：

$$MSE = \frac{1}{H} \sum_{r=1}^H (y_r - y_r^*)^2 \quad (15)$$

其中：y_r为是网络输出值，y_r^{*}为目标评价价值，将输出值与实际评价价值进行对比。通过函数计算测试，各意象下MSE值分别为0.0458、0.0182、0.0224、0.0322和0.0426。可见MES都在接受范围内，说明神经网络模型达到精度要求，可适用于腰椎牵引器造型自适应设计。

4.6 BP神经网络模型结果分析

为使设计输出的意象造型符合消费者情感需求，基于Matlab程序神经网络算法，通过遍历求解意象评价最大值。计算结果见表11。

由此可推导出腰椎牵引器意象造型的最优化组合，可将形态输出作为消费者偏好的造型设计，为设计师提供指导方向。本研究选择其中一组意象，如“安全”作为设计研究与表达对象。由于未完全考虑部件形态间比例约束等问题，故在软件Rhinceros加以适当调整数据模型，见图7。

此外考虑色彩因素、材质等要素，对细节进行设计，将模型导入Keyshot加以渲染，效果见图8。

5 结语

为深入挖掘消费者模糊情感需求，通过三角模糊理论结合感性工学进行定量分析，运用BP神经网络映射产品造型要素与感性意象间的关系模型。以康复辅具腰椎牵引器为例，实现该产品部件造型的自适应组合优化设计，并进行有效性验证，模型具有一定的普遍性。该方法为设计师提供参考思路，有助于更好地设计出迎合消费者需求的产品，有效避免了设计师主观因素的影响。本研究目前只对造型要素进行了探究，随着技术的不断发展和群体需求的不断提高，融入材质、色彩、人机学等要素的设计研究将是下一步探索重点。此外，由于BP神经网络存在一定局限性，本研究尚无融合其他算法进行改进，同时未开发计算机辅助操作平台，因此也可将其作为接下来的研究方向。

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): 53-59.

- XU Jiang, SUN Shou-qian, ZHANG Ke-jun. Optimal Design of Product Image Modeling Based on Genetic Algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(4): 53-59.
- [2] GALLI A A. Daniel Stern's Developmental Psychology and Its Relation to Gestalt Psychology[J]. Gestalt Theory, 2017, 39(1): 54-63.
- [3] 李永锋. 基于数量化理论 I 的产品意象造型设计研究[J]. 机械设计, 2010, 27(4): 40-43.
LI Yong-feng. Research on Product Image Modeling Design Based on Quantitative Theory I[J]. Machine Design, 2010, 27(4): 40-43.
- [4] 张欣蔚, 王进, 陆国栋, 等. 基于本体和形状文法的图案构形提取与重用[J]. 浙江大学学报(工学版), 2018, 52(3): 461-472.
ZHANG Xin-wei, WANG Jin, LU Guo-dong, et al. Pattern Configuration Extraction and Reuse Based on Ontology and Shape Grammar[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science Edition), 2018, 52(3): 461-472.
- [5] 赵万芹. 基于 BP 神经网络的产品造型设计评价[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(24): 5716-5121.
ZHAO Wan-qin. Product Modeling Design Evaluation Based on BP Neural Network[J]. Computer Engineering and Design, 2009, 30(24): 5716-5121.
- [6] SUN Li, WU Jian-tao, LV Qi-hao, et al. Method of Recommending Wheel Hub Based on User Preferences[J]. Boletín Técnico, 2017, 55(12): 64-73.
- [7] 张硕, 吴俭涛. 基于 BP 神经网络的壁挂式充电桩产品形态研究[J]. 图学学报, 2017, 38(6): 865-868.
ZHANG Shuo, WU Jian-tao. Research on Product Form of Wall Mounted Charging Pile Based on BP Neural Network[J]. Journal of Graphics, 2017, 38(6): 865-868.
- [8] 湛群, 杜兆芳. 基于遗传进化的陶瓷产品质感设计[J]. 计算机应用, 2012, 32(6): 1778-1781.
ZHAN Qun, DU Zhao-fang. The Texture Design of Ceramic Products Based on Genetic Evolution[J]. Computer Applications, 2012, 32(6): 1778-1781.
- [9] 倪敏娜, 孙志宏, 王梓, 等. 面向产品造型感性意象评价的 BP 神经网络模型的应用[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2016, 42(4): 604-607.
NI Min-na, SUN Zhi-hong, WANG Xi, et al. Application of BP Neural Network Model for Perceptual Image Evaluation of Product Modeling[J]. Journal of Donghua University (Natural Science Edition), 2016, 42(4): 604-607.
- [10] LAIA H, LINA Y C, YE H C H. Form Design of Product Image Using Gray Relational Analysis and Neural Network Models[J]. International Journal of Industrial Ergonomics, 2005, 32(10): 2689-2711.
- [11] 罗仕鉴, 朱上上. 用户和设计师的产品造型感知意象[J]. 机械工程学报, 2005, 41(10): 28-34.
LUO Shi-jian, ZHU Shang-shang. User and Designer's Product Model Perception Image[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2005, 41(10): 28-34.
- [12] 李美美. 基于 BP 神经网络的机电产品造型意象预测模型研究[D]. 西安: 长安大学, 2017.
LI Mei-mei. Research on Modeling Image Prediction Model of Electromechanical Products Based on BP Neural Network[D]. Xi'an: Chang'an University, 2017.
- [13] 苏建宁, 范跃飞, 张书涛, 等. 基于感性工学和神经网络的产品造型设计[J]. 兰州理工大学学报, 2011, 37(4): 47-50.
SU Jian-ning, FAN Yue-fei, ZHANG Shu-tao, et al. Product Modeling Design Based on Perceptual Engineering and Neural Network[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2011, 37(4): 47-50.
- [14] 周爱民, 苏建宁, 阎树田, 等. 基于形态美度的产品多意象预测模型[J]. 图学学报, 2018, 39(4): 654-660.
ZHOU Ai-min, SU Jian-ning, YAN Shu-tian, et al. Product Multi-image Prediction Model Based on Morphological Beauty[J]. Journal of Graphics, 2018, 39(4): 654-660.
- [15] 赵传奇, 张巨伟, 孙蕴, 等. 基于三角模糊数的加氢裂化装置火灾爆炸事故树的分析与应用[J]. 安全与环境工程, 2017, 24(6): 119-123.
ZHAO Chuan-qi, ZHANG Ju-wei, SUN Yun, et al. Analysis and Application of Fire and Explosion Fault Tree for Hydrocracking Unit Based on Triangular Fuzzy Number[J]. Safety and Environmental Engineering, 2017, 24(6): 119-123.
- [16] 陈明. MATLAB 神经网络原理与实例讲解[M]. 北京: 清华大学出版社, 2013.
CHEN Ming. MATLAB Neural Network Principles and Examples[M]. Beijing: Qinghua University Press, 2013.
- [17] 郁磊, 史峰, 王辉, 等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2015.
YU Lei, SHI Feng, WANG Hui, et al. Analysis of 30 Cases of MATLAB Intelligent Algorithm[M]. Beijing: Beihang University Press, 2015.
- [18] 宫宁生, 钱春阳, 张媛. 一种 BP 网的学习速率与动量项自适应算法[J]. 小型微型计算机系统, 2013(8): 1872-1876.
GONG Ning-sheng, QIAN Chun-yang, ZHANG Yuan. An Adaptive Algorithm for Learning Rate and Momentum Term of BP Network[J]. Small Microcomputer System, 2013(8): 1872-1876.
- [19] 廖勇. 基于三角模糊数的铁路客运站选址方案评价方法[J]. 中国铁道科学, 2009, 30(6): 119-125.
LIAO Yong. Evaluation Method of Railway Passenger Station Site Selection Based on Triangular Fuzzy Number[J]. China Railway Science, 2009, 30(6): 119-125.
- [20] 梁学双. 基于 GA 的产品意象造型创新系统设计[D]. 西安: 长安大学, 2017.
LIANG Xue-shang. Product Image Modeling Innovation System Design Based on GA[D]. Xi'an: Chang'an University, 2017.