

## 基于神经网络的乳儿产品交互性设计评价

潘峰<sup>1</sup>, 巩炯炯<sup>2</sup>, 毛轶超<sup>3</sup>

(1.合肥学院 艺术设计系, 合肥 230601; 2.西安工程大学 服装与艺术设计学院, 西安 710048; 3.南京工程学院 设计艺术学院, 南京 211167)

**摘要:** **目的** 基于 RBF 神经网络研究一种乳儿产品交互性设计评价的方法。**方法** 针对乳儿产品交互性评价的 3 个指标, 即“使用性、教育性、娱乐性”及其子指标, 运用 ANP 网络分析法来确定各指标在总体评价中占有的权重; 然后据此建立基于 RBF 神经网络的乳儿产品交互性设计评价模型, 并用实际案例来验证其可行性。**结论** 该评价方法经实际验证, 其评价效果客观合理, 对于更精确地对乳儿产品的交互性设计进行评价有一定的参考价值。

**关键词:** 乳儿产品设计; 交互性设计评价; ANP 网络分析法; RBF 神经网络

**中图分类号:** TB472 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2018)16-0155-07

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2018.16.026

## Baby Products Interactive Design Evaluation Based on Neural Network

PAN Feng<sup>1</sup>, GONG Jiong-jiong<sup>2</sup>, MAO Yi-chao<sup>3</sup>

(1.Hefei University Department of Art and Design, Hefei 230601, China; 2.Xi'an Polytechnic University, School of Costume and Art Design, Xi'an 710048, China; 3.Nanjing Institute of Technology NJIT Institute of Art & Design, Nanjing 211167, China)

**ABSTRACT:** Based on RBF neural network, it aims to provide a feasible solution of baby products interactive evaluation method. This paper confirms three indicators of baby products interactive evaluation: usability, education and entertainment, ANP network analysis method is used to obtain the weight of each indicators in the overall evaluation as they interact with each other. Then according to the weights of evaluation indicators, establish comprehensive evaluation model of baby products based on RBF neural network, and verify the feasibility of the evaluation model in practice. Its evaluation result is objective and reasonable, is conducive for more accurate baby products interactive evaluation.

**KEY WORDS:** baby products design; interactive design evaluation; ANP network analysis method; RBF neural network

乳儿期是人生的第一个阶段, 由于乳儿自我保护意识非常薄弱, 受到环境的影响巨大, 因此构成乳儿“物”之世界的产品设计意义重大。人和物两个方面的关怀, 构成了乳儿期教育主体<sup>[1]</sup>。乳儿产品作为儿童产品和文创产品的重要分支, 通过针对乳儿特点和需求分析, 结合市场现状和设计诉求的分析, 以及前期研究确定的设计原则和评价指标, 通过引入算法模型优化评价指标进一步进行定量的研究。鉴于产品评价体系庞大, 先行选择与乳儿产品交互性相关的指标深

入研究。产品交互性设计运用心理学方法, 对产品形态等进行综合分析, 提高产品可用度<sup>[2]</sup>。乳儿产品交互性涉及的评价指标之间具有互相影响和反馈关系<sup>[3-4]</sup>, 是一个非常复杂的计算过程, 一般的调查分析法和常规的层次分析法评价精度较低, 而选用 ANP 网络分析法能提供更精确的结果。RBF 神经网络(径向基函数)是一种性能良好的前向网络, 适合于多变量函数逼近, 广泛应用于模式识别、函数逼近、自适应滤波、非线性时间序列预测等领域<sup>[5]</sup>。基于 RBF

收稿日期: 2018-05-18

基金项目: 安徽高校人文重点项目(SK2016A0777); 安徽省重大教改项目(2015zdjy139)

作者简介: 潘峰(1979—), 男, 安徽人, 博士, 合肥学院艺术设计系副教授, 主要研究方向为设计艺术与教育。

通信作者: 巩炯炯(1984—), 男, 陕西人, 硕士, 西安工程大学服装与艺术设计学院讲师, 主要研究方向为产品设计。

神经网络，选用 ANP 网络分析法对乳儿产品进行设计评价研究尚属首创。

### 1 ANP 儿童玩具设计评价指标体系

#### 1.1 评价指标的确定

网络分析法 (ANP) 是美国匹兹堡大学的 T L Saaty 于 1996 年提出的一种适应非独立的递阶层次结构的决策方法<sup>[6]</sup>，它是在层次分析法 (Analytic Hierarchy Process, 简称 AHP) 的基础上发展而形成的一种实用决策方法。

AHP 在递阶层次结构下，根据人的经验和判断力，采用相对标度的形式，对同一层次有关元素的相

对重要性进行两两比较，并按层次从上到下合成方案对于决策目标的测度。

在层次分析法的基础上，ANP 考虑到了各因素或相邻层次之间的相互影响，利用“超矩阵”对各相互作用并影响的因素进行综合分析得出其混合权重。ANP 中各因素的相对重要性指标 (标度) 的确定与 AHP 基本相同，都是通过对决策者进行问卷调查得到的。

根据前期的研究成果，已经确立乳儿产品三级评价指标体系<sup>[7]</sup>，见图 1。在引入 RPF 神经网络的过程中，由于计算过程过于庞大，选择二级指标“产品交互性设计”进行试验性评价研究。根据交互性评价指标的特点进行指标优化与细化，最终获得影响乳儿产品设计交互性评价决策的三级子指标。



图 1 乳儿产品设计三级评价指标体系  
Fig.1 Three level evaluation indicators system of baby products design

影响乳儿产品设计交互性评价的指标包括：(1) 使用性 (C1)，界面及交互方式 (C11)，尺寸和形态 (C12)，色彩 (C13)，表面装饰 (C14)，触觉感知 (C15)，语义传达 (C16)，使用舒适度 (C17)；(2) 教育性，美育 (C21)，智育 (C22)，启发性 (C23)；(3) 娱乐性，体验感 (C31)，游戏性 (C32)。目标层为乳儿产品的交互性，控制层为一级指标 C1，C2，C3，网络层为各二级指标，各级指标之间的关系，见图 2。

#### 1.2 确定评价指标权重

各个指标之间存在着依赖和影响关系。例如，一级指标使用性指标 (C1) 下的各二级指标之间存在互相影响，C12 和 C11，C14，C15，C16，C17 互相依

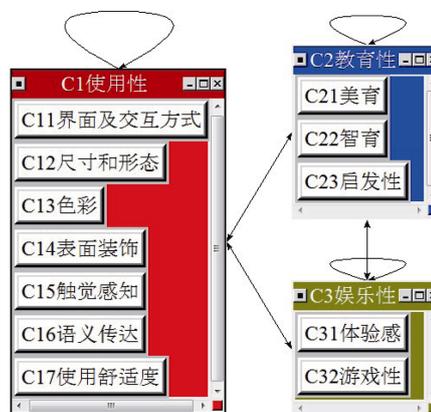


图 2 乳儿产品设计交互性评价指标体系  
Fig.2 Interactive evaluation indicators system of baby products design

赖和影响，C12 和 C2 教育性、C3 娱乐性之下的二级指标之间也存在互相影响关系，因此，选用 ANP 网络分析法来判断各个评价指标的相对重要性权值。利

用 ANP 软件 SD ( Super Decision ) 构造乳儿产品交互性评价 ANP 模型<sup>[8]</sup>，对各个指标进行两两比较，根据重要性原则，按照 1-9 标度法进行评分，见图 3。

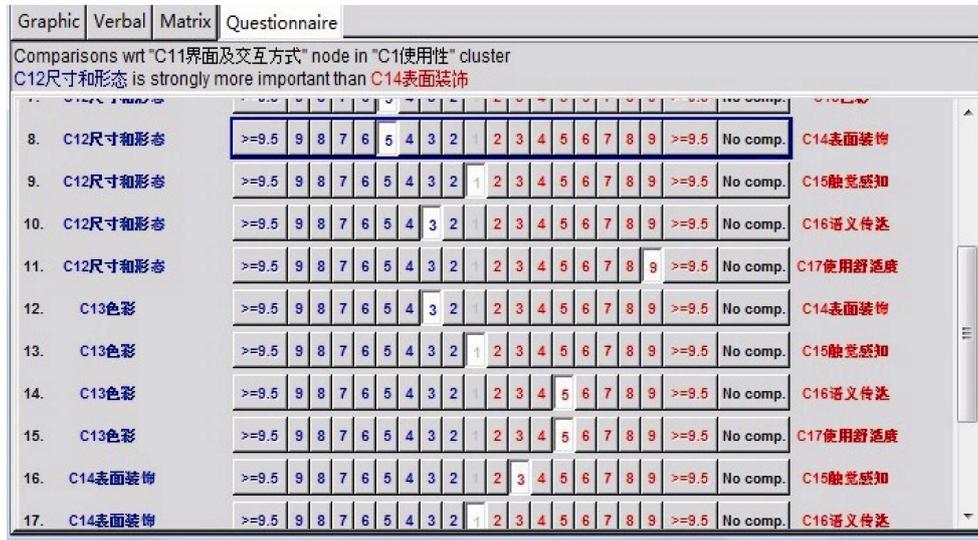


图 3 乳儿产品交互性评价 ANP 模型 1-9 标度法评分体系

Fig.3 1-9 scale scoring system for interactive evaluation ANP model of baby products design

例如，以一级指标使用性 ( C1 ) 下的二级指标界面及交互方式 ( C11 ) 为判断标准，其他相互之间存在关系的二级指标之间两两比较，并给出分值，以此类推继续以剩余的二级指标为判断标准进行打分。据此 SD 软件算出各个二级指标的权值，即  $Q_k = [0.114448 \ 0.089907 \ 0.0828875 \ 0.059557 \ 0.068988 \ 0.084829 \ 0.045666 \ 0.078771 \ 0.0626 \ 0.108027 \ 0.116331 \ 0.088]$ ，见图 4。

C11界面及交互方式	0.114448
C12尺寸和形态	0.089907
C13色彩	0.082875
C14表面装饰	0.059557
C15触觉感知	0.068988
C16语义传达	0.084829
C17使用舒适度	0.045666
C21美育	0.078771
C22智育	0.062600
C23启发性	0.108027
C31体验感	0.116331
C31游戏性	0.088000

图 4 利用 SD 软件算出的二级指标权值  
Fig.4 The second level indicators weights calculated by SD software

## 2 基于 RBF 神经网络的乳儿产品综合评价模型

### 2.1 RBF 神经网络

径向基函数 ( RBF ) 神经网络具备全局逼近能力，

它包含输入层、隐含层和输出层这 3 层结构<sup>[9]</sup>，见图 5。

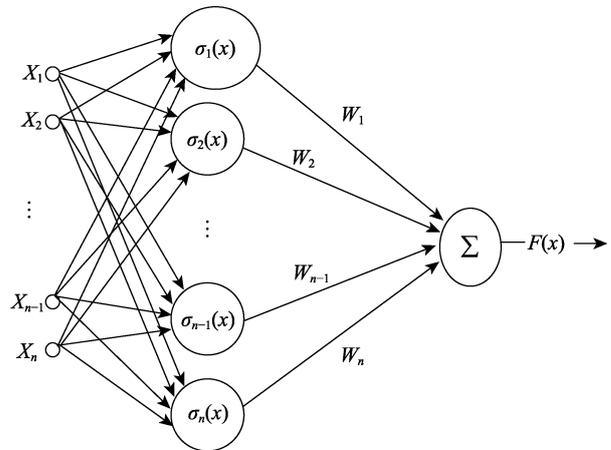


图 5 RBF 神经网络结构  
Fig.5 RBF neural network structure

RBF 神经网络的输入层为  $(x_1, x_2, \dots, x_m)$ ，隐含层为  $(\sigma_1(x), \sigma_2(x), \dots, \sigma_n(x))$ ，输出层为  $f(x)$ ，而  $(w_1, w_2, \dots, w_n)$  为隐含层与输出层之间的连接权重。隐含层的每一个节点都使用非线性函数  $\sigma(\cdot)$  作为径向基函数 ( Radial Basis Function, RBF )。由 RBF 神经网络的结构可知，RBF 神经网络的输出为公式(1)：

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i \phi(\|x - c_i\|) \tag{1}$$

其中： $\phi(\|x - c_i\|)$  为 Gaussian 函数； $w_i$  为隐含层到输出层的连接权重； $\phi(\|x - c_i\|)$  可表示为：

$$\phi(\|x - c_i\|) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}\|x - c_i\|^2\right) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \tag{2}$$

其中:  $\sigma^2$  为径向基函数的方差;  $c_j$  为隐含层节点中心;  $n$  为隐含层节点个数。  $\varphi_{ji} = \varphi(\|x_j - c_j\|)$  ( $j=1, 2, \dots, m, m$  为输入样本总数), 可设矩阵:

$$S = \begin{bmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \cdots & \varphi_{1n} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \cdots & \varphi_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \varphi_{m1} & \varphi_{m2} & \cdots & \varphi_{mn} \end{bmatrix} \quad (3)$$

则公式(1)可改写成:

$$\begin{bmatrix} \varphi_{11} & \varphi_{12} & \cdots & \varphi_{1n} \\ \varphi_{21} & \varphi_{22} & \cdots & \varphi_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ \varphi_{m1} & \varphi_{m2} & \cdots & \varphi_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \cdots \\ w_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_m \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\text{若用 } W \text{ 表示, } W = \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \cdots \\ w_n \end{bmatrix}, \text{ 用 } Y \text{ 表示, } Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \cdots \\ y_m \end{bmatrix},$$

则公式(4)可以简化为  $Y = SW$ 。

## 2.2 获取样本数据

设计有监督学习的神经网络, 获取样本数据集是第一步, 也是十分重要和关键的一步。样本数据的获取包括原始数据的收集、数据分析、变量选择以及数据的预处理, 只有经过上述步骤的处理后, 神经网络的学习和训练才更加有效。

神经网络的泛化能力也称综合能力或概括能力<sup>[10]</sup>, 是指用少量的样本, 使神经网络能对除了训练集之外的数据同样有反映。要求选取的样本之间相关性较小, 从高好评度的产品到市场反响较差的产品中选择若干典型样本, 再根据前文已经确定的乳儿产品交互性设计评价的 12 个指标, 给这些样本的各个指标赋予分值。并算出每个样本的总体分值, 作为初始分值数据。打分的方法是将问卷打分和专家打分相结合, 各占 50% 的比例, 综合得分。最终获得的样本数据, 一部分用于训练网络, 剩余部分用以验证网络。

## 2.3 网络的输入和输出

首先将描述优劣的定性评价指标转化为定量指标。方法是将其进行归一化处理, 以提高 RBF 神经网络的泛化能力。具体做法为将评价等级划分为集合 {非常差, 较差, 一般, 较好, 非常好}<sup>[11]</sup>, 其对应的量化数据集为 {0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1}, 获得的所有指标数值均处于 [0, 1] 这个区间。由于乳儿产品交互性评价指标属于效益型指标, 其计算方法如:

$$y_{kj} = \frac{x_{kj} - \min_{1 \leq j \leq m} (x_{kj})}{\max_{1 \leq j \leq m} (x_{kj}) - \min_{1 \leq j \leq m} (x_{kj})} \quad (5)$$

其中:  $x_{kj}$  为第  $J$  个样本的第  $k$  个指标的评价值;  $y_{kj}$  为第  $j$  个样本的第  $k$  个指标规范化处理后的值;  $m$

为被评价样品的个数。网络输出为样本的综合得分, 最终计算办法如下:

$$O_j = \sum_{k=1}^N Q_k y_{kj} \quad (6)$$

其中:  $N$  为评价指标的个数;  $Q_k$  为指标权重。

## 2.4 学习算法

采用的算法是监督学习的神经网络。本文采用 Mat-lab (版本 7.2) 神经网络工具箱的 RBF 神经网络学习算法。

## 3 评价实例

基于上述的计算办法, 构建基于 RBF 神经网络的乳儿产品交互性评价模型, 根据前文的原则选取样本数据, 将获取的数据进行训练, 训练结束后, 验证其与初始数据的拟合度, 以证明该方法的可行性。

### 3.1 获取样本数据

依据差异度原则, 通过专业厂商、设计公司以及市场调查等渠道获取不同类型的乳儿产品样本 100 个, 产品样本包括从畅销的、好评度较高的产品到市场反响较差的产品。样本的来源:

- 1) 厂家。主要通过电话和实地考察的方式, 从不同厂家购买其畅销的、有代表性的产品实物。
- 2) 市场。主要通过电商及实体店来获取畅销的、有知名度的样本。这些样本都可以在厂家的产品库中找到, 通过各大电商及卖场可以查到这些样本的信息。
- 3) 用户。通过走访 20 多个家庭, 询问家中有乳儿的爸爸妈妈们, 记录其购买过的乳儿产品, 最后再从中挑选出用户较多、知名度高的样本。

依据乳儿产品交互性评价的 12 个指标进行比对, 去掉相似度最大的, 获得 50 个样本。再邀请 10 位资深乳儿产品设计人员利用 KJ 法 (又称 A 型图解法或亲和图法)<sup>[12]</sup> 进行二次筛选, 最终获取 30 个典型样本, 见表 1。选择其中前 25 个作为 RBF 神经网络的训练样本, 余下的 5 个样本作为检验样本。

通过专家打分和问卷调查分别对 30 个样本的 12 项二级指标进行打分, 对所得的分数取平均值, 获得原始数据, 见表 2。

### 3.2 训练网络

利用公式一中的方法在 MatLab 中将指标数据归一化, 作为网络的输入, 而网络的输出为样本的综合评价公式, 即公式(6)。该神经网络模型的输入层神经元数为产品方案评价的指标个数, 已确定为 12 个。输出层为评价结果数值, 神经元个数为 1。用 Matlab (版本 7.2) 神经网络工具箱函数 newrb 对模型进行训练, 在 30 个典型样本中, 将前 25 个用于网络训练, 后 5 个用于网络检测, 并设定训练精度 goal=0.001,

表 1 最终确定的 30 个评价样本  
Tab.1 A list of 30 final evaluation samples

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
迪孚敲击果虫	知识花园早教机	小蜜蜂床头铃	云儿硅胶饭兜	庄园喷水玩具	骑路特婴儿手推车	欧培婴儿浴盆	十三孔智力盒	大奶瓶益智摇铃	充气式游泳池
									
11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
和乐族 MP3 故事机	656 多功能游戏桌	可折叠婴儿床	BOBO 乳儿吸管学饮杯	喜之宝助睡器	亲亲宝贝婴儿摇铃	婴儿摇椅	早教木质积木	益智戏水鸭	亲亲我保温吸盘碗
									
21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
BOBO 乳儿水杯	PP 标准果汁瓶	婴儿监视器	渊诚故事机	易简婴儿理发器	宝宝手脚印泥	早教益智音乐机	贝儿欣热感勺	费雪安抚企鹅	NUK 硅胶奶嘴
									

表 2 样本原始数据  
Tab.2 Raw data table of the samples

指标方案	样本序列												总分
	C11	C12	C13	C14	C15	C16	C17	C21	C22	C23	C31	C32	
1	1	5	5	5	8	7	8	1	2	5	9	8	
2	5	4	1	7	5	2	4	2	7	4	9	1	
3	8	6	5	6	7	1	8	1	3	2	9	1	
4	6	6	6	8	1	8	5	7	2	5	7	9	
5	5	1	1	6	8	7	4	9	5	9	1	2	
6	7	9	8	3	2	8	8	3	3	3	8	8	
7	6	6	3	7	8	4	5	5	3	7	9	9	
8	5	6	3	3	5	6	8	4	1	7	2	9	
9	6	5	8	5	3	6	7	9	1	4	2	7	
10	7	3	2	4	6	7	5	2	4	3	7	9	
11	3	4	7	7	7	1	7	6	5	4	2	5	
12	4	9	6	5	3	2	5	3	4	9	6	4	
13	8	3	3	2	6	5	4	3	1	7	6	3	
14	6	2	4	5	5	4	6	5	4	9	7	6	
15	3	6	6	4	3	3	3	9	2	3	1	4	
16	2	4	8	9	7	3	8	3	5	4	9	3	
17	5	3	5	2	4	7	6	5	3	6	5	6	
18	7	4	4	3	6	8	7	1	5	7	7	7	
19	6	1	3	7	9	2	5	4	4	5	6	4	
20	3	9	6	6	1	4	4	3	6	4	3	3	
21	2	3	7	1	8	6	6	5	2	9	2	5	
22	5	6	2	8	3	4	8	1	3	7	7	2	
23	4	4	9	4	1	8	5	3	9	5	4	7	
24	4	5	2	6	4	6	4	9	1	6	5	8	
25	6	3	7	2	7	3	2	4	6	7	3	6	
26	4	2	8	6	4	2	2	5	4	7	1	8	53
27	7	2	8	2	6	5	2	1	7	7	4	1	52
28	6	2	7	5	3	9	7	8	1	2	7	7	64
29	7	5	4	6	8	7	5	3	7	4	6	8	70
30	8	9	9	8	1	1	1	3	1	4	4	5	54

注：样本的前 25 个没有算总分，后 5 个算出总分是为了和 RBF 神经网络得到的结果进行验证

散步常数  $spread=30$  (根据实验获得), 训练过程的显示频率为  $df=1$ , 将表 1 中前 25 个样本的数据输入 RBF 神经网络模型进行训练, 训练结束后即获得从输入层到输出层的映射关系。

该网络在 11 次训练时达到训练要求的精度, 得到训练结果, 见图 6。

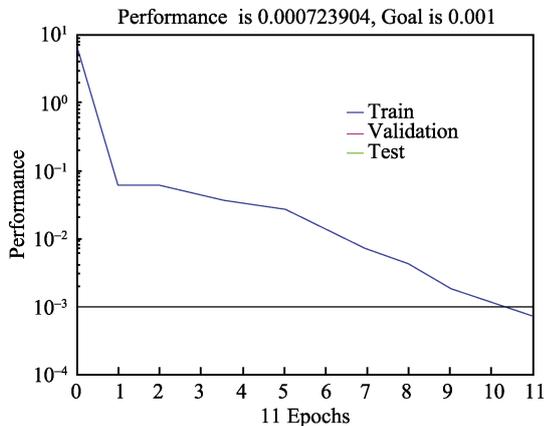


图 6 样本训练结果  
Fig.6 Training result of the samples

用表 2 中后 5 个样本进行验证, 将 5 个样本的数据输入网络模型, 得到数据评价分值结果, 将该数据结果与 5 个样本的初始分值数据相对比, 发现两者的误差非常小。最终得到基于 RBF 神经网络的乳儿产品评价结果, 见图 7。在后 5 个样本中, 评价得分由高到低按方案号排序为 29, 25, 28, 30, 26。也就是第 29 个产品样本的交互性最好, 第 26 个产品样本的交互性最差。说明该模型的评价结果是较为准确的。

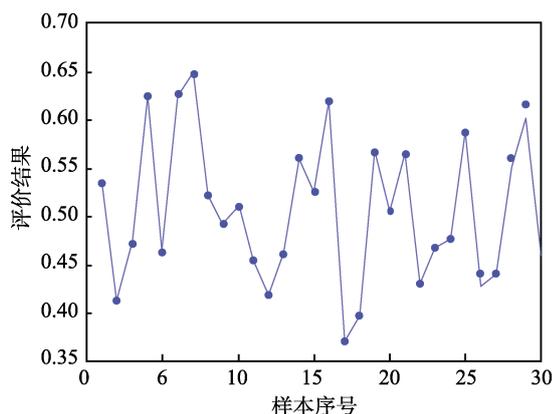


图 7 基于 RBF 神经网络的乳儿产品评价结果  
Fig.7 Baby product evaluation result based on RBF neural network

## 4 结语

基于 RBF 神经网络的乳儿产品评价模型, 其评价效果客观合理、计算迅速简便、评价结果精确度较

高。同时, 运用 RBF 神经网络的易记忆, 自学习和自适应特性, 扩展样本种类后, 可以获得更为客观真实的评价结果, 同时可以为动态判断乳儿产品设计方案的交互性优劣提供直观、精确的判断依据。与传统方案评价方法相比, 运用 RBF, ANP 的乳儿产品设计评价方法降低了人为因素的不稳定行, 提高了评价结果的稳定性和准确性。选择产品交互性指标进行试验评价取得了初步的进展, 接下来的工作是进一步完善评价模型, 并针对其他 9 个二级指标逐步展开全面的评价研究。试验阶段的样本选择以全面性为宗旨, 后期研究需要根据乳儿产品分类拓展和深入, 以期提高评价模型的实际应用程度。

## 参考文献:

- [1] 陶志琼, 潘祺蓉. 教育: 成人给予儿童的最好礼物[J]. 学前教育研究, 2016(9): 23—30.  
TAO Zhi-qiong, PAN Qi-rong. Education: the Best Gift Adults Giving to Children[J]. Studies in Early Childhood Education, 2016(9): 23—30.
- [2] 王新亭, 方雪, 李宝龙. 双心智模型交互下的产品设计方法研究[J]. 机械设计, 2016(6): 105—109.  
WANG Xin-ting, FANG Xue, LI Bao-long. Study on Product Design Method under Interaction of Double Mental Models[J]. Journal of Machine Design, 2016(6): 105—109.
- [3] 刘炯宙, 李基拓, 陆国栋. 色彩语义驱动的产品交互式遗传配色设计[J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2012, 24(5): 669—676.  
LIU Jiong-zhou, LI Ji-tuo, LU Guo-dong. Color Scheme Design through Color Semantic and Interactive Genetic Algorithm[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(5): 669—676.
- [4] 杨晓庆. 基于交互感知背景下的自闭症儿童产品设计研究[J]. 大观, 2017(2).  
YANG Xiao-qing. Product Design of Autistic Children Based on Interactive Perception[J]. Grand Sight, 2017 (2).
- [5] 冯国奇, 崔东亮, 张亚军, 等. 样本视角下面向复杂产品多目标优化设计的混合人工神经网络——遗传算法技术[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(6): 1403—1414.  
FENG Guo-qi, CUI Dong-liang, ZHANG Ya-jun, et al. Hybrid NN-GA Framework for Multi-objective Optimization of Complex Products Design from Perspective of Sample Management[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(6): 1403—1414.
- [6] SAATY T L. Desion Making with Dependence and Feedback: the Analytic Network Process[M]. Pittsburgh, RWS Publications, 2001(4): 84—136.
- [7] 潘峰, 毛轶超. 乳儿产品的设计与评价研究[J]. 巢湖学院学报, 2014, 16(1): 76—80.  
PAN Feng, MAO Yi-chao. The Study of Design and

- Evaluation for Infants' Products[J]. Journal of Chaohu College, 2014, 16(1): 76—80.
- [8] 李静, 李方义, 周丽蓉, 等. 基 BP 神经网络的产品生命周期评价敏感性分析[J]. 计算机集成制造系统, 2016, 22(3): 666—671.  
LI Jing, LI Fang-yi, ZHOU Li-rong, et al. Sensitivity Analysis for Life Cycle Assessment of Product Based on Back Propagation Neural Network[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2016, 22(3): 666—671.
- [9] 杨林, 富元斋, 黄立平. 基于神经网络的分类算法的改进[J]. 计算机工程与应用, 2002, 38(5): 71—73.  
YANG Lin, FU Yuan-zhai, HUANG Li-ping. Improvement of a Classification Algorithm Based on Neural Networks[J]. Computer Engineering & Applications, 2002, 38(5): 71—73.
- [10] 曲东才. 增强神经网络辨识模型泛化能力的研究[J]. 海军航空工程学院学报, 2007, 2(1): 109—113.  
QU Dong-cai. Research on Generalization Ability of Neural Network Identification Model[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2007, 2(1): 109—113.
- [11] 陈微微, 张强, 魏小鹏, 等. 基于 RBF 神经网络的产品概念设计方案评价[J]. 计算机工程与设计, 2009, 9(18): 4290—4302.  
CHEN Wei-wei, ZHANG Qiang, WEI Xiao-peng, et al. Product Conceptual Design Schemes Evaluation Based on RBF Neural Network[J]. Computer Engineering & Design, 2009, 9(18): 4290—4302.
- [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, 2011, 37(4): 509—513.