

DOI: 10.13652/j.spjx.1003.5788.2022.90018

萤火虫优化支持向量机参数的近红外光谱 技术鉴别卷烟牌号

Discrimination of cigarette based on near-infrared spectroscopy technology
and firefly algorithm optimized support vector machine parameters

潘 曦¹ 李 冉¹ 魏 敏¹ 卫 青² 邱昌桂²

PAN Xi¹ LI Ran¹ WEI Min¹ WEI Qing² QIU Chang-gui²

(1. 湖北中烟工业有限责任公司技术研发中心, 湖北 武汉 430040;

2. 云南瑞升烟草技术(集团)有限公司, 云南 昆明 650106)

(1. Technology Center of China Tobacco Hubei Industry Limited-liability Company, Wuhan, Hubei 430040, China; 2. Yunnan Reascend Tobacco Technology (Group) Co., Ltd., Kunming, Yunan 650106, China)

摘要:目的:准确快速鉴别卷烟牌号。方法:采集不同牌号卷烟的近红外光谱,通过光谱预处理方法降低干扰因素后,利用萤火虫算法(FA)优化支持向量机(SVM)参数,考察光谱预处理方法、萤火虫算法的种群数目和迭代次数对卷烟分类正确率的影响。结果:采用标准正态变量变换(SNV)结合一阶导数(1D)方法进行近红外光谱预处理,当萤火虫种群数目为 20,迭代次数为 20 时,优化支持向量参数可达到较好的识别效果,训练集的分类正确率为 100%,测试集的分类正确率为 96.67%~100.00%。结论:利用近红外光谱技术结合 FA 算法优化 SVM 可实现对卷烟牌号的准确鉴别。

关键词:近红外光谱;卷烟;鉴别;萤火虫算法;支持向量机

Abstract: Objective: In order to accurately and quickly discriminate cigarettes. **Methods:** After collecting the near-infrared spectra of different brands and reducing the interference factors through the spectral preprocessing method, the spectral pretreatment method, the population number of firefly algorithm (FA) and the number of iterations on the correct rate of cigarette classification were investigated by using firefly algorithm to optimize support vector machine (SVM) parameters. **Results:** The standard normal variable transformation (SNV) combined with the first derivative method (1D) was used for near-infrared spec-

troscopy preprocessing. Under the condition that the number of firefly populations was 20 and the number of iterations was 20, optimized support vector parameters could achieve better recognition. As a result, the classification accuracy rate of the training set was 100%, and the classification accuracy rate of the test set was between 96.67% and 100.00%. **Conclusion:** It shows that using near-infrared spectroscopy technology combined with FA algorithm to optimize SVM can achieve accurate identification of cigarette brands.

Keywords: near infrared spectroscopy; cigarette; discrimination; firefly algorithm; SVM

卷烟品牌是烟草工业发展的核心基础和生存之本,不同品牌的卷烟主要采用调整烟叶原料的叶组配方和香精香料配方等技术达到维持卷烟品牌的内在品质质量与风格特征的目的。烟草行业中,卷烟内在品质质量和风格特征主要通过感官质量评价^[1]、主流烟气^[2-3]和烟丝化学成分^[4-5]等方法进行判断和鉴别。近年来,近红外光谱技术(NIRS)逐渐成为区分和鉴别卷烟内在品质和风格特征的重要分析方法^[6-7],该技术具有样品无需预处理、无污染、无损分析、绿色环保以及操作简便和检测速度快等优点^[8],结合化学计量学方法可实现样品的定量定性快速分析,被广泛应用于食品和制药等行业^[9]。王家俊等^[10-13]采用近红外光谱技术实现了烟草中多种化学成分含量及物理特性的快速测定。其在烟叶模式识别方面也被广泛应用,如烟叶类型分类判别^[14]、卷烟配方结构识别^[15]、卷烟质量投影识别^[6]、卷烟生产过程监测及质量评价^[16-18]和卷烟真伪鉴别^[19]等,特别是与机器学习方法结合应用,极大地提高了模式识别的准确率^[20-21]。

基金项目:湖北中烟工业有限责任公司项目(编号:2018A029JC02)

作者简介:潘曦,女,湖北中烟工业有限责任公司工程师。

通信作者:邱昌桂(1974—),男,云南瑞升烟草技术(集团)有限公司高级工程师,博士。E-mail:hwqiu@ccas.ac.cn

收稿日期:2021-09-07

曹妙玲^[22]以前 16 个近红外光谱主成分及 12 个抽提的综合特征为分类特征所建立的 KNN 判别模型的平均预测正确率为 92.65%~96.23%。谢有超等^[21]采用连续小波变换(CWT)进行近红外光谱数据预处理,概率主成分分析(PPCA)方法进行数据降维,基于 Linear 核函数的支持向量机(SVM)方法建立的卷烟牌号识别模型的正确识别率值达 97.20%,提升了卷烟牌号的识别准确率。但 SVM 模型的分类准确率在很大程度上取决于 SVM 参数值的选取,而参数值的选取目前还主要依赖于经验值的试取。

研究拟以 6 种不同牌号卷烟的成品烟丝为试验对象,采用近红外光谱技术结合萤火虫算法优化的支持向量机建立预测模型,对不同牌号卷烟进行更详细的牌号区分,以期品牌卷烟的内在质量和风格特征及不同牌号卷烟内在质量特征快速鉴别研究提供依据,为进一步利用近红外光谱技术进行卷烟产品质量维护、卷烟过程质量监测和卷烟配方设计提供技术指导。

1 材料与方法

1.1 仪器与设备

傅里叶变换近红外光谱仪:Nicolet Antaris II 型,美国 Thermo fisher 公司;

恒温恒湿箱:KBF 540 型,德国 Binder 公司。

1.2 材料

以湖北中烟某厂黄鹤楼品牌卷烟制丝生产线的叶丝段加香工序后的某固定位置采集的 6 个不同牌号成品烟丝为样品,正常生产条件下,每次约间隔 90 s 取样(样品量约为 200 g),每批次取样 30 次,置于密封袋中待用。

1.3 近红外光谱采集

光谱扫描前,近红外光谱仪器开机预热时间 >1 h,以保证仪器运行稳定。近红外光谱仪工作参数:光谱波数 10 000~4 000 cm⁻¹;分辨率 8 cm⁻¹;扫描次数 64。将成品烟丝样品直接放置在仪器自带的旋转杯中,用压块自然压实,采用旋转样品杯的方式采集近红外光谱,每个成品烟丝样品采集 3 次,取平均值。

1.4 样本集划分

按表 1 对样品进行编号,每种牌号成品烟丝样品根据 70%为训练集,30%为测试集的原则采用随机的方法划分训练集和测试集,即从 300 个成品烟丝样品中选择 210 个烟丝样品作为训练集,剩余的 90 个烟丝样品作为测试集。

1.5 光谱采集及预处理

由于成品烟丝是由不同等级、物理特性的片状、丝条状烟草原料混合而成,光谱采集过程中存在烟丝结构、成分和外观不均匀性以及光谱噪声所引起的散射影响,需对光谱进行预处理以减小烟丝表面特征不均匀和成品烟丝厚度的不一致性等因素影响。即采用一些数学方法减

表 1 6 种卷烟牌号样品集的划分

Table 1 Sample numbers in sample sets of cut filler of 6 cigarette brands

牌号	训练集	测试集
JS	84	36
RL	42	18
JD	21	9
RH	21	9
DC	21	9
RH	21	9

弱或消除非目标因素对烟丝光谱的影响,以利于从复杂的近红外光谱数据中提取有用的光谱信息,提高烟丝 SVM 分类模型方法的准确性和可靠性。为消除背景和环境噪声、其他信息以及丝条状、片状烟丝特征不均匀等因素的影响,采用的光谱预处理方法包括:多元散射校正(MSC)、标准正态变量变换(SNV)、Savitzky-Golay 滤波器(SG)、一阶微分(1D)、二阶微分(2D)及组合方法。

1.6 建模方法

1.6.1 SVM 算法的基本原理 支持向量机(SVM)是由 Vapnik 团队提出的基于统计学习理论的新颖的机器学习方法^[23-24],其进行分类的基本思想是通过一个非线性映射函数将原始数据映射到高维特征空间中,在高维特征空间进行内积运算构造一个最优分类超平面作为决策面,不但使分类间隔距离最大,而且能实现分类中的两类样本正确分开。其中构造最优分类超平面转化为数据模型即求函数的全局最优解:

$$\varphi(\omega) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 = \frac{1}{2}(\omega \cdot \omega). \quad (1)$$

对于训练集,为实现正确分类,需满足如下条件:

$$y_i(\omega \cdot x_i + b) - 1 \geq 0, i = 1, 2, \dots, m, \quad (2)$$

式中:

m ——训练集个数;

x_i ——训练集原始数据;

y_i ——训练集类别;

ω ——分类超平面的系数向量;

b ——阈值。

核函数能显著影响支持向量机的分类性能,但对于如何选择、确定核函数尚无成熟理论。常用的核函数主要有线性核函数(Linear)、多项式核函数(Poly)、多层感知器核函数(Sigmoid)和 Gauss 径向基核函数(RBF)等^[25]。文中选取应用最广泛的具有良好的学习能力、能够逼近任何非线性函数的径向基核函数(RBF)进行分类研究,其形式为:

$$K(x \cdot x_i) = \exp(-g \|x - x_i\|^2), g > 0, \quad (3)$$

式中:

g ——核函数参数(核宽度)。

影响支持向量的分类模型的精度和泛化能力的参数主要为核函数参数 g 和惩罚因子参数 c 。其中,核函数参数 g 控制函数的回归误差,直接影响初始的特征向量和特征值,惩罚参数 c 对支持向量的分类模型的精度和泛化能力影响显著。通常,对支持向量机两个参数的选择多以经验选取为主,其分类精度和速度均无法得到保证,为了提高 SVM 的学习和泛化能力,采用萤火虫算法优化 SVM 分类器的两个参数 g 和 c ,以寻求 SVM 两个参数的最优值。

1.6.2 萤火虫算法的基本原理 萤火虫算法(FA)是 Yang^[26]在 2008 年受萤火虫自身趋光性特点启发而提出的一种新颖的仿生智能优化算法,通过模拟萤火虫之间因发光吸引而移动的行为规则实现萤火虫位置的迭代更新,从而达到寻优的目的。萤火虫算法中,萤火虫彼此吸引是由萤火虫自身亮度和吸引度两个因素所决定,亮度低的萤火虫被亮度高的萤火虫吸引而向其移动,从而更新自身位置^[27]。亮度与吸引度是萤火虫空间距离有关的两个因素,随着萤火虫空间距离的增加,萤火虫的亮度与吸引度均减小。萤火虫的相对萤光亮度为:

$$L = L_0 \times e^{-\gamma \times r_{ij}^2}, \quad (4)$$

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| = \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{ik} - x_{jk})^2}, \quad (5)$$

式中:

L_0 ——萤火虫最大萤光亮度;

$\gamma \in [0.1, 2.0]$ ——萤光强度的吸收系数;

r_{ij} ——两个萤火虫 i 与 j 之间的空间距离。

萤火虫之间的吸引度 β_{ij} 定义为:

$$\beta_{ij} = \beta_0 \times e^{-\gamma \times r_{ij}^2}, \quad (6)$$

式中:

β_0 ——萤火虫的最大吸引度,通常取 $[0.8, 1.0]$ 。

低亮度的萤火虫 i 向高亮度的萤火虫 j 移动的位置更新表示为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \beta \times (x_j^t - x_i^t) + \alpha \times (\text{rand} - 1/2), \quad (7)$$

式中:

$x_j^t - x_i^t$ ——萤火虫 i 和 j 所处的空间位置;

α ——步长因子;

t ——迭代次数;

rand ——介于 $[0, 1]$ 的随机数;

β ——相对吸引度。

根据式(7)计算萤火虫更新后的位置,然后根据式(4)~式(7)重新计算更新后的萤火虫亮度和位置,萤火虫通过多次向高亮度的萤火虫方向移动后,所有萤火虫个体都将聚集在亮度最高的萤火虫位置上,从而实现寻优。

1.6.3 萤火虫算法优化支持向量机参数流程 SVM 的

核函数选用 RBF 核函数,采用萤火虫算法优化 SVM 的核函数参数 g 和惩罚因子参数 c ,即运用 FA 算法的搜索能力寻找萤火虫亮度最大的位置 $X(c, g)$,从而得到参数的最优解 (c^*, g^*) 。基于 FA-SVM 的卷烟牌号分类识别的具体流程如图 1 所示。

以烟丝样品训练集和测试集的分类正确率(正确分类的样品数占总样品数的百分比)作为 SVM 模型分类效果和 SVM 参数优化的评价指标。训练集和测试集的正确率越接近于 100%,SVM 分类模型的精度越高,说明 SVM 参数和分类模型的效果越好。

2 结果与讨论

2.1 烟丝样品的原始近红外光谱

由图 2 可知,6 种牌号成品烟丝的近红外光谱由于含有样品的信息和其他信息及噪声,近红外光谱曲线的吸收峰位置和峰形均较为相似,不能直观地通过近红外光谱曲线鉴别不同牌号的成品烟丝,需经预处理后,再对牌号成品烟丝进行鉴别。

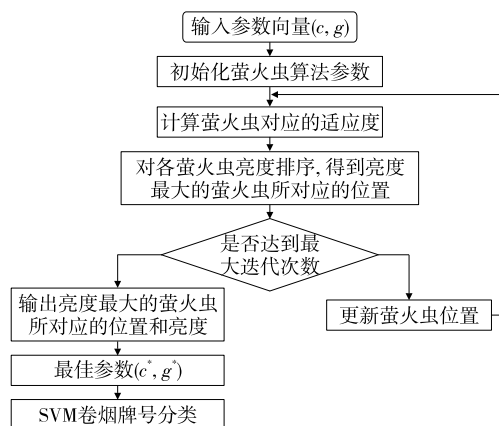


图 1 基于 FA-SVM 的卷烟牌号分类识别流程图

Figure 1 Flowchart of types of cigarette classify discrimination based on FA-SVM

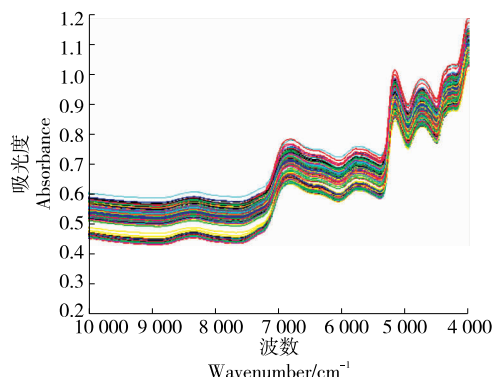


图 2 成品烟丝的近红外原始光谱

Figure 2 Raw NIR spectra of finished cut tobacco samples

2.2 确定最佳的预处理方法

采用 SNV 和 SNV+1D 光谱预处理方法变换后的光谱图如图 3 所示。由图 3 可知,经 SNV 预处理后消除了不同形状(烟丝片状、丝条状)样品产生的散射影响,增强

了光谱有效信息。SNV 消除样品散射影响后,经 1D 预处理后的光谱图像能够有效减小光谱的噪声以及消除光谱的基线漂移。因此,经 SNV+1D 预处理后的近红外光谱能够有效减小噪声,便于牌号成品烟丝的分类。

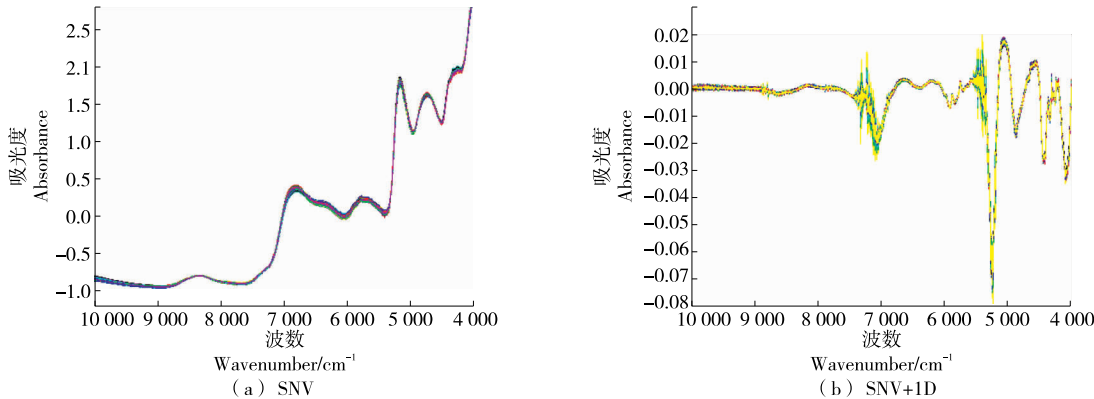


图 3 SNV 和 SNV+1D 预处理后的近红外光谱

Figure 3 The NIR spectral data after SNV and SNV+1D preprocessing

使用 FA 优化 SVM 分类算法分别对 6 种牌号成品烟丝样品进行分类,固定萤火虫数目为 20,迭代次数为 20,使用 5 折交叉验证,重复测试 10 次,对比 5 种光谱数据预处理方法的平均预测准确率,结果见表 2。由表 2 可知,采用 SNV+1D 预处理方法的成品卷烟训练集和测试集的分类准确率最高,训练集和测试集的平均分类正确率分别为 100.00%,98.33%,分类效果最差的是 MSC 预处理方法。因此,选择 SNV+1D 作为成品卷烟鉴别模型的光谱数据预处理方法,可能与 SNV+1D 能更好地消除光谱数据中的背景干扰和基线漂移有关。

2.3 FA 参数优化

为了考察萤火虫性能随种群数目和迭代次数的变化情况,分别选取萤火虫数量为 10,20,30,迭代次数分别为 10,20,40 来表示萤火虫的寻优趋势,使用 5 折交叉验证,重复测试 10 次,并以平均分类准确率为预测指标评价

FA 优化 SVM 的分类鉴别性能,结果见表 3。由表 3 可知,在试验范围内,萤火虫的数目和迭代次数对训练集的分类识别正确率均为 100.00%,并且对测试集的分类正确率也达到了 96.00%以上,说明采用萤火虫算法优化支持向量机能够较好地分类鉴别卷烟同品牌不同牌号。其中,分类准确率最高是萤火虫数目为 20,迭代次数为 20 的组合,卷烟测试集的平均分类识别正确率为 98.33%。分类效果最差的是萤火虫数目为 10、迭代次数为 20 的组合,测试集的平均分类正确率为 96.00%。

2.4 基于萤火虫算法和支持向量机建立的卷烟鉴别模型

选择最优的预处理、萤火虫数目和迭代次数,即萤火虫的种群数量为 20,迭代次数为 20,光谱数据的预处理方法为 SNV+1D,支持向量机惩罚参数 c 值为 $[0.01, 100.00]$,核函数参数 g 值为 $[0.01, 100.00]$,采用 FA-

表 2 不同光谱数据预处理方法下 FA-SVM 鉴别模型统计表
Table 2 The result of different recognition models under different spectral data pre-processing methods ($n=10$)

光谱预处理方法	训练集分类正确率/%	测试集分类正确率/%
None	94.95	84.00
MSC	98.10	94.44
SNV	99.38	94.11
SNV+1D	100.00	98.33
SNV+2D	100.00	95.11
SNV+SG+1D	100.00	95.44

表 3 不同种群数量和迭代次数的分类准确率
Table 3 Classification accuracy of different population numbers and iteration times

试验号	萤火虫数目	迭代次数	训练集分类正确率/%	测试集分类正确率/%
1	10	10	100.00	98.11
2	10	20	100.00	96.00
3	10	40	100.00	97.89
4	20	10	100.00	96.67
5	20	20	100.00	98.33
6	20	40	100.00	97.78
7	30	10	100.00	97.33
8	30	20	100.00	97.22
9	30	40	100.00	97.89

SVM算法对6种牌号300个成品烟丝样品进行分类,使用5折交叉验证,重复测试10次。图4为第一次对训练集的成品烟丝样品数据使用5折交叉验证的萤火虫算法优化支持向量机参数 c 、 g 的适应度曲线。图5为成品烟丝样品训练集和测试集的分类效果图。

由表4和图4、图5可知,优化过程中,萤火虫种群中的最优个体适应度随迭代次数的增加逐渐增加,当迭代次数为4时开始趋于稳定,并稳定于97.14%,表明此时的支持向量机的两个参数(惩罚参数与核函数参数)的组合达到性能最优,即支持向量机的最佳惩罚参数 $c=85.75$,最佳核函数参数 $g=92.35$,训练集和测试集的分类正确率均为100.00%。此外,重复测试10次,FA-SVM算法的训练集分类正确识别率均为100.00%,测试集的

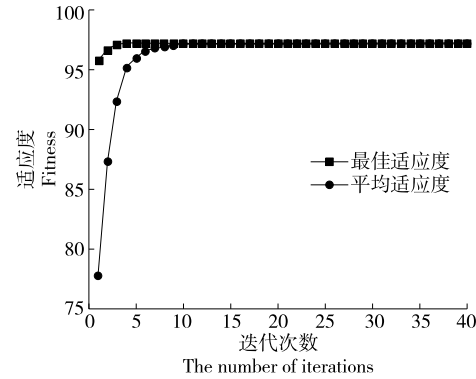


图4 FA-SVM算法参数优化的适应度曲线
Figure 4 FA-SVM algorithm fitness optimization process curve

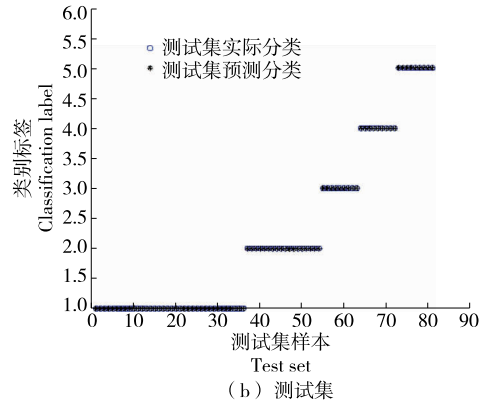
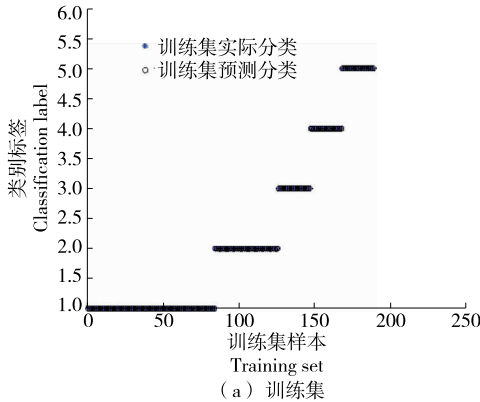


图5 训练集和测试集的分类效果图
Figure 5 Classification effect diagram of training set and test set

表4 FA-SVM算法对不同成品烟丝的分类结果
Table 4 Classification results of cigarette in finished cut tobacco samples of different brand with FA-SVM algorithm

试验号	惩罚因子 c	核参数 g	训练集分类 正确率/%	测试集分类 正确率/%
1	85.75	92.35	100.00	100.00
2	95.28	69.71	100.00	96.67
3	87.90	75.09	100.00	98.89
4	84.80	78.91	100.00	96.67
5	83.53	95.55	100.00	97.78
6	88.76	97.98	100.00	97.78
7	79.89	78.79	100.00	97.78
8	74.12	79.97	100.00	98.89
9	92.77	79.92	100.00	100.00
10	77.79	100.00	100.00	98.89
整体分类效果			100.00	98.33

分类正确识别率为96.67%~100.00%,说明近红外光谱技术结合FA-SVM分类模型能准确地鉴别卷烟牌号。

3 结论

以湖北中烟黄鹤楼品牌的6个牌号为研究对象,提出了一种基于近红外光谱数据结合萤火虫算法优化支持向量机鉴别卷烟牌号的方法。结果表明:采用标准正态变量变换结合一阶导数对近红外光谱进行预处理,当萤火虫种群数目为20,迭代次数为20时,成品烟丝训练集正确识别率均为100%,测试集的正确识别率为96.67%~100.00%。因此,萤火虫算法优化支持向量机算法结合近红外光谱技术可实现对卷烟牌号的准确鉴别。但该方法仅对近红外全光谱进行研究,后续将结合近红外光谱不同波长的筛选方法,以期进一步提升卷烟牌号的鉴别能力。

参考文献

[1] 陆龙建,陈磊,余苓,等.多元因子分析在卷烟风格特征剖析中的应用[J].烟草科技,2012(10):36-40.
LU Long-jian, CHEN Lei, YU Ling, et al. Application of multiple

- factor analysis (MFA) in cigarettes style character analyzing[J]. Tobacco Science & Technology, 2012(10): 36-40.
- [2] 许永, 张霞, 刘巍, 等. 国内外卷烟样品主流烟气中氢氰酸释放量的差异[J]. 烟草科技, 2011(10): 58-60.
- XU Yong, ZHANG Xia, LIU Wei, et al. Differential analysis of hydrogen cyanide delivery in mainstream smoke of different domestic and imported cigarettes[J]. Tobacco Science & Technology, 2011(10): 58-60.
- [3] 文建辉, 钟科军, 杜文, 等. 离散粒子群优化算法和主成分投影分析在卷烟烟气色谱指纹分析中的应用[J]. 烟草科技, 2011(12): 43-46.
- WEN Jian-hui, ZHONG Ke-jun, DU Wen, et al. Application of optimization algorithm for discrete particle swarm and principal component projection analysis in chromatographic fingerprint analysis of cigarette smoke[J]. Tobacco Science & Technology, 2011(12): 43-46.
- [4] 李庆华, 王玉, 余振华, 等. 卷烟烟丝化学指标的逐步判别分析[J]. 中国烟草学报, 2009, 15(6): 27-30.
- LI Qing-hua, WANG Yu, YU Zhen-hua, et al. Stepwise discriminatory analysis of chemical components in cut tobacco[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2009, 15(6): 27-30.
- [5] 郭华诚, 张月华, 李阳光, 等. 烟丝挥发性香味物质与卷烟感官质量的相关性研究[J]. 食品与机械, 2019, 35(1): 209-212.
- GUO Hua-cheng, ZHANG Yue-hua, LI Yang-guang, et al. Study on the correlation between volatile aroma substances and sensory quality of cigarettes[J]. Food & Machinery, 2019, 35(1): 209-212.
- [6] 吴海云, 束茹欣, 陈德莉, 等. 基于近红外光谱的卷烟质量投影模型[J]. 中国烟草学报, 2015(1): 18-21.
- WU Hai-yun, SHU Ru-xin, CHEN De-li, et al. NIR spectra-based projection model of cigarette quality[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2015(1): 18-21.
- [7] 李庆华, 陈国辉, 段姚俊, 等. 基于 PCA-MD 分类法的云烟系列卷烟风格表征及品质维护[J]. 烟草科技, 2009(4): 5-8.
- LI Qing-hua, CHEN Guo-hui, DUAN Yao-jun, et al. Application of PCA-MD modeling in cigarette style characterizing and quality maintenance of yunyan brand series [J]. Tobacco Science & Technology, 2009(4): 5-8.
- [8] 王小梅, 焦龙, 刘小丽, 等. 近红外漫反射光谱法定量分析川芎中的阿魏酸含量[J]. 药物分析杂志, 2011, 31(6): 1 016-1 019.
- WANG Xiao-mei, JIAO Long, LIU Xiao-li, et al. Quantitative analysis of ferulic acid in Ligusticum chuanxiong Hort by near infrared diffuse reflectance spectroscopy[J]. Chinese Journal of Pharmaceutical Analysis, 2011, 31(6): 1 016-1 019.
- [9] 褚小立, 史云颖, 陈瀑, 等. 近五年我国近红外光谱分析技术研究与应用进展[J]. 分析测试学报, 2019, 38(5): 603-611.
- CHU Xiao-li, SHI Yun-ying, CHEN Pu, et al. Research and application progresses of near infrared spectroscopy analytical technique in china in past five years[J]. Journal of Instrumental Analysis, 2019, 38(5): 603-611.
- [10] 王家俊. FT-NIR 光谱分析技术测定烟草中总氮、总糖和烟碱[J]. 光谱实验室, 2003, 20(2): 181-185.
- WANG Jia-jun. Determination of total-nitrogen, total-sugar and nicotine in tobacco by FT-NIR spectrometry[J]. Chinese Journal of Spectroscopy Laboratory, 2003, 20(2): 181-185.
- [11] 冷红琼, 郭亚东, 刘巍, 等. FT-NIR 光谱法测定烟草中绿原酸、芸香苷、苣荬亭及总多酚含量[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(7): 1 801-1 804.
- LENG Hong-qiong, GUO Ya-dong, LIU Wei, et al. Determination of chlorogenic acid, rutin, scopoletin and total polyphenol in tobacco by fourier transform near infrared spectroscopy[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2013, 33(7): 1 801-1 804.
- [12] 宋怡, 刘巍, 段焰青, 等. 近红外光谱法快速测定烟草中的植物色素[J]. 中国烟草学报, 2009, 15(2): 15-18.
- SHONG Yi, LIU Wei, DUAN Yan-qing, et al. Rapid determination of pigments in tobacco with near infrared spectroscopy[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2009, 15(2): 15-18.
- [13] 蒋锦锋, 赵明月. 近红外光谱法快速测定烟草中的总挥发酸与总挥发碱[J]. 烟草科技, 2006(3): 33-37.
- JIANG Jin-feng, ZHAO Ming-yue. Rapid determination of total volatile acid and base in tobacco with NIR spectroscopy [J]. Tobacco Science & Technology, 2006(3): 33-37.
- [14] 曹均阔, 叶水生, 丁香乾. 模糊 Kohonen 网络在烟叶分类中的应用[J]. 计算机工程, 2005, 31(2): 222-224.
- CAO Jun-kuo, YE Shui-sheng, DING Xiang-qian. Application of fuzzy kohonen network in tobacco clustering[J]. Computer Engineering, 2005, 31(2): 222-224.
- [15] 刘晓萍, 李斌, 于川芳, 等. 基于近红外光谱的卷烟配方结构识别[J]. 烟草科技, 2006(10): 16-18, 27.
- LIU Xiao-ping, LI Bin, YU Chuan-fang, et al. Recognition of cigarette blend make-up based on NIR spectrum[J]. Tobacco Science & Technology, 2006(10): 16-18, 27.
- [16] 李伟, 冯洪涛, 周桂圆, 等. Hotelling T² 结合多组分 NIR 校正模型在卷烟生产过程质量监测中的应用[J]. 烟草科技, 2014(7): 5-9.
- LI Wei, FENG Hong-tao, ZHOU Gui-yuang, et al. Quality monitoring in cigarette manufacturing process by combining Hotelling T² statistics and multicomponent NIR calibration model[J]. Tobacco Science & Technology, 2014(7): 5-9.
- [17] 赵科文, 陈实, 蒋浩, 等. 基于近红外光谱技术的烟丝掺配均匀度测定[J]. 食品与机械, 2020, 36(11): 183-188.
- ZHAO Ke-wen, CHEN Shi, JIANG Hao, et al. Determination of blending uniformity of cut tobacco based on near infrared spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2020, 36(11): 183-188.
- [18] 李瑞丽, 刘玉叶, 李文伟, 等. 利用近红外光谱技术快速检测配方烟丝掺配均匀性[J]. 食品与机械, 2019, 35(5): 83-87.
- LI Rui-li, LIU Yu-ye, LI Wen-wei, et al. Study on rapid determination of tobacco blending uniformity by Near Infrared Spectroscopy[J]. Food & Machinery, 2019, 35(5): 83-87.

(下转第 98 页)