

基于 PAD 与朴素贝叶斯方法的工作台形态设计

欧阳晋焱, 胡天宇, 阎文文, 苏建宁, 周爱民*

(兰州理工大学设计艺术学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 为了探索智能教育工作台的形态对用户情感认知的影响, 发掘结合情感认知评价的产品形态优化设计方法。首先, 基于感性工学理论, 以工作台为研究对象, 运用形态分析法获取产品形态的项目与类目表, 并对产品样本进行编码; 然后, 利用自我评定量表测量样本的愉悦度 (P)- 激活度 (A)- 优势度 (D) 三维情感模型数据, 并利用聚类分析法划分情感认知群组; 最后, 采用朴素贝叶斯方法建立产品形态的情感认知预测模型。使用穷举法从大量形态布局方案中选出在 P、A、D 三个情感指标方面表现优秀的方案并验证模型准确度。结果表明, 该方法具有良好的合理性与可靠性。基于 PAD 模型和朴素贝叶斯方法建立产品形态的情感认知预测模型, 能够在不依赖大规模数据的情况下较好地预测用户的情感认知反应, 帮助设计师分析产品形态元素对情感认知的影响规律, 为产品形态布局的优化设计提供有益的理论支撑。

关键词: 智能教育工作台; 形态设计; 情感认知; PAD 模型; 朴素贝叶斯

中图分类号: TH166; TB472 **文献标识码:** A

Workbench Form Design Based on PAD Model and Naive Bayes Method

OUYANG Jinyan, HU Tianyu, YAN Wenwen, SU Jianning, ZHOU Aimin*

(School of Design and Art, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: To explore the impact of smart education workbench forms on users' affective cognition and develop a product form optimization method integrating affective evaluation, this study first employs Kansei Engineering theory. Using morphological analysis, the workbench form items and categories are deconstructed, and product samples are coded. Subsequently, the Self-Assessment Manikin (SAM) is utilized to measure Pleasure-Arousal-Dominance (PAD) three-dimensional affective data, with cluster analysis applied to identify affective cognitive groups. Finally, a Naive Bayes-based affective cognition prediction model for product forms is established. The exhaustive method selects optimal form layouts excelling across all three PAD dimensions from numerous solutions, and model accuracy is validated. Results demonstrate the rationality and reliability of this approach. The proposed PAD-Naive Bayes affective cognition prediction model can effectively forecast users' affective responses without relying on large-scale datasets, helping designers analyze the influence patterns of form elements on affective cognition and providing theoretical support for optimizing product form layouts.

Keywords: smart education workbench; form design; affective cognition; PAD model; naive bayes

1 引言

智能教育工作台是一种集成智能技术的实验实训平台, 是职业教育的基础实验设备。学生可以在工作台上

面进行编程实践、虚拟仿真、集成调试等多维训练, 培养智能制造领域的实战能力。在供给侧改革背景下我国职业教育得到大力发展, 智能教育工作台的需求量不断

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (52165033); 甘肃省教育科学“十四五”规划 2021 年度课题资助项目 (GS[2021] GHB1996)

提升。良好的人机交互与情感体验是产品设计的关键。研究表明,负面情感认知会让学生对学习产生抵触情感和倦怠心理,积极情感认知会增强学生的自我效能感,提升学生的学习效率^[1]。为保障教育教学的质量,受训者需要在实训装备的使用过程中集中精力,保持良好的情感状态,从而达到良好的学习效果^[2]。因此,有必要探讨智能教育工作台的形态元素对用户情感意象认知的影响机制,为形态设计提供理论依据和技术支撑^[3]。

国内外有关产品形态的情感意象评价研究主要包括两个方面的内容:意象测量与意象评价方法。意象测量可以分为生理测量和心理测量两种类型,生理测量的实验方法严谨、数据客观准确;但实验操作较复杂、数据处理工作量大,一些生理数据信息与情感反应的关联关系不明显。心理测量的实验操作较简便、数据处理较容易、评价结果可解释性强,应用范围广泛,包括问卷调查法、语义差异法、口语分析法等^[4]。常用的意象-形态映射构建方法有线性回归^[5]、人工神经网络^[6]、数量化一类^[7]、层次分析法^[8]、支持向量机^[9]、灰关联分析^[10]、模糊集^[11]和粗糙集^[12]等。各种方法均有自己的优缺点,由于情感意象认知的模糊性、不准确性和不确定性,运用朴素贝叶斯理论解决这方面问题具有更明显的优势,而运用该方法进行情感意象研究的还较少。

PAD^[13](Please-Arousal-Dominance Model,愉悦度-激活度-优势度三维情感模型)是一种基于心理反应的情感评估方法,能够反映个体在行为活动中心理情感的倾向性,具有情感取向定位明确、意象空间定位简便、适用类型范围广、直观快速和容错性好等优点,但将其应用于产品情感意象测量还有待深入研究。PAD模型构建了线性情感空间,难以直接构建非线性的意象-形态映射关系,情感空间中的数值并非绝对的判断指标,只具有相对的评判意义。因此需要一种重视情感属性相对变化并忽视情感数值绝对差距的方法构建产品形态的情感认知模型。朴素贝叶斯方法擅长处理多分类任务,重视情感数据的类别倾向,对数值的绝对差距不敏感,能够通过概率论原理直接构建情感状态与造型意象的映射模型,规避PAD模型的线性情感空间与非线性情感关系之间的矛盾,适合处理PAD情感模型数据。

受限于智能教育工作台结构特征、市场现状与产品定位等因素,现有产品样本规模较小,而朴素贝叶斯对数据规模没有过高要求,在应对中小规模数据时效率稳

定,准确度较高^[14],对智能教育工作台等数据获取成本较高的非热门产品较为友好。因此本文以产品形态优化设计为目标,以智能教育工作台为例,运用SAM(Self Assessment Manikin,自我评定量表)进行测评获取产品形态的PAD模型数据^[15],利用朴素贝叶斯方法构建产品形态的情感认知预测模型,以期提升情感认知预测的效果与产品形态设计的质量。

2 产品形态的PAD模型

情感是人对客观事物是否满足个人需要而产生的主观认知与态度体验^[16],是人适应生存的心理工具,是人际沟通交流的重要手段^[17]。Mehrabian^[18]认为任何一门科学的一个基本要求是有几个适合于分析其所有问题的基本维度,例如自然科学具有长度、时间、质量等基本维度。他认为,情绪和情感构成了人际沟通交流的基础,在人类社交领域可能存在一套有用的心理学基本维度。因此,他基于情感维度理论提出了用于情感量化评估的PAD模型。该模型包含愉悦度、激活度、优势度三个指标,其中愉悦度用于衡量个体情感的积极状态与消极状态,分为愉悦的和不愉悦的两极;激活度用于衡量个体的神经心理激活水平与兴奋程度,分为平静的和激活的两极;优势度衡量个体对产品或情境的控制程度,分为受控的和主控的两极^[19]。Mehrabian将PAD情感模型与他人开发的42个情感量表进行了对比测试。结果表明,42个情感量表几乎都可以用3个维度PAD量表来解释。PAD情感模型能够识别不同表现层次的情感,并能将各个情感词汇对应到PAD三维情感空间中的具体位置,每一点的坐标值表示某一种情感的强度。通过计算情感空间位置和距离可以描述情感间的差异性与相似性,因此,PAD情感空间的三个近似正交的维度对情绪状态有着充分的描述,提供了一种容易比较、直观便捷的情感测量方式^[20]。

传统的心理测量常采用由情感词汇构成的语义差异量表,而被试往往难以准确理解每个词汇所表达的情感状态,容易造成测量信息的偏差。对于PAD模型指标的非语言化测量,Bradley^[15]等建立了适用于该模型的图形化量表,即SAM量表。该量表由一系列表示情感状态的简化人物图形组成,包括愉悦度、激活度、优势度三组图形量尺,每组图形量尺包含5张符号化的情感图像,其中愉悦度量尺包括5个从皱眉、不高兴到笑脸、高兴顺序排列的符号化图像;激活度量尺包括5个从闭眼闭

睡到张大眼睛的激活、兴奋状态的符号化图像。优势度量尺利用 5 个图形面积从小到大的变化表示控制感从弱到强变化。SAM 量表中, 每个符号化的情感图像对应 1 个评分等级, 5 个评分等级从 -2 分至 +2 分依次递增, 测评时, 被试从每组图形量尺中选择最符合自己当前的情感状态的情感图像。SAM 量表的优点在于测评界面直观, 非语言化界面避免了语言描述带来的语义认知偏差, 是一种跨语言、跨文化的测量方式, 适用不同地域、民族、文化下的心理测量^[21]。

就智能教育工作台使用操作的体验感而言, 愉悦度反映了产品的亲和性与友善性, 愉悦度高时, 用户具备清晰的思维判断, 能够选择最有效的方式进行操作; 当用户处于激活与兴奋状态时, 注意力相对集中, 容易受到产品的吸引并产生良好兴趣, 但激活度太高且持续时间过长时, 容易造成疲惫感, 从而影响操作效果; 优势度是指用户对产品与环境的操控体验, 优势度高时, 用户的认知负荷较小, 学习的时间成本越低, 越容易按照产品预设流程与方式进行正确操作。

3 情感认知预测模型

产品形态的情感认知与用户背景、产品形态特征、形态布局差异等多方面因素相关, 具有不确定性, 因此产品形态的情感认知与决策可视为一种与概率相关的分类问题。贝叶斯定理是由数学家托马斯·贝叶斯提出的一种概率论理论, 在自然语言处理、机器学习、图像识别和博弈论等领域有广泛应用^[22]。朴素贝叶斯是基于贝叶斯定理与条件独立假设的一种分类方法, 根据变量的分布形式变化出多种子算法, 其中 CNB(Categorical Naive Bayes, 类朴素贝叶斯), 适用于离散变量的分类。概率质量函数决定了变量的先验概率分布, 为达到最佳的模型训练效果, CNB 要求分类随机变量 X 的概率分布服从多类别分布的概率质量函数

$$Q(X = x_k | \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K) = \prod_{k=1}^K \theta_k^{x_k} \quad (1)$$

$$\sum_{k=1}^K \theta_k = 1 \quad (2)$$

$$x_k \in \{0, 1\}, k \in \{1, 2, \dots, K\} \quad (3)$$

式中, X 为分类随机变量, K 为分类数, x 为样本, k 为

样本分类, θ 为发生概率。

根据产品不同部位的形态特征, 采用形态分析法对形态元素进行分类, 构成形态元素集合。当不同特征间不存在明显的交叉关系时, 特征元素的集合符合多类别分布的概率质量函数, 此时可使用朴素贝叶斯方法构建其分类模型。以工作台为研究对象时其构建流程如下。

1) 提取特征元素。特征元素囊括了样本的主要特征, 能够清晰地描述样本在形态上的异同。工作台不同功能部位的特征区别明显, 可以使用形态分析法提取工作台的形态元素类目作为研究变量。依据形态分析, 获得产品形态的特征元素集合: $\{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(j)}, \dots, x^{(N)}\}$ 。

2) 获取代表性样本。代表性样本是进行分类评估的依据, 需要根据要素的项目与类目数, 以及评价数据的获取成本综合考虑样本规模, 进而得到总数为 R 的代表性样本集: $\{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_R\}$ 。

3) 获取情感水平分类变量。情感水平是分类评估的目标, 可表示为 $\{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_K\}$ 。对于 PAD 指标等量化情感数据, 可使用聚类分析等方法搜寻情感特征的中心数值, 并将数值变量转换为分类变量, 提取情感类别属性; 也可以使用主成分分析等方法提取主要指标, 从而忽略情感的小幅波动, 保留情感的主要特征。

4) 分类模型计算。根据以上变量, CNB 算法首先基于条件独立假设统计样本特征和样本分类的联合概率分布, 然后结合先验概率与条件概率公式计算模型的内部参数, 进行模型训练。模型训练完成后输入待评测数据, 使用贝叶斯公式计算其所属类别的后验概率, 根据概率指标进行分类判断^[23]。其条件概率、先验概率、后验概率计算公式分别为

$$P(X^{(j)} = a_{jl} | Y = c_k) = \frac{\sum_{i=1}^N I(x_i^{(j)} = a_{jl}, y_i = c_k + \lambda)}{\sum_{i=1}^N I(y_i = c_k) + S_j \lambda} \quad (4)$$

$$P(Y = c_k) = \frac{\sum_{i=1}^N I(y_i = c_k) + \lambda}{N + K \lambda} \quad (5)$$

$$P(Y = c_k | X = x) = P(Y = c_k) \prod_{j=1}^N P(X^{(j)} = x^{(j)} | Y = c_k) \quad (6)$$

式中, $x_i^{(j)}$ 为第 i 个样本的第 j 个特征项目, a_j^l 为第 j 个项目的第 l 个子类目, y_i 为第 i 个样本的分类标签, N 为项目数, S_j 为第 j 个项目的类目数, λ 为常参数。经过计算

得到的概率分布模型能够建立形态特征与情感指标的关联，从而进行产品形态的评价、分析与预测。

4 实例研究

工作台是多种智能教育装备的设计原型和基础构件，包含支撑腿、桌面、背板、仪表台、抽屉和把手等多个构件，组合形式较多样，形态较丰富，功能方面的可拓展性较强，同时其造型也受到功能、结构、力学和加工工艺要求等方面的约束，部分构件间的结构关系较为固定，整体造型比较简洁，主要形态元素比较规则。工作台是实训教学过程中常用的产品，其应用范围较广，具有高、中、低多种档例探讨智能教育装备的产品形态情感认知问题。

4.1 产品形态特征提取

通过文献研究、网络收集、实地调研等方式收集不同品牌、不同使用场景、不同档次的工作台图片共 126 张，使用亲和图法分析产品形态，从轮廓线的转折形式、结构线的走向、产品部件穿插方式等角度对图片进行分类整理，依据覆盖所有形态设计要素的原则从各类工作台图片中筛选出 32 张代表性图片。综合考虑情感认知数据的获取成本与形态差异的用户认知负担，使用形态分析法，从轮廓形态、模块功能与组合结构等角度对工作台的形态元素进行特征分析和归纳。将工作台的形态元素划分为 8 个项目，包括支撑腿形式、背板形式、仪表台形式、把手结构、把手形状、抽屉结构、桌面形式和边缘转折形式，分别用 A-H 表示。进一步细化每个项目，

例如项目 A 支撑腿形式细化为 3 个类目，包括整体平直、端头膨大、交错连接，分别用 A1-A3 表示。以同样方式细化其他项目与类目，最终确定类目共计 20 个，得到形态元素项目与类目表，见表 1。

4.2 代表性样本构建

构建产品样本集合用于情感评测与模型训练。为了保证样本对形态元素的均匀覆盖并减少用户的认知负担，利用正交试验设计工作台样本^[24]。样本数一般为变量数的 2~4 倍，为保障试验的可靠性，以代表性图片中的产品特征为基准，调整各模块的形态参数并组合设计出 81 个代表性样本。使用 SPSS 软件计算样本的形态组合形式，样本形态编码见表 2。为消除其他外观因素对情感认知的影响，统一产品材质和色彩，使用 Blender 软件建立产品模型，得到 81 个产品样本图片如图 1 所示。

4.3 样本情感测评

运用 SAM 量表将 81 个样本制作调查问卷，通过线上线下相结合的方式发放问卷，发放问卷前对被试进行筛选，并在问卷中加入前置问题，保证所有被试身份均为职业院校学生，且有使用工作台的经历。测评前要向被试详细解释 PAD 模型的相关概念，以及 SAM 量表的测量要求，使其充分理解测评内容。计算各问卷的方差，去除方差存在异常和填写时间过短的问卷，得到 108 份有效问卷，其中男生 65 人，女生 43 人。使用格拉布斯准则剔除粗大误差后计算平均分，得到 P、A、D 三个情感指标的测量值，见表 3。

表 1 形态元素项目与类目表

项目		类目	
A 支撑腿形式	A1 整体平直	A2 端头膨大	A3 交错连接
B 背板形式	B1 平面背板	B2 镂空背板	B3 异形背板
C 仪表台形式	C1 直立表台	C2 倾斜表台	
D 把手结构	D1 把手外凸	D2 把手内凹	
E 把手形状	E1 直线型把手	E2 非直线型把手	
F 抽屉结构	F1 紧贴桌面	F2 与桌面分离	
G 桌面形式	G1 平直	G2 对称凸出	G3 不对称凸出
H 边缘转折形式	H1 圆弧过渡	H2 折线过渡	H3 直角转折

表 2 正交试验样本编码表

样本编号	样本形态特征编码							
1	A3	B1	C1	D1	E1	F1	G1	H1
2	A1	B1	C2	D1	E1	F2	G3	H2
3	A2	B3	C1	D1	E2	F1	G1	H2
...	...	...	...	...	...	...	...	...
81	A2	B1	C2	D1	E1	F1	G1	H2

表 3 样本测评数据均值

样本编号	P 值	A 值	D 值
1	-0.545	-0.37	0.148
2	-0.266	-0.074	-0.111
3	0.324	-0.111	0.259
...	...	...	...
81	0.570	0.117	0.317

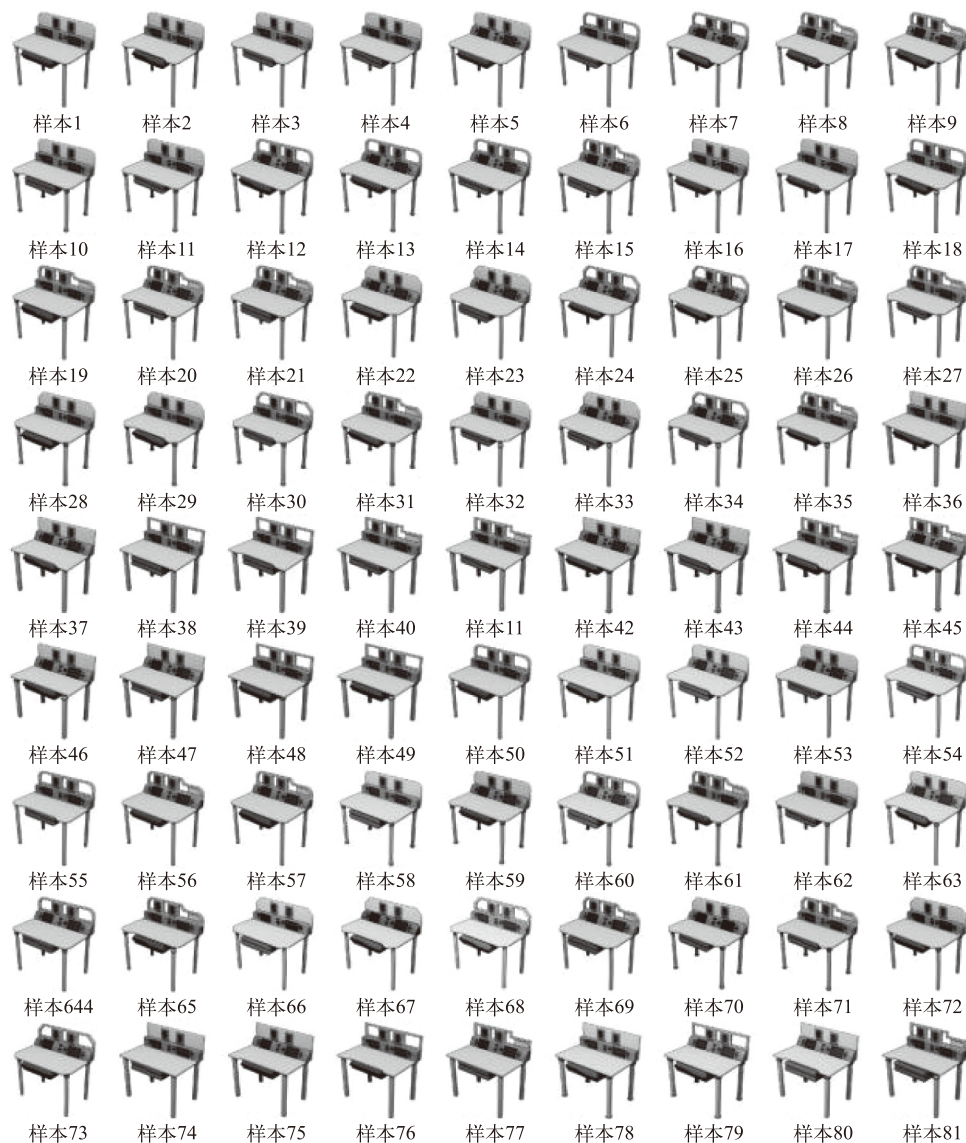


图 1 正交试验样本

4.4 分类变量转换

产品形态特征属于分类变量，情感认知数据属于连续变量，为建立产品形态的情感认知预测模型，需要对变量

形式进行统一。聚类分析能够根据数据的内在关联进行分类，将数值变量转换为分类变量。PAD 模型的 3 个情感指标相对独立，因此使用 K-means 算法分别在 3 个指标

上进行聚类分析，进行分类变量转换，具体流程如下。

1) 确定群组数量。群组数量是 K-means 算法的重要初始条件，使用轮廓系数可以从群组内部聚合度和群组间分离度两方面进行综合计算，通过寻找最大轮廓系数，确定最佳群组数量。以 P 指标为例，在聚类数为 2 时有最大的轮廓系数 0.736，因此将样本在 P 指标上聚为 2 类。轮廓系数计算见表 4。

2) 计算聚类中心。通过迭代法，使得群组中心距离各个样本的误差平方和最小，求出每个群组的中心。

3) 判断群组性质，进行样本分类。以聚类中心所在位置判断群组性质，根据群组性质对样本进行分类，将情感认知数据转化为分类变量。以 P 指标为例，群组 P_1 的群组中心处于数轴正区间，为正面情感群组；群组 P_2 的群组中心处于数轴负区间，为负面情感群组，由此将样本划分为由正面与负面 2 个群组描述的分类变量。分别对 P、A、D 三个指标进行聚类分析和分类变量转换，结果分别见表 5 ~ 8。

表 4 PAD 指标聚类数与对应轮廓系数

聚类数	P 指标聚类轮廓系数	A 指标聚类轮廓系数	D 指标聚类轮廓系数
2	0.736	0.533	0.710
3	0.617	0.645	0.672
4	0.561	0.600	0.628
5	0.546	0.585	0.577
6	0.533	0.581	0.606

表 5 样本 P 指标聚类分析结果

分类群组编号	群组中心	群组性质	样本个数
P_1	0.403	正面	35
P_2	-0.271	负面	46

表 6 样本 A 指标聚类分析结果

分类群组编号	群组中心	群组性质	样本个数
A_1	0.458	正面	21
A_2	0.018	中性	39
A_3	-0.386	负面	21

表 7 样本 D 指标聚类分析结果

分类群组编号	群组中心	群组性质	样本个数
D_1	0.368	正面	51
D_2	-0.287	负面	30

表 8 样本分类变量表

样本编号	P 指标类别	A 指标类别	D 指标类别
1	P_2	A_3	D_1
2	P_2	A_2	D_2
3	P_1	A_2	D_1
...	...	...	...
81	P_1	A_2	D_1

4.5 朴素贝叶斯模型训练

为分析形态元素与情感认知的映射关系，使用 CNB 算法进行数据训练，构建产品形态的情感认知预测模型。智能教育工作台的随机变量为多类别离散变量，服从多类别分布的概率质量函数，适用于 CNB 构建分类模型，具体流程如下。

1) 编写模型训练程序。使用 Python 平台编写 CNB 算法模型的训练程序，其 Sklearn 机器学习库内置多种可调用函数模块，能够提升模型的运行效率并减少程序编写的工作量。

2) 构建训练样本集合的形态特征矩阵。将样本数据转化为程序可识别的形式，以形态特征矩阵描述训练样本集合。对于样本总数为 R 的训练样本集合，式 (7) 所示的形态特征矩阵 H_r 代表了样本的形态特征分布，其中 $r \in \{1, 2, \dots, R\}$ ，每个行向量描述了一个样本的形态编码。将正交试验设计的 81 个样本作为训练样本，构建总规模为 81×20 的形态特征矩阵。

$$H_r = \begin{pmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^j \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^j \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_i^1 & x_i^2 & \dots & x_i^j \end{pmatrix} \quad (7)$$

3) 构建训练集合的分类标签列向量。将每个样本的所属分类依次排列，组合为列向量 M_r ，形态特征矩阵中的每一组行向量都对应 M_r 中的一个分类标签。

4) 模型训练。将形态特征矩阵 H_r 与分类标签列向量 M_r 输入 CNB 算法程序，程序会首先计算输入数据的先验概率并对模型内部参数作出初步估计，随后计算矩阵中行向量特征变化与列向量指标变化的条件概率关系，对模型内部参数进行调整并收敛。最后对收敛完成的模型进行保存。在训练模型时应取常参数 λ 值为 1，引入拉普拉斯平滑 (Laplace smoothing) 从而避免可能出现的零概率问题，以及避免模型出现过拟合影响分类器性能。

5) 模型调用。将产品形态转化为特征矩阵输入模型,程序会分别计算其属于每一个情感分类群组的后验概率,其中后验概率最大的群组即为预测群组,后验概率越大说明模型越有把握。

按照上述流程进行模型训练,分别构建针对 P、A、D 三个情感指标的预测模型。

4.6 模型验证

1) 选择验证样本。通过随机生成的方式,额外生成 16 个与训练样本不重复的验证样本,对模型进行验证。

2) 构建验证集合的形态特征矩阵 H_{r1} , 方法同式 (7)。

3) 构建验证集合的分类标签数组。获取验证样本的情感认知测评数据,测评方式与前文相同。根据每个样本的情感指标数值与表 5 ~ 7 中聚类中心的最小距离进行群组划分,完成分类变量转换,再组合为列向量 M_{r1} 。

4) 模型验证。调用模型,基于形态特征矩阵 H_{r1} 进行情感认知预测,使用分类标签列向量 M_{r1} 验证模型预测的准确度。

5) 模型准确度计算。对比模型预测的期望分布与实际分布之间的差异,使用交叉熵损失 (Cross-entropy Loss) 函数计算似然损失值 C , 评估模型准确度

$$C = -\frac{1}{R} \sum_{i=1}^R \sum_{k=1}^K y_{ik} \log(p(x_{ik})) \quad (8)$$

式中, y_{ik} 表示样本 i 所属类别为 k , $p(x_{ik})$ 表示模型预测样本 i 属于类别 k 的概率。似然损失值越小表明模型的准确度越高。

按照上述流程进行模型验证,将验证样本的形态特征矩阵输入模型进行情感认知预测,并与用户实际评价结果对比,结果见表 9。对比表中数据可以发现,在 16 个验证样本的共 48 个评价结果中,44 个实际结果与预测结果相同,表明模型有较好的情感认知预测效果。计算模型的似然损失值见表 10,可以看出在 P、A、D 三个指标上数值均较小,说明模型在三个情感指标上均具有较高的预测准确度。

表 9 工作台贝叶斯情感预测模型验证

样本编号	模型预测类别			问卷调查类别			样本形态特征矩阵							
1	P_2	A_2	D_2	P_2	A_2	D_2	A1	B3	C1	D1	E1	F2	G2	H2
2	P_2	A_2	D_2	P_2	A_2	D_2	A3	B3	C1	D1	E1	F2	G1	H2
3	P_2	A_2	D_2	P_2	A_2	D_2	A2	B2	C1	D2	E2	F2	G2	H2
4	P_2	A_2	D_2	P_2	A_2	D_2	A2	B2	C2	D1	E1	F1	G1	H2
5	P_2	A_2	D_2	P_2	A_2	D_2	A1	B2	C1	D1	E1	F2	G1	H1
6	P_2	A_2	D_2	P_2	A_2	D_2	A3	B3	C1	D1	E2	F2	G1	H2
7	P_1	A_2	D_1	P_1	A_2	D_2	A2	B1	C2	D1	E1	F1	G3	H3
8	P_1	A_1	D_1	P_1	A_1	D_1	A2	B1	C2	D2	E2	F2	G1	H3
9	P_1	A_2	D_2	P_1	A_2	D_2	A3	B1	C2	D2	E2	F2	G3	H2
10	P_1	A_1	D_1	P_1	A_1	D_1	A1	B1	C2	D1	E1	F1	G3	H1
11	P_1	A_2	D_1	P_1	A_2	D_1	A2	B1	C2	D2	E2	F1	G2	H3
12	P_1	A_2	D_1	P_1	A_1	D_1	A3	B1	C2	D2	E1	F2	G3	H1
13	P_1	A_3	D_2	P_2	A_3	D_2	A2	B3	C1	D1	E2	F1	G3	H3
14	P_1	A_3	D_2	P_2	A_3	D_2	A2	B3	C2	D2	E1	F2	G3	H1
15	P_2	A_3	D_2	P_2	A_3	D_2	A2	B3	C2	D1	E1	F2	G1	H1
16	P_1	A_2	D_2	P_1	A_2	D_2	A3	B1	C2	D2	E2	F2	G1	H3

表 10 模型对数似然损失值

	P 指标	A 指标	D 指标
对数似然损失数值	0.278	0.555	0.407

4.7 模型应用与分析

利用模型进行情感认知评价，选出优秀方案，并通过问卷测评进行验证。使用穷举法列出所有可能的方案，共 1 296 个，将所有方案输入模型，分别计算其 P、A、D 三个指标所属类别的后验概率，输出具有最高概率属于正面群组的方案为优秀方案。利用 SAM 量表对优秀方案进行问卷调查，获取验证样本的情感认知测评数据见

表 11，优秀方案图片如图 2 所示。

对比优秀方案、训练样本及验证样本的测评数值可知，优秀方案在对应指标上情感表现优于绝大多数样本。对优秀方案的形态特征进行分析，可以看出 P 指标优秀方案整体形态较为规则和对称，且边缘转折为折线过渡形式。A 指标优秀方案整体更加尖锐与刚硬，在背板、支撑腿等处具有转折形态。D 指标优秀方案在桌面、支撑腿等处变化较少，但背板、把手等处均具有不对称特征，且边缘转折为折线过渡形式。

表 11 各指标优化方案生成

情感指标	属于正面群组的概率	情感测评数值	方案编码							
P	0.879	0.656	A2	B2	C1	D1	E1	F2	G2	H2
A	0.811	0.702	A2	B3	C2	D1	E1	F2	G1	H3
D	0.917	0.667	A1	B3	C1	D1	E2	F1	G1	H2

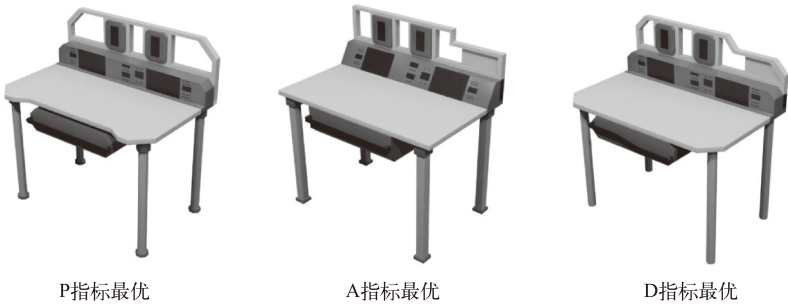


图 2 各指标优秀方案图片

进一步分析穷举法的评价结果，将测试的 1 296 个样本，在 A 指标上按照正面群组的预测概率从大到小排列，选取排位前 10% 的样本为较优样本共 126 个，较优样本均具有 60% 以上的正面预测概率。其中 61.4% 的较优样本包含形态要素 A2 端头膨大，100% 的样本包含形态要素 B3 异形背板，64.7% 的样本包含形态要素 H3 直角转折，其余形态要素项目中各类目的分布差距均小于 20%。较优样本的要素分布偏差说明 A 支撑腿形式、B 背板形式、H 边缘转折形式 3 个项目对于心理激活度具有较大影响，其中端头膨大、异形背板、直角转折 3 个形态类目有较大正向影响。以上形态要素具有尖锐、不对称等特点，如果设计师希望增强产品对用户的心理激活度，可在产品形态中加入此类要素。

以相同方式对 P、D 指标进行分析，发现直立表台、把手外凸、直线把手和折线过渡等形态要素对 P 指标具有较大的正向影响，这些形态要素大多为细节要素，且涉及与用户的行为交互，说明针对细节和交互等方面的设计更能影响用户的情感愉悦度。通过在产品中加入上述要素，可以达到增强用户的心理愉悦度的目的。在 D 指标方面，异形背板、直立表台、非直线型把手、折线过渡等形态要素对具有较大的正向影响，这些要素为产品的轮廓与结构提供了较丰富的线性形态变化，设计师可以通过这些要素的组合创造具有高用户心理优势度的产品形态方案。

5 讨论

实例研究表明，通过改变产品形态方案，选择特定

的形态元素组合,可以在一定程度上引导和改变用户的情感认知。智能教育工作台的应用领域较广,同一类产品在操作人数、安全风险等级不同的场景下对用户的心理状态也会有不同的要求。例如多人协同的场景下需要提高用户的心理激活度,可以通过在造型轮廓上加入更多的尖锐转折或增加主要结构的不对称形态变化来增强用户心理的活跃性,减少因疏忽引发操作冲突的可能性;单人训练的场景下需要提升用户的主观优势度,可以通过在轮廓线与结构线中加入一定的转折变化来提高用户的心理优势度,使其敢于进行操作尝试;对于重复操作较多、较为枯燥的训练场景则需要提高用户的心理愉悦度,可以将设计重点聚焦在产品细节与主要操作部件上,并加入一定的凸出和转折形态,以改善用户操作过程中的心理愉悦水平。通过产品形态的改变可以对用户情感进行一定程度的引导和调控,进而提升用户的积极性,提高产品的使用效果并减少不良的操作行为。

此外,样本的分类状况显示,在不同情感指标上,正、负面群组占整体的比例差别较大。可以看出,智能教育工作台更容易引发用户的负面愉悦度认知、中性激活度认知和正面控制度认知。这种状况可能来自目标用户群体对特定产品类别的思维定势。当产品情感设计目标与用户思维定势相悖时,设计目标的实现可能会较为困难。因此,智能教育工作台造型设计还需要在情感化设计方面进行更加深入的研究与实践。

模型训练与验证结果表明,对于产品形态情感认知问题,朴素贝叶斯方法能够在小规模数据下提供较高的预测准确度,减少常规评价模型对大规模评价数据的需求,在一定程度上缓解细化形态所需求的情感认知数据量急速上升的问题。

6 结束语

本文提出了一种基于 PAD 模型与朴素贝叶斯法构建产品形态的情感认知预测方法,以工作台为研究对象,分别使用形态分析、SAM 量表、聚类分析等方法,将智能教育工作台形态元素与用户情感认知转化为分类变量,使用朴素贝叶斯方法构建模型预测产品形态的情感认知水平。实验结果表明, PAD 模型能够对产品形态引发的情感认知进行较为明确的类别划分,评价结果也具有较强的解释性。朴素贝叶斯方法能够充分利用 PAD 模型情

感分类能力较强的特点,构建情感类别与形态类别之间的映射模型,并避免 PAD 模型线性情感空间与非线性情感映射关系的冲突。模型训练效果较好,准确度较高,在较少情感认知数据量的支持下,能较好地预测用户的情感认知反应,为产品形态的优化设计提供了理论支撑。模型分析结果能帮助设计师理解产品形态情感认知分析提供启示,也能够对设计方案进行优选,为产品设计优化提供参考。

参考文献

- [1] 许慧. 积极情绪对工程学生创新能力影响研究 [J]. 高等工程教育研究, 2015 (2): 94-99.
- [2] 陈佳雪, 谢和平, 王福兴, 等. 诱发的积极情绪会促进多媒体学习吗? [J]. 心理科学进展, 2018, 26 (10): 1818-1830.
- [3] 周文治, 赵江洪. “情绪罗盘”: 一种产品造型情绪设计方法 [J]. 装饰, 2017 (1): 122-123.
- [4] 林丽, 阳明庆, 张超, 等. 产品情感研究及情感测量的关键技术 [J]. 图学学报, 2013, 34 (1): 122-127.
- [5] 欧阳晋焱, 高旋涵, 张书涛, 等. 汉字字体笔画形态与情感意象的关系模型 [J]. 图学学报, 2022, 43 (2): 348-355.
- [6] 丁满, 丁婷婷, 宋美佳, 等. 基于内隐测量和 BP 神经网络的产品色彩情感化设计方法 [J]. 计算机集成制造系统, 2023, 29 (2): 616-627.
- [7] 王新亭, 王灿, 王欢欢, 等. 基于数量化 I 类理论的电动代步车造型设计 [J]. 机械设计与制造, 2020 (7): 165-169.
- [8] 段金娟, 侯子轩, 石保存. 基于层次分析法的纺织机械造型设计研究 [J]. 包装工程, 2021, 42 (12): 98-104.
- [9] 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.
- [10] 杨晓燕, 王立婷, 王伟伟, 等. 基于灰关联分析的器物纹样关联性传承设计方法 [J]. 包装工程, 2022, 43 (10): 239-247.
- [11] 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.

- [12] 丁田妹, 车建明. 基于粗糙集的产品色彩意象规则挖掘 [J]. 机械设计, 2017, 34 (4): 109-113.
- [13] 平正强, 吕健, 潘伟杰, 等. 移动终端用户交互行为的情感预测方法研究 [J]. 图学学报, 2016, 37(6): 765-770.
- [14] 李吉, 黄微, 郭苏琳, 等. 网络口碑与情感强度测度模型研究——基于 PAD 三维情感模型 [J]. 情报学报, 2019, 38 (3): 277-285.
- [15] BRADLEY M M, LANG P J. Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential[J]. Journal of Behavior Therapy and Experimental Psychiatry, 1994, 25 (1): 49-59.
- [16] 刘逸, 保继刚, 朱毅玲. 基于大数据的旅游目的地情感评价方法探究 [J]. 地理研究, 2017, 36 (6): 1091-1105.
- [17] 施塔, 卡拉特. 情绪心理学 (第二版) (万千心理) [M]. 周仁来, 译. 北京: 中国轻工业出版社, 2015.
- [18] MEHRABIAN A. Pleasure-arousal-dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in temperament [J]. Current Psychology, 1996, 14 (4): 261-292.
- [19] HSIEH J K, HSIEH Y C, CHIU H C, et al. Customer response to website atmospherics: Task-relevant cues, situational involvement and PAD [J]. Journal of Interactive Marketing, 2014, 28 (3): 225-236.
- [20] 李晓明, 傅小兰, 邓国峰. 中文简化版 PAD 情绪量表在京大学生中的初步试用 [J]. 中国心理卫生杂志, 2008 (5): 327-329.
- [21] BRADLEY M M, LANG P J. Affective norms for English words (ANEW): Instruction manual and affective ratings[R]. Technical report C-1, The Center for Research in Psychophysiology, University of Florida, 1999.
- [22] 张洪. 基于贝叶斯方法的包装企业供应商评价与选择模型 [J]. 包装工程, 2015, 36 (17): 134-138.
- [23] 冷亭亭, 张延彬, 王法松. 基于朴素贝叶斯的室内 VLC 网络天线选择方法 [J]. 控制与决策, 2023, 38 (1): 67-74.
- [24] 周爱民, 周彩霞, 欧阳晋焱, 等. 基于指标适度标准化的界面风格美综合评价模型 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2020, 54 (12): 2273-2285.
-
- 作者简介: 欧阳晋焱 (1977—), 女, 硕士, 副教授。主要研究方向为产品设计、设计美学和感性工学。
- 周爱民 (通信作者) (1978—), 男, 博士, 副教授。主要研究方向为工业设计、概念美学和智能设计。
- 收稿日期: 2024-11-25