

基于代价敏感学习的卷烟感官质量评估方法

张忠良¹, 汤建国², 乔丹娜², 雒兴刚^{1*}, 赵亮¹, 唐加福¹

(1. 东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110819; 2. 云南中烟工业有限责任公司技术中心, 昆明 650231)

摘要: 针对卷烟感官评估中存在的代价敏感问题, 将基于代价敏感的反馈神经网络应用于卷烟感官评估中。为了验证方法的有效性, 结合烟草企业生产实际设置代价矩阵, 并利用烟草公司提供的数据进行了对比试验。结果表明, 与代价不敏感方法相比, 本方法在错分总代价, 高代价类别识别率以及平均分类准确率 3 个方面均有显著改善。

关键词: 分类算法; 代价敏感; 感官评估; 神经网络; 卷烟

中图分类号: TS41[†]

文章编号: 1007-5119 (2016) 05-0075-07

DOI: 10.13496/j.issn.1007-5119.2016.05.014

A Method for Cigarette Sensory Quality Evaluation Based on Cost-sensitive Learning

ZHANG Zhongliang¹, TANG Jianguo², QIAO Danna², LUO Xinggang^{1*}, ZHAO Liang¹, TANG Jiafu¹

(1. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China; 2. Technology Center, China Tobacco Yunnan Industrial Co., Ltd., Kunming 650231, China)

Abstract: Aiming at the cost-sensitive problems in cigarette sensory evaluation, Cost-Sensitive Back-Propagation Neural Networks (CSBPNN) was employed in this paper to deal with the problems derived from cigarette sensory evaluation. In order to verify the effectiveness of our methodology, the cost matrix was obtained based on production practice and the comparative experimental study was carried out by using dataset from a tobacco company. The experimental results indicated that our methods have a significant advantage on total misclassification cost, high cost label recognition rate and average classification accuracy when compared with the cost-insensitive methods.

Keywords: classification algorithm; cost-sensitive; sensory evaluation; neural network; cigarette

感官质量评估被广泛地应用于食品生产和设计中, 例如红酒^[1]、卷烟^[2]、咖啡^[3]和啤酒^[4]等。Stone 等^[5]将感官评估定义为: “感官评估是一门通过视觉、嗅觉、味觉、触觉和听觉来唤起、测量、分析以及解释产品或材料特性的科学学科”。显然, 感官评估依赖于专家的经验 and 知识。

目前, 烟草及其制品主要通过品烟专家的感官评估对卷烟产品感官质量进行评价。然而, 这种完全依赖人工方式的感官评估存在诸多不足。评估结果容易受到专家知识结构、情感以及周围环境等因素的影响, 往往带有模糊性和不精确性,

并需要花费大量的时间和财力。而且卷烟感官评估对品烟专家的身体健会产生一定负面影响。

近年来随着信息化水平的提高, 卷烟企业积累了大量的数据。为了克服上述所提到的关于专家评估的不足, 相关研究人员开始采用数据挖掘的手段辅助专家感官评估^[6-9]。然而, 所有的这些研究都是基于错分代价一致的前提下展开的。

一般地, 错分代价可以用一个代价矩阵 C 表示, 其中 $C(i, j)$ 表示将一个实际类别为 i 的样本错分为类别 j 的代价。当数据挖掘考虑 $C(i, j) \neq C(j, i)$ 时, 则为基于代价敏感的分类方法。在很多数据挖掘实际应

基金项目: 国家自然科学基金面上项目“基于 QFD 和数据挖掘的卷烟产品叶组配方优化关键技术研究”(61273204)

作者简介: 张忠良 (1986-), 在读博士研究生, 研究方向: 数据挖掘。E-mail: zzl19860210@126.com。*通信作者, E-mail: xgluo@mail.neu.edu.cn

收稿日期: 2015-12-30

修回日期: 2016-08-09

用中,存在错分代价不一致的情况。例如,在疾病诊断中,将一个病人标记为健康的代价远远大于将一个健康人标记为病人,因为前者所产生的代价会耽误病人的就医时间,甚至可能危及生命。在银行信用卡风险评估中,将一个存在潜在信用风险的客户标记为信用良好的客户所产生的代价则大于相反情况,因为前者可能导致银行产生大量坏账。

事实上,在卷烟感官评估中,错分代价也是不一致的。例如,在新产品的开发中,错分可行方案的代价远远大于错分不可行方案,因为错分符合要求的叶组配方将导致可行方案的流失。另外,将高品质的烟叶错分为低品质的烟叶的代价也远远大于相反情况,因为高品质的烟叶一般为稀缺资源。因此,有必要研究代价敏感的卷烟感官评估方法。本文考虑采用基于代价敏感的神经网络应用于卷烟感官质量评估中。试验结果表明,基于代价敏感的神经网络在错分总代价、高代价类别识别率以及平均分类准确率3个方面均有显著改善。利用该方法可以辅助感官评吸工作,减少感官评吸专家的工作量,从而提高烟草企业在新产品开发和产品维护中的效率。

1 材料与方法

1.1 材料

试验数据来源于国内某烟草集团2010—2012年的成品烟化学成分检测和感官质量评估结果,共684组数据。其中化学成分包括总糖量、还原糖、烟碱量、总挥发碱、总氮量、烟碱氮、蛋白质、施木克值、氮碱比、含氯量、含钾量、糖碱比、氨态碱13项指标,作为模型的输入属性;感官质量评估指标包括光泽、香气、谐调、杂气、刺激性、余味6项,作为模型的输出属性。数据均为多名卷烟感官评估专家评吸后给出的平均结果。每一项指标分别作为决策属性,因此本文考虑6组数据集。专家打分依据的感官质量评判标准如表1所示。各感官

指标分值原始数据分布情况如图1所示。

1.2 方法

1.2.1 代价敏感问题描述 首先, $cost(x, y_1, y_2)$ 表示具有类别属性为 y_1 的输入样本 x 被预测为类别 y_2 的代价。然后,我们用 X 表示输入空间, Y 表示类别集合, $m = |Y|$ 表示类别数目。这样,在代价敏感的分类问题中,样本 (x, \vec{C}) 是来自于服从分布为 D_c 的样本空间 $X \times R^+{}^m$, 其中 \vec{C} 是代价向量。

基于代价敏感学习的目标是获得这样一个分类器 $h: X \rightarrow \{1, \dots, m\}$, 使得期望代价最小化:

$$\arg \min_h E_{(x, \vec{C}) \sim D_c} [cost_{x, h(x)}] \quad (1)$$

不失一般性,我们假设 $\forall x \in X, cost_{x, y^*} = 0$, 其中 y^* 表示相应输入属性 x 的实际类别。这样,基于代价敏感的分类问题就等价于最小化错分代价。

$$\arg \min_h E_{(x, \vec{C}) \sim D_c} [cost_{x, h(x)} I(h(x) \neq y^*)] \quad (2)$$

其中 $I(\cdot)$ 是一个指示函数,当 $h(x) \neq y^*$ 时其值为1,否则为0。

通常情况下,一个学习过程就是通过给定的训练集 $s = \{x, \vec{C}\}^m$ 试图最小化错分代价。 \hat{E} 表示训练的平均代价,这样,寻找分类器的目标是 minimized 经验风险。

$$\arg \min_{h \in H} \hat{E}_{(x, \vec{C}) \sim S_c} [cost_{x, h(x)}] = \frac{1}{|S_c|} \sum_{(x, \vec{C}) \in S_c} cost_{x, h(x)} \quad (3)$$

表1 卷烟感官质量评判标准

Table 1 Evaluation criteria of cigarette sensory quality

项目	I	II	III
光泽	指标 光泽油润 最高分值 5	光泽较油润 4	光泽较暗淡 3
香气	指标 香气丰满、细腻 最高分值 32	香气充足、稍粗糙 28	香气淡薄、较粗糙 24
谐调	指标 谐调 最高分值 6	较谐调 5	尚谐调 4
杂气	指标 无杂气 最高分值 12	微有杂气 10	略有杂气 8
刺激性	指标 无刺激性 最高分值 20	略有刺激性 17	较有刺激性 15
余味	指标 纯净、舒适 最高分值 25	较净、较舒适 22	尚净、尚舒适 20

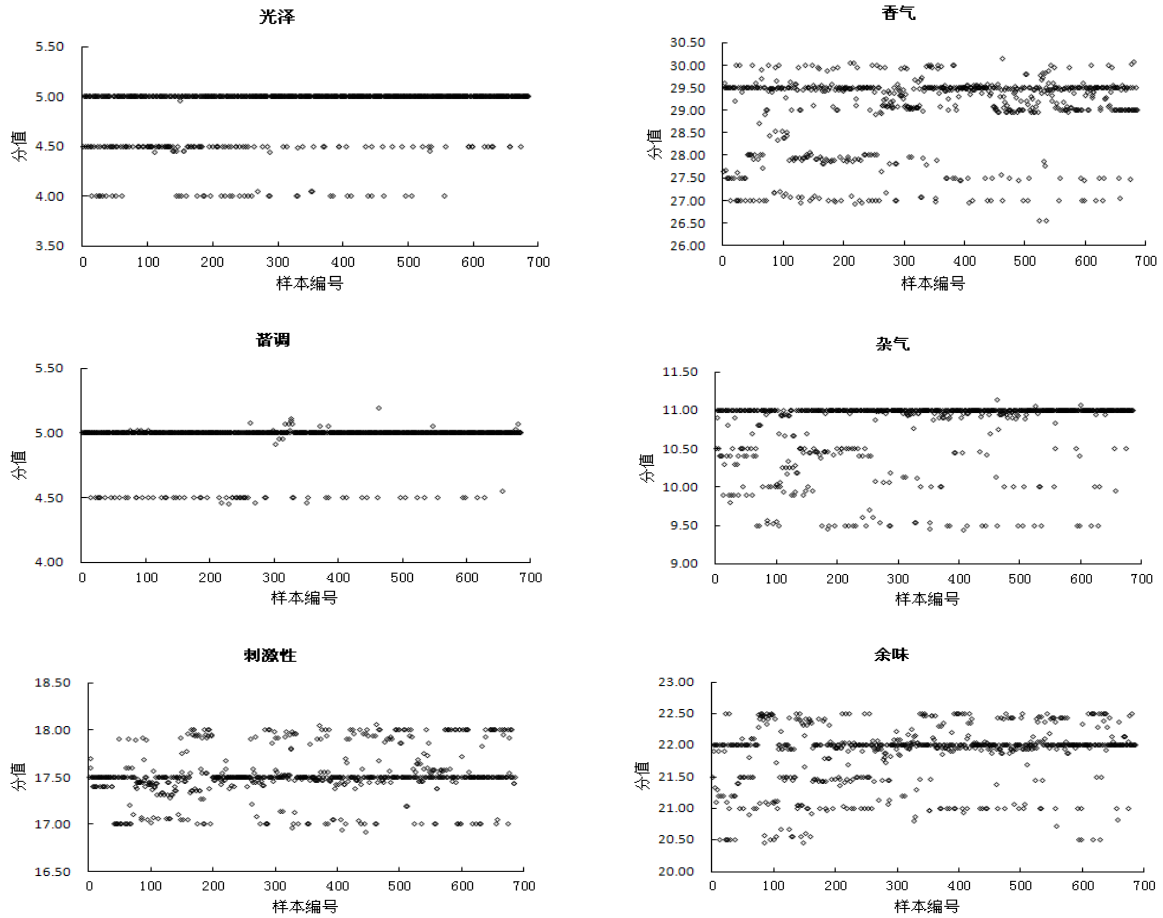


图 1 各感官指标结果分布情况

Fig. 1 The distribution of the values of sensory evaluation indices

1.2.2 基于代价敏感的神经网络 本文采用文献[10]提出的基于代价敏感的神经网络运用于卷烟感官评估中。在这里作简单阐述。

过抽样(Over-sampling)：基于代价敏感的过抽样方法试图通过改变训练样本分布从而使得每个样本的错分代价一致。具体地，该技术根据样本的错分代价按一定比例复制代价较低的样本。首先，识别具有最小单位代价的类别。根据文献[10]，使用公式 4 识别基准类别。

$$\lambda = \arg \min_{j \in \{1, \dots, C\}} \frac{\frac{Cost[j]}{\min_{c \in \{1, \dots, C\}} Cost[c]} N_{\arg \min_{i \in \{1, \dots, C\}} Cost[i]}}{N_j} \quad (4)$$

然后根据公式 5 计算第k个类别相对应的样本数量。

$$N_k^* = \left\lfloor \frac{Cost[j]}{Cost[\lambda]} N_\lambda \right\rfloor \quad (5)$$

如果 $N_k^* > N_k$ ，其中 N_k 是原始训练集中第k种类别的样本数，则 $(N_k^* - N_k)$ 是该类样本需要复制的数

量。这里我们采用放回抽样的方案。一旦过抽样完成，则采用抽样后的样本集训练神经网络形成基于代价敏感的分类器。

欠抽样(Under-sampling)：和过抽样策略类似，基于代价敏感欠抽样技术也是通过改变样本分布从而使得每个样本的错分代价一致。不同的是，这种方法通过删除代价相对较低的样本达到这种效果。具体地，同样根据公式 5 计算第k个类别对应的样本数量。在基于代价敏感的欠抽样方案中，根据公式 6 识别具有最大单位代价的类别。

$$\lambda = \arg \max_{j \in \{1, \dots, C\}} \frac{\frac{Cost[j]}{\max_{c \in \{1, \dots, C\}} Cost[c]} N_{\arg \max_{i \in \{1, \dots, C\}} Cost[i]}}{N_j} \quad (6)$$

如果 $N_k^* < N_k$ ，其中 N_k 是原始训练集中第k种类别的样本数，则相应的 $(N_k - N_k^*)$ 个样本需要被移除。为了达到代价平衡的目的，首先采用 1-NN 规则将冗余的样本删除，然后根据 Tomek links^[11]，边界样

本和潜在的噪声也会被删除。最后采用得到的样本集训练基于代价敏感的神经网络。

阈值偏移(Threshold-moving) : 不同于基于代价敏感的过抽样和欠抽样技术, 基于代价敏感的阈值偏移技术试图将输出阈值偏向于代价较高的类别。这样代价较高的样本就不容易被错分, 产生的错分代价也就相应降低。令 $O_i(i \in \{1, \dots, m\})$ 表示神经网络的真实输出, 其中 $\sum_{i=1}^m O_i = 1$ 以及 $0 \leq O_i \leq 1$ 。不同于经典的代价不敏感的神经网络最终类别的输出为 $\arg \max_{i \in \{1, \dots, m\}} O_i$, 基于代价敏感的阈值偏移将 $\arg \max_{i \in \{1, \dots, m\}} O_i^*$ 作为最终的输出结果, 其中 O_i^* 根据公式 7 计算得出。

$$O_i^* = \eta \sum_{j=1}^m O_j Cost[i, j] \tag{7}$$

其中 η 是系数使得 $\sum_{i=1}^m O_i^* = 1$ 并且 $0 \leq O_i^* \leq 1$ 。

在训练阶段, 基于阈值偏移的代价敏感神经网络

和传统的神经网络没有区别, 但是在预测阶段, 前者采用阈值偏移的方式使得输出结果更偏向于错分代价较高的类别。

2 结果

2.1 数据预处理

由于卷烟感官评估结果是由多名专家评分后取平均值得到的, 因此我们得到的数据表中感官指标的数值不是离散值。另一方面, 每个专家基于表 1 以 0.5 为分段进行打分, 评估结果实际为离散量, 因此我们需要对感官结果进行离散化处理。感官评估指标的离散化方法如表 2 所示。以光泽为例, 将得分在 $[0, 2.75]$ 区间内的样本归为一类, 属于该类的样本光泽暗淡, 然后将 $(2.75, 3.25]$ 分为一类, 以此类推, 每隔 0.5 为一个间隔, 最终得到整个区间的划分。

表 2 卷烟感官指标离散化情况

Table 2 Description of discretization of cigarette sensory index

感官指标	评吸指标离散方法																		
光泽	[0, 2.75]	1, (2.75, 3.25]	2, (3.25, 3.75]	3, (3.75, 4.25]	4, (4.25, 4.75]	5, (4.75, 5.00]	6												
香气	[0, 23.75]	1, (23.75, 24.25]	2, (24.25, 24.75]	3, (24.75, 25.25]	4, (25.25, 25.75]	5, (25.75, 26.25]	6, (26.25, 26.75]	7, (26.75, 27.25]	8, (27.25, 27.75]	9, (27.75, 28.25]	10, (28.25, 28.75]	11, (28.75, 29.25]	12, (29.25, 29.75]	13, (29.75, 30.25]	14, (30.25, 30.75]	15, (30.75, 31.25]	16, (31.25, 31.75]	17, (31.75, 32.00]	18
谐调	[0, 3.75]	1, (3.75, 4.25]	2, (4.25, 4.75]	3, (4.75, 5.25]	4, (5.25, 5.75]	5, (5.75, 6.00]	6												
杂气	[0, 7.75]	1, (7.75, 8.25]	2, (8.25, 8.75]	3, (8.75, 9.25]	4, (9.25, 9.75]	5, (9.75, 10.25]	6, (10.25, 10.75]	7, (10.75, 11.25]	8, (11.25, 11.75]	8, (11.75, 12.00]	8								
刺激性	[0, 14.75]	1, (14.75, 15.25]	2, (15.25, 15.75]	3, (15.75, 16.25]	4, (16.25, 16.75]	5, (16.75, 17.25]	6, (17.25, 17.75]	7, (17.75, 18.25]	8, (18.25, 18.75]	9, (18.75, 19.25]	10, (19.25, 19.75]	11, (19.75, 20.00]	12						
余味	[0, 19.75]	1, (19.75, 20.25]	2, (20.25, 20.75]	3, (20.75, 21.25]	4, (21.25, 21.75]	5, (21.75, 22.25]	6, (22.25, 22.75]	7, (22.75, 23.25]	8, (23.25, 23.75]	9, (23.75, 24.25]	10, (24.25, 24.75]	11, (24.75, 25.00]	12						

由表 2 方法离散化后的 6 组数据集的基本信息如表 3 所示, 由于在表 2 中某些区间内不存在样本, 所以表 2 和表 3 相应数据集中的类别数不一定一致。此外, 在进行试验之前, 需要对每一个条件属性进行归一化处理, 计算如下:

$$x'_i = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{8}$$

其中, x_i 是某一属性取值, x_{min} 是该属性取值中的最小值, x_{max} 是该属性取值中的最大值。

根据文献[12], 本文采用 5 次 5 折交叉验证的

方法进行实验, 即试验时将全部数据样本随机分为 5 份, 每次取其中的 4 份进行训练, 其余样本作为测试集, 计算错分代价。重复进行 5 次这样的试验, 5 次的平均结果作为最终分类器的错分代价。

表 3 感官指标各数据集信息

Table 3 Information of sensory evaluation datasets

感官指标	样本数量	属性数量	分类数量	样本分布
光泽	684	13	3	42/118/524
香气	684	13	8	2/56/34/60/9/134/339/50
谐调	684	13	2	65/619
杂气	684	13	4	41/49/77/517
刺激性	684	13	3	78/485/121
余味	684	13	5	24/78/64/407/111

2.2 代价矩阵设置

我们通过调查烟草企业对卷烟设计和生产过程的调研发现：一方面，卷烟配方感官品质的优劣决定该配方用于何种档次的卷烟生产，卷烟配方的感官品质越好，则对应生产的卷烟价格越高；另一方面，高感官品质的卷烟配方是稀缺的，卷烟配方实际是多个单料烟的混合物，不同单料烟的组合得到的卷烟配方的感官品质是不同的，而高感官品质的卷烟配方往往较难获得。因此，通过与烟草企业研究人员进行讨论，我们确定了如下的代价矩阵设置原则：当高感官品质的卷烟配方错分为低品质的卷烟配方时，赋予较高的错分代价；反之，则赋予单位代价。以香气为例，假如我们现在有两个卷烟配方样本 a 和 b，其对应的香气指标的分值分别为 26 和 32，如果将样本 b 的香气指标错误地预测为 26，则我们会错失一个高香气品质的卷烟配方，因此赋予较大的错分代价；反过来，如果将样本 a 的香气指标错误地预测为 32，只需人工进一步验证确认即可，不会造成损失，因此赋予较小的错分代价（单位代价）。基于上述事实，我们采用如下方式产生代价矩阵：

$$\text{cost}(i, j) = \begin{cases} (i - j) \times \alpha & i > j \\ 1 & i < j \\ 0 & i = j \end{cases} \quad (9)$$

其中， $\text{cost}(i, j)$ 表示类别为 i 的样本错分为类别 j 的代价， $\alpha \in (1, 2]$ 为系数， α 越大，高品质的样本错分的代价则越高。这样， $C(i) = \sum_{c=1}^m \text{cost}(i, c)$ 。以光泽为例，当 α 取值为 1.5 时，则光泽的代价矩阵为 $\begin{pmatrix} 0 & 1 & 1 \\ 1.5 & 0 & 1 \\ 3 & 1.5 & 0 \end{pmatrix}$ 。在本文中，针对每个感官指标，我们以 0.05 为间隔，对 $\alpha \in \{1.05, 1.1, 1.15, \dots, 2\}$ 的所有 20 个取值进行了测试并取最优的 α 值生成相应感官指标的代价矩阵。

2.3 参数设置

在本文中，BP 神经网络作为基本分类器训练基于代价敏感的分类器，神经网络具有三层结构，在隐含层和输出层我们均采用 'logsig' 作为传递函数，隐含层节点数设置为 10，训练次数设置为 200。需

要说明的是，本文的目的是为了说明基于代价敏感的神经网络在卷烟感官质量评估中的有效性，为卷烟生产企业设计开发智能感官评估系统提供借鉴，因此并没有进行参数设置的优化，事实上，由于各个企业历史数据和产品的不同，需要根据企业自身实际情况进行参数的选择。

2.4 试验结果

本文采用分类器错分总代价、高代价类别分类准确率以及平均分类准确率作为衡量不同方法性能的三个指标，其中错分总代价是指所有错分样本所产生的错分代价，高代价类别分类准确率是指错分代价最大的类别的预测准确率，平均分类准确率是指各个类别的分类准确率的平均值，因此，错分总代价越低，高代价类别分类准确率和平均分类准确率越高，说明相应方法的性能越好。所有的结果如表 4-表 6 所示，每行对应数据集，每列表示相应的分类方法，最后一行代表每个方法的平均值。表中每个数字表示评价指标值 \pm 方差。

表 4 反映了采用不同代价矩阵情况下，错分总代价的试验结果。从试验结果可以看出，光泽和协调的错分总代价相对较小，而其他感官指标的错分总代价相对较大。对照图 1，原始数据集中，光泽和协调的分布规律明显，而其他感官指标的分值分布较为模糊，这说明在卷烟感官评估中，光泽和协调这两个指标较为容易识别，而其他指标则难度较大。产生这一问题的原因有两方面：一方面香气等较难识别的感官指标导致分类器产生的错分总代价较高；另一方面由于香气等指标的评估结果分布规律模糊，在类别属性离散化过程中可能导致引入了更多的类别属性噪声，进一步加剧了识别的难度。因此，在建立基于代价敏感的卷烟感官评估系统时，一方面要不断提高分类器的性能，另一方面要从数据源头抓起，提高历史数据的质量，比如香气等感官指标的评定结果不以多个卷烟评估专家给出的评估结果的平均值出现，而是直接给出这些指标的类别档次信息，从而避免离散化等操作带来的噪声问题。

另外，从表 4 中 α 的取值可以看出不同的感官

指标的错分代价矩阵是各有特点的。例如谐调、余味和刺激性 3 个指标的 α 较小,而其他 3 个指标的 α 值较大。较小的 α 值说明针对这些感官指标,应尽量保持原有样本的分布;反之,则说明需要突出高代价样本的识别效果。

表 5 反映了采用不同代价矩阵情况下,高代价类别分类准确率的试验结果。结果说明采用基于代价敏感的学习方法,可以有效地提高目标类别的识别率,这对于卷烟产品维护和新产品开发,具有重要的实践意义。例如需要开发或者维护的卷烟新产品的香气目标值为 28 ± 0.25 ,则卷烟设计人员只需将 28 ± 0.25 设置为错分代价较高的类别,这样利用本方法就可以识别出符合要求的卷烟配方,从而大大缩小配方设计人员的搜索范围,提高工作效率。

表 6 反映了采用不同代价矩阵情况下,平均分类准确率的实验结果。平均分类准确率反映了分类器在各个类别上的分类效果。可以看到,当采用 Over-sampling 和 Under-sampling 时,光泽,谐调,刺激性以及杂气这 4 个感官指标的平均准确率明显高于香气和余味两个感官指标,这说明基于代价敏感的神经网络在预测高代价类别样本的同时,也可以更好地预测其他类别的样本,但是当感官指标达到一定复杂程度时,基于代价敏感的神经网络的决策更偏向于高代价样本,从而导致平均预测准确率有所下降。另外,Threshold-moving 的平均预测准确率较低,说明该方法在预测卷烟感官指标时更偏向于高代价类别。因此,Over-sampling 和 Under-sampling 技术在卷烟感官评估中的效果更好。

表 4 错分总代价试验结果

Table 4 Results of misclassification cost

数据集	BPNN	Over-sampling	Under-sampling	Threshold-moving
光泽($\alpha = 1.5$)	14.95 \pm 1.32	18.73 \pm 5.90	17.93 \pm 5.81	15.91 \pm 0.20
香气($\alpha = 1.6$)	45.92 \pm 14.33	168.72 \pm 46.86	155.92 \pm 68.47	56.70 \pm 1.20
谐调($\alpha = 1.1$)	2.98 \pm 0.45	4.82 \pm 2.17	5.15 \pm 3.18	3.23 \pm 0.34
杂气($\alpha = 1.8$)	17.94 \pm 0.69	27.64 \pm 18.93	33.64 \pm 20.26	16.71 \pm 0.07
刺激性($\alpha = 1.2$)	22.09 \pm 0.26	56.36 \pm 2.31	56.29 \pm 2.03	47.84 \pm 1.76
余味($\alpha = 1.15$)	30.20 \pm 2.59	79.02 \pm 15.47	82.02 \pm 13.57	38.31 \pm 1.79
平均结果	22.35 \pm 3.27	59.21 \pm 15.27	58.49 \pm 18.89	29.78 \pm 0.89

表 5 高代价类别分类准确率

Table 5 Classification accuracy on classes with the highest cost

数据集	BPNN	Over-sampling	Under-sampling	Threshold-moving
光泽	99.62 \pm 0.22	96.53 \pm 4.13	97.12 \pm 4.53	99.96 \pm 0.12
香气	0.40 \pm 0.84	15.80 \pm 10.73	39.80 \pm 13.55	81.20 \pm 3.43
谐调	98.92 \pm 0.29	94.19 \pm 3.19	94.11 \pm 4.76	99.05 \pm 0.31
杂气	99.75 \pm 0.13	96.02 \pm 6.91	93.53 \pm 6.97	99.98 \pm 0.06
刺激性	0.00 \pm 0.00	75.85 \pm 8.07	82.69 \pm 7.80	86.11 \pm 3.48
余味	0.18 \pm 0.38	65.14 \pm 10.60	62.55 \pm 11.02	57.31 \pm 5.88
平均结果	49.81 \pm 0.31	73.92 \pm 7.27	78.30 \pm 8.10	87.27 \pm 2.21

表 6 平均分类准确率

Table 6 Results of average classification accuracy

数据集	BPNN	Over-sampling	Under-sampling	Threshold-moving
光泽	46.32 \pm 4.40	57.70 \pm 3.60	56.80 \pm 1.97	33.66 \pm 0.52
香气	20.22 \pm 2.65	15.41 \pm 1.86	15.62 \pm 2.90	14.91 \pm 0.66
谐调	82.22 \pm 3.78	90.52 \pm 2.55	88.36 \pm 2.95	79.62 \pm 3.05
杂气	36.49 \pm 2.86	40.31 \pm 2.30	35.33 \pm 3.00	25.03 \pm 0.10
刺激性	37.04 \pm 1.66	50.81 \pm 3.25	50.82 \pm 1.76	36.39 \pm 1.56
余味	23.92 \pm 1.87	26.91 \pm 3.98	25.28 \pm 2.86	23.47 \pm 0.92
平均结果	41.04 \pm 2.87	46.94 \pm 2.92	45.37 \pm 2.57	35.51 \pm 1.14

3 结 论

本文利用基于代价敏感的神经网络预测卷烟感官质量，结果表明该方法在错分总代价、高代价类别的识别率以及平均分类准确率3个指标上均获得了显著的效果，尤其在预测高代价类别和平均准确率这两个指标上，本文方法具有绝对的优势。因此，基于代价敏感学习方法可以有效的识别卷烟感官评估中的高代价样本。据此，在卷烟新产品开发和产品维护过程中可以将目标类别设置为较大的错分代价，从而获得符合要求的产品配方，对卷烟生产具有实践意义。

参考文献

- [1] King E S, Dunn R L, Heymann H. The influence of alcohol on the sensory perception of red wines [J]. *Food Quality and Preference*, 2013, 28(1): 235-243.
- [2] Feng T J, Ma L T, Ding X Q, et al. Intelligent techniques for cigarette formula design[J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2008, 77(5-6): 476-486.
- [3] Borém F M, Ribeiro F C, Figueiredo L P, et al. Fortunato V A, Isquierdo E P, Evaluation of the sensory and color quality of coffee beans stored in hermetic packaging[J]. *Journal of Stored Products Research*, 2013, 52: 1-6.
- [4] Ghasemi-Varnamkhasti M, Mohtasebi S S, Rodriguez-Mendez M L, et al. Classification of non-alcoholic beer based on aftertaste sensory evaluation by chemometric tools[J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(4): 4315-4327.
- [5] Zeng X Y, Ruan D, Koehl L. Intelligent sensory evaluation: Concepts, implementations, and applications [J]. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2008, 77(5-6): 443-452.
- [6] 高大启, 吴守一. 并联神经网络在烤烟内在品质评定中的应用[J]. *农业机械学报*, 1999, 30(1): 58-62.
- [7] 邵惠芳, 许自成, 李东亮, 等. 基于BP神经网络建立烤烟感官质量的预测模型[J]. *中国烟草学报*, 2011, 17(1): 19-25.
- [8] 王强, 陈英武, 李孟军. 基于支持向量机的卷烟质量评估方法[J]. *系统管理学报*, 2006, 15(5): 475-478.
- [9] 王涛. SVM 在配方感官评估中的应用[J]. *微计算机信息*, 2010(10): 236-238.
- [10] Zhou Z H, Liu X Y. Training cost-sensitive neural networks with methods addressing the class imbalance problem[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2006, 18(1): 63-77.
- [11] Tomek I. Two modifications of CNN[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1976, 6: 769-772.
- [12] J G Moreno-Torres, J A Sáez, F Herrera. Study on the Impact of Partition-Induced Dataset Shift on-Fold Cross-Validation, IEEE[J]. *Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 23(2012) 1304-1312.