

基于高光谱与集成学习的单粒玉米种子水分检测模型

吴静珠¹ 张 乐¹ 李江波² 刘翠玲¹ 孙晓荣¹ 余 乐¹

(1. 北京工商大学食品安全大数据技术北京市重点实验室, 北京 100048;
2. 北京农业智能装备技术研究中心, 北京 100097)

摘要: 为建立单粒玉米种子水分含量的高精度检测模型,制备了 80 份不同水分含量的玉米种子样本。针对玉米种胚朝上和种胚朝下分别进行高光谱反射图像采集,每份样本取样 100 粒,波长范围为 968.05 ~ 2 575.05 nm。采用 PCA 快速提取单粒种子光谱,经多元散射校正预处理后,分别采用随机森林(RF)和 AdaBoost 算法建立单粒种子水分检测模型,并集成两种算法特征提出基于加权策略的改进 RF 用于单粒种子水分含量建模。利用单粒玉米种子胚朝上的光谱信息建立的改进 RF 模型训练集相关系数 R 为 0.969,训练集均方根误差(RMSEC)为 0.094%,测试集 R 为 0.881,测试集均方根误差(RMSEP)为 0.404%;利用单粒玉米种子胚朝下的光谱信息建立的改进 RF 模型训练集 R 为 0.966,RMSEC 为 0.100%,测试集 R 为 0.793,RMSEP 为 0.544%。实验结果表明:改进 RF 的泛化能力和预测精度明显优于 RF 和 AdaBoost 算法;种胚朝上的单粒玉米种子水分含量检测模型优于种胚朝下的模型。高光谱检测技术结合集成学习算法建立的玉米种子水分检测模型预测精度高,稳健性好。

关键词: 单粒玉米; 水分含量; 高光谱; 集成学习; 自适应加权

中图分类号: O657.3; S123 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)05-0302-07 **OSID:** 

Detection Model of Moisture Content of Single Maize Seed Based on Hyperspectral Image and Ensemble Learning

WU Jingzhu¹ ZHANG Le¹ LI Jiangbo² LIU Cuiling¹ SUN Xiaorong¹ YU Le¹

(1. Beijing Key Laboratory of Big Data Technology for Food Safety, Beijing Technology and Business University, Beijing 100048, China
2. Beijing Agricultural Intelligent Equipment Technology Research Center, Beijing 100097, China)

Abstract: In order to establish a high-precision detection model of moisture content in single maize seed, totally 80 maize seed samples with different moisture content were prepared. Hyperspectral reflection image acquisition was carried out for maize embryo up and embryo down respectively. Totally 100 grains were sampled for each sample, and the wavelength range was 968.05 ~ 2 575.05 nm. PCA was used to quickly extract the spectrum of a single seed. After multiple scattering correction pretreatment, the random forest (RF) and AdaBoost algorithm were used to establish the moisture content detection model of a single seed, and the characteristics of the two algorithms were integrated. An improved RF based on weighting strategy was proposed to model the moisture content of a single seed. The improved RF model was established by using the upward spectral information of single maize seed embryo. The correlation coefficient R of the training set was 0.969, the root mean square error RMSEC of the training set was 0.094%, the test set R was 0.881, and the root mean square error RMSEP of the test set was 0.404%. The improved RF model was established by using the downward spectral information of single maize seed embryo. The training set R was 0.966, RMSEC was 0.100%, the test set R was 0.793 and RMSEP was 0.544%. The experimental results showed that the generalization ability and prediction accuracy of the improved RF were significantly better than that of RF and AdaBoost algorithms. The moisture content detection model of single maize seed with seed embryo upward was better than that with seed embryo downward. The maize seed moisture detection model established by hyperspectral detection technology combined with integrated learning algorithm had high prediction accuracy and good robustness.

Key words: single maize seed; moisture content; hyperspectral; ensemble learning; adaptive weighting

收稿日期: 2021-06-22 修回日期: 2021-08-17

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0101004-03)、国家自然科学基金项目(61807001)和北京工商大学 2021 年研究生科研能力提升计划项目

作者简介: 吴静珠(1979—),女,教授,博士,主要从事基于分子光谱及光谱成像技术的农产品品质检测研究,E-mail: pubwu@163.com

0 引言

随着机械化的提升,玉米播种方式从传统的“一穴多粒”逐渐转变为单粒精量播种^[1]。而单粒精量播种技术的关键核心之一是高质量种子的筛选。根据 GB 4404.1—2008,水分是我国农作物种子质量四大必检项目之一^[2]。当玉米种子含水率高于 14% 时会导致种子呼吸增大、养分消耗过多、引起种子活力下降^[3]。因此单粒玉米种子水分检测对于单粒精量播种技术具有重要的实际意义。传统的种子水分检测方法如烘干法等,虽然检测精度较高,但存在试样破坏性、耗时长以及无法进行单粒检测等弊端。近年来高光谱技术以其“图谱合一”的技术优点,在单粒种子水分快速、无损检测领域表现出极大的应用潜力^[3-9]。

我国在 2010 年发布了 GB/T 24900—2010^[10]用于玉米种子批水分测定,表明近红外光谱技术在玉米种子批水分检测领域具有实际应用可行性。田喜等^[11]在波长 1 000 ~ 2 500 nm 范围内分别提取了玉米籽粒全表面结构和胚结构区域的高光谱信息,采用竞争性自适应重加权变量选择算法、遗传算法、连续投影算法筛选特征波段,建立并比较偏最小二乘回归模型对水分含量的预测效果。结果表明,提取玉米籽粒胚结构的图谱信息较全表面光谱信息更高效。COGDILL 等^[12]在波长 750 ~ 1 090 nm 范围内建立了一种基于高光谱成像预测单粒玉米种子的水分和油脂含量的模型。采用偏最小二乘回归和主成分回归作为建模算法,并比较了标准正态变换、去趋势项、多元散射校正、遗传算法和不经预处理对模型预测性能的影响。结果表明,基于主成分回归的水分预测模型性能远优于偏最小二乘回归法,最佳交叉验证标准误差为 1.20%,相对性能决定因子为 2.74。

上述研究表明高光谱技术检测单粒玉米种子水分具有较好的理论基础和可行性,但是由于现有的光谱检测模型大都为单一模型,模型易受光谱采集引入的噪声、样本表面差异带来的光谱信息偏差,以及水分检测结果异常等敏感样本扰动,模型缺乏稳健性。集成学习是通过组合多个弱监督模型来得到更全面的强监督模型^[13]的一种代表性机器学习方法,可以有效提升模型的稳健性。因此本文重点探索将高光谱检测技术与集成学习相结合建立预测精度高、稳健性好的单粒玉米种子水分检测模型,以期玉米精量播种技术提供高效的种子质量检测方法。

1 材料与方法

1.1 实验材料

玉米种子品种为郑单 958,去掉虫蛀孔洞、霉变、破损颗粒,选取完整饱满的种子,100 粒为一份样本,共 80 份样本,均分为 A、B、C、D 4 组。为了扩大样本含水率范围,将样本放入高温(40 ~ 50℃)、高湿(相对湿度 100%)实验箱中,并在第 0、1、2、3 天后分批取出,再分别对每份样本晾晒 0、2、4、6、8 h,充分混合、密封后放置在冷柜内保存。

1.2 高光谱图像采集

采用芬兰 Specim 公司的 SisuCHEMA 高光谱成像系统,相机型号为 SWIR。高光谱成像系统参数设置如下:波长范围为 968.05 ~ 2 575.05 nm;空间分辨率 384 像素/行;波段数 288 个;帧频 39.06 Hz;曝光时间 1.89 ms。将样本排列整齐,尖端方向一致,保证行列对齐。由于玉米种子组织结构在种子表面两侧存在明显差异,且高光谱成像系统采用的是反射式,为建立精细化的种子水分预测模型,分别采集了种子胚朝上、胚朝下的高光谱图像,并分别建立种子水分模型进行分析比较。

1.3 水分含量测定

依据 GB/T 10362—2008《粮油检验 玉米水分测定》^[14]中“整粒试样”方法对样本进行含水率测定,以质量分数表示,计算式为

$$S = \frac{m_2 - m_1}{m_1} \times 100\% \tag{1}$$

式中 S——玉米含水率,%
 m_2 ——干燥前质量,g
 m_1 ——干燥后质量,g

1.4 数据处理方法

1.4.1 数据预处理

利用 Evince 软件进行黑白板校正,对原始光谱图像上所有像素点光谱矩阵进行主成分分析,图 1 为原始高光谱图像 PCA 分布图,由于背景像素点和种子样本像素点的光谱具有显著差异,因此在主成分空间存在完全不同的分布聚集。选择主成分空间中的种子像素点,将背景剔除以减小干扰,如图 2 所示,得到单粒玉米种子 RGB 图像,从而获得单粒玉米种子的平均光谱信息。

采用合适的光谱预处理方法可以提取有效的光谱信息,提升光谱质量^[15]。多元散射校正可以有效消除近红外漫反射光谱中由于样品的镜面反射及不均匀造成的噪声^[16],消除光谱的基线漂移现象及光谱的不重复性,经过散射测试后得到的光谱数据可以有效地消除散射的影响,增强了与成分含量相关

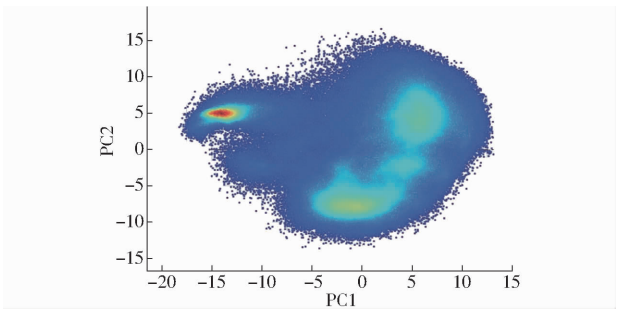


图 1 原始高光谱图像 PCA 分布图

Fig. 1 PCA distribution of raw hyperspectral image

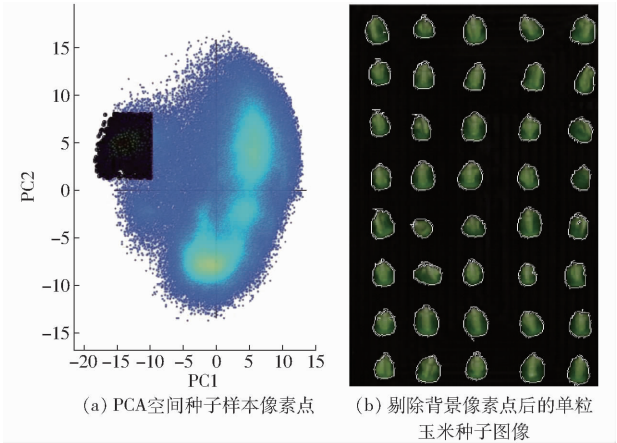


图 2 通过 PCA 获取单粒玉米种子 RGB 图像

Fig. 2 RGB image of single maize seed by PCA

的光谱吸收信息。因此本研究采用多元散射校正 (Multiplicative scatter correction, MSC) 方法对单粒玉米种子的光谱进行预处理。

1.4.2 集成学习

集成学习通过组合多个弱监督模型以得到一个更全面的强监督模型,弥补了单一模型受敏感样本扰动大,缺乏稳健性的缺陷。集成学习分为两类: bagging 和 boosting^[17]。其中 bagging 代表算法是随机森林 (Random forest, RF), boosting 特点是自适应加权,代表算法是 AdaBoost。

RF 采用 Bootstrap 抽样的方式保证了每棵决策树的训练集不同且具有随机性,使得 RF 模型不易陷入过拟合,并且具有较好的抗噪能力,比单个模型具有更稳定的预测能力^[18]。最终将所有决策树的预测结果取均值后作为模型的输出,但是由于训练集通常不平衡,对某些贡献度较大的样本数据,通常需要有小的训练误差,某些对集成模型贡献度较大的决策树无法发挥更大的作用。

AdaBoost 根据弱学习器误差率的表现自适应地更新训练样本的权重,最后通过集合策略整合^[19],提高模型的精度。与 RF 不同的是,AdaBoost 每一轮训练集相同,容易受敏感样本的扰动。

结合 RF 的 Bootstrap 抽样,以及 AdaBoost 自适应加权的特点对随机森林的预测模块进行改进,改

进 RF 模型总体流程如图 3 所示。

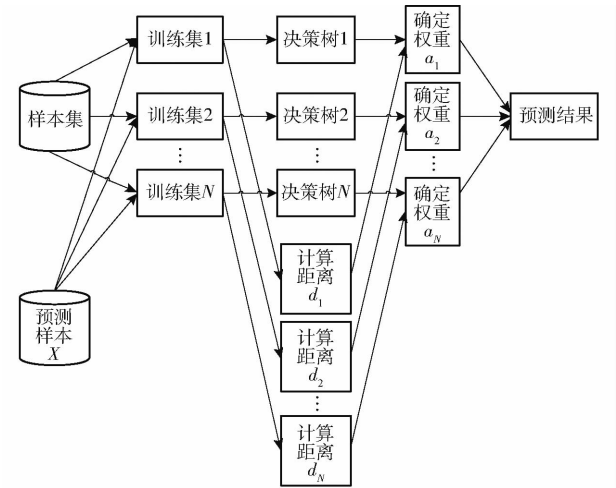


图 3 改进 RF 流程图

Fig. 3 Improved random forest flow chart

对待测的单粒玉米种子水分含量进行预测的具体步骤如下:

(1) 首先根据欧氏距离公式计算待测的单粒玉米种子样本光谱与随机森林模型中第 i 棵决策树样本集光谱中心的距离 d_i , 计算式为

$$d_i = |P_X - \bar{P}_i| \tag{2}$$

式中 P_X ——待测样本的光谱信息

$\bar{P}_i$ ——第 i 棵决策树中新样本集的光谱信息

(2) 根据欧氏距离确定在待测单粒玉米种子样本时每棵决策树的权重,第 i 棵决策树的权重 a_i 为

$$a_i = 1 - \frac{d_i}{\sum_{j=1}^N d_j} \tag{3}$$

式中 N ——样本个数

(3) 对步骤(2)的每棵决策树的权重进行加权,输出待测单粒玉米种子样本水分含量的预测值 Y , 即

$$Y = \sum_{i=1}^N y_i a_i \tag{4}$$

式中 y_i ——第 i 棵决策树对待测单粒玉米种子样本水分含量的预测值

2 结果与分析

2.1 光谱图谱

80 份单粒玉米种子样本胚朝上、胚朝下的光谱数据如图 4 所示,图像数据如图 5 所示。可以看出,玉米种子的近红外光谱分布较宽,胚朝上和胚朝下的光谱趋势基本一致,波长 1 190、1 450、1 940 nm 附近有明显的特征峰。水分子由 2 个氢原子和 1 个氧原子结合而成的结构使得水分子具有多个原子键振动能级,其中波长 1 190 nm 处的特征峰为氢氧键伸

缩振动的一级倍频和合频,1 450 nm 处的特征峰主要为氢氧键伸缩振动的一级倍频,1 940 nm 处的特征峰也为氢氧键伸缩振动的合频^[20],这些特征峰均明显地反映了玉米种子中的水分子对不同波长的近红外光的吸收程度。

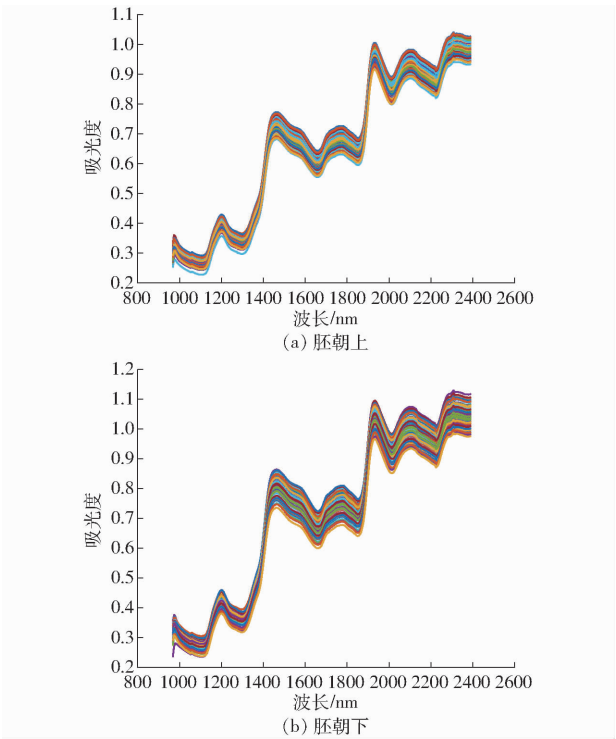


图 4 样本光谱数据
Fig.4 Sample spectral data

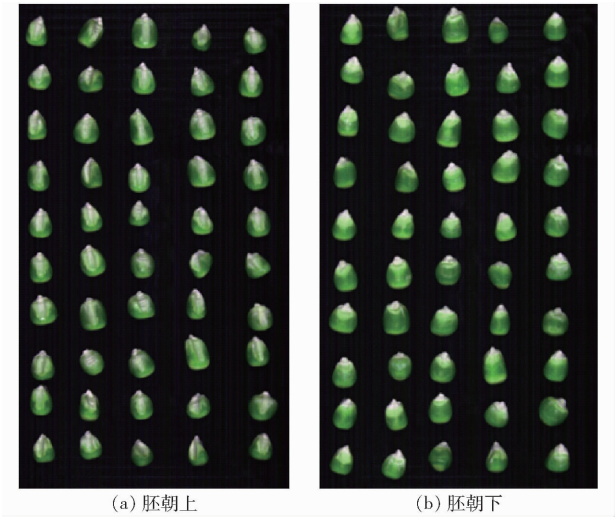


图 5 样本高光谱图像数据
Fig.5 Sample hyperspectral image

2.2 样本水分含量测定结果

将 A、B、C 组作为训练集,共 60 份样本;D 组作为测试集,共 20 份样本。表 1 为模型数据集的含水率统计信息。训练集和测试集的含水率整体分布较为合理,保证了建模样本具有较好的代表性,满足了建立定量分析模型的条件。

表 1 玉米种子含水率统计信息
Tab.1 Corn seed moisture content

样本集	样本数	含水率/%			
		最小值	最大值	平均值	标准差
训练集	60	9.82	14.88	12.05	1.21
测试集	20	10.09	13.04	11.23	0.86

2.3 基于单一模型与不同集成学习模型的建模对比

利用 Matlab 2018b 软件对单粒玉米种子样本的胚朝上和胚朝下的原始光谱数据进行多元散射校正,处理后的光谱如图 6 所示,可以看出,原始光谱曲线的噪声、基线漂移、共线性现象消除效果较好。

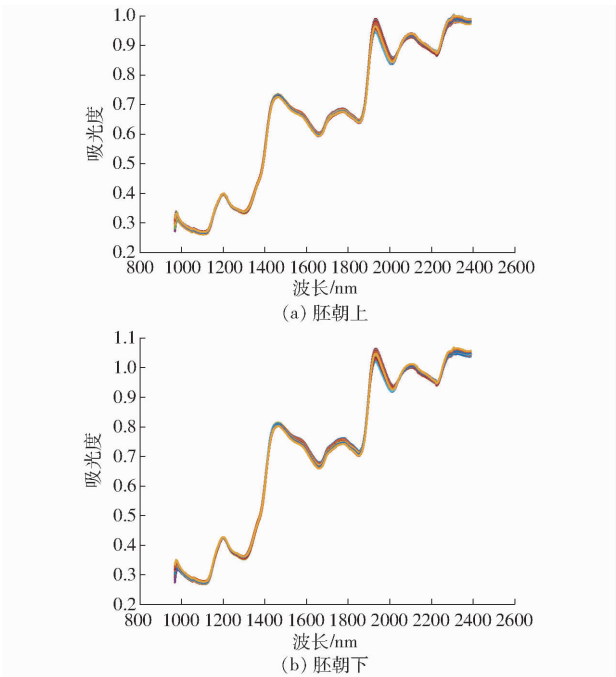


图 6 经多元散射校正预处理后的样本光谱
Fig.6 Spectra of sample pretreated by MSC

利用 Pycharm 软件,基于偏最小二乘回归 (Partial least squares regression,PLSR)、决策树建立的单一模型与 RF、AdaBoost 和改进 RF 3 种集成学习算法分别对原始光谱数据以及经过多元散射校正后的数据进行建模分析,根据经验及多次实验,确定 RF 和改进 RF 模型中 ntree、mtry 均分别取 10 和 2。以相关系数 R 和训练集均方根误差 (Root mean square error of correction set, RMSEC)、测试集均方根误差 (Root mean square error of prediction set, RMSEP) 作为模型性能评价指标,模型性能统计结果见表 2 和图 7,并观察单一模型 (决策树) 以及集成模型 (改进 RF 模型) 测试集 RMSEP 随着运行次数增加的变化情况,结果见图 8。

从表 2 和图 7 可以看出,光谱经过多元散射校正处理后,模型的预测结果更好,进一步证明多元散射校正有效地提升了单粒玉米种子样本的光谱质量。

表 2 基于单一模型与不同集成学习算法的定量模型性能比较

样本放置方向	光谱数据	模型类型	算法	训练集		测试集	
				<i>R</i>	RMSEC/%	<i>R</i>	RMSEP/%
胚朝上	原始光谱数据	单一模型	PLSR	0.741	0.806	0.931	0.922
			决策树	0.969	0.300	0.648	1.118
		集成模型	RF	0.916	0.249	0.851	0.727
			AdaBoost	0.980	0.060	0.831	0.764
			改进 RF	0.948	0.151	0.867	0.667
	MSC 处理光谱数据	单一模型	PLSR	0.931	0.436	0.875	0.529
			决策树	0.984	0.200	0.878	0.721
		集成模型	RF	0.965	0.107	0.789	0.427
			AdaBoost	0.992	0.025	0.799	0.486
			改进 RF	0.969	0.094	0.881	0.404
胚朝下	原始光谱数据	单一模型	PLSR	0.626	0.938	0.830	0.943
			决策树	0.928	0.447	0.548	1.356
		集成模型	RF	0.925	0.219	0.649	0.971
			AdaBoost	0.984	0.047	0.542	1.076
			改进 RF	0.932	0.195	0.709	0.922
	MSC 处理光谱数据	单一模型	PLSR	0.862	0.608	0.799	0.843
			决策树	0.980	0.250	0.361	0.954
		集成模型	RF	0.962	0.114	0.751	0.586
			AdaBoost	0.994	0.018	0.502	0.820
			改进 RF	0.966	0.100	0.793	0.544

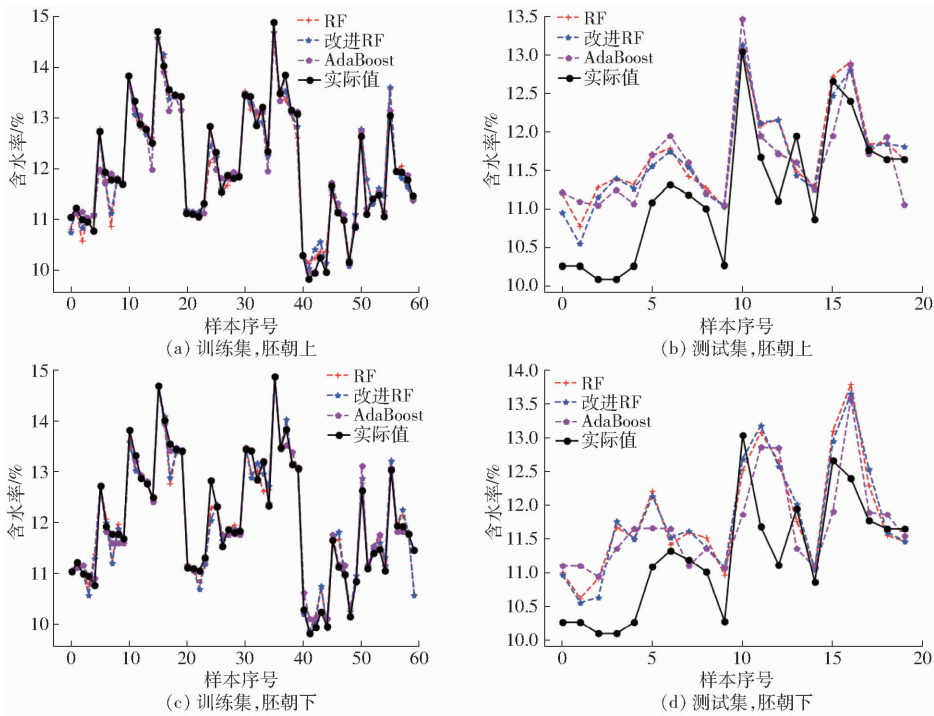


图 7 MSC 处理后的光谱数据集成模型预测效果
Fig. 7 Prediction effects of spectral data integration model after MSC processing

从图 8 可以看出,相比基于决策树建立的单一模型,基于改进 RF 算法建立的集成模型不仅显著提升了预测准确性,并且具有更好的稳定性。证明集成学习通过构建多个学习模型的方法在处理单粒玉米种子含水率回归问题上具有可行性,比单一模

型具有更强的稳健性。

在 3 种集成模型中,基于 AdaBoost 建立的模型在训练集上效果最好,通过自适应地改变训练样本的权重,学习多个模型,并将这些模型进行线性的组合,提供了预测精度。但是在测试集上 AdaBoost 的

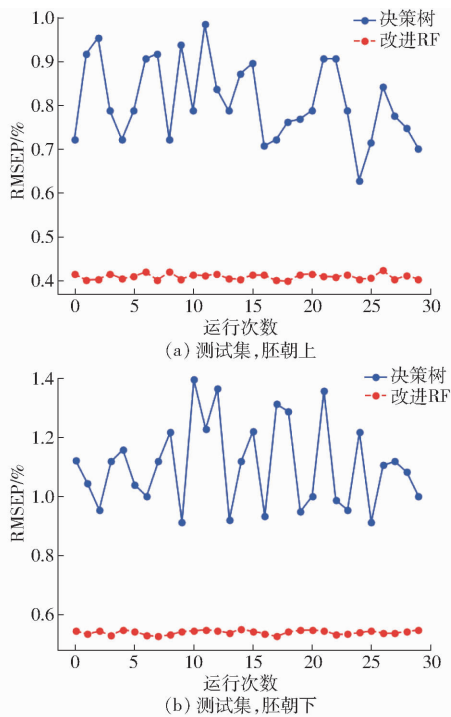


图 8 基于决策树和改进 RF 模型预测效果
Fig. 8 Prediction effect of decision tree and improved RF model

表现却最差,这是因为 AdaBoost 每轮训练时样本集相同,对异常样本敏感,异常样本在迭代中可能获得较大权重,影响强学习器的预测准确性,新数据集样本间的差异性将很难保证。而 RF 采用 Bootstrap 抽样的方式反复地进行模拟原小样本数据集,用重复的计算提升小样本的精度,构建满足分析与建模需要的新数据集。因此在测试集上 RF 比 AdaBoost 预测效果好。

改进 RF 结合了 RF 的 Bootstrap 抽样以及 AdaBoost 的自适应权重策略,并考虑到光谱信息的波长变量之间的相关性,在胚朝上、胚朝下的训练集和测试集上预测效果都较好,其中利用胚朝上光谱信息建立的模型测试集 R 达到 0.881,在 RF 基础上提升了 11.7%;RMSEP 为 0.404%,在 RF 基础上降低了 5.39%。

利用单粒玉米种子胚朝上的光谱信息建立的改

进 RF 模型训练集 R 为 0.969, RMSEC 为 0.094%,测试集 R 为 0.881, RMSEP 为 0.404%;利用单粒玉米种子胚朝下的光谱信息建立的改进 RF 模型训练集 R 为 0.966, RMSEC 为 0.100%,测试集 R 为 0.793, RMSEP 为 0.544%。比较分析可知,使用胚朝上光谱信息建立的含水率检测模型效果优于使用胚朝下建立的含水率检测模型。由于玉米种子的胚部处于整个种子的凹面,当扫描胚朝上时,种子表面凹凸不平,使得光谱反射信息更加丰富,当扫描胚朝下时,种子表面较为光滑平整,光谱反射率差异性小,说明单粒玉米种子的含水率与胚部区域光谱关系显著。

3 结论

(1)分别采集了单粒玉米种子胚朝上和胚朝下的高光谱图像并提取单粒种子平均光谱信息,采用多元散射校正法消除单粒种子采集高光谱时由于颗粒形态等引起的噪声干扰,然后对随机森林算法进行了改进,利用加权策略取代传统集成算法常用的取多个弱学习器的平均值,使与被测样本光谱波长变量相关性更大的决策树能够对模型起到更关键的作用,使得集成模型的准确率有了大幅提升。

(2)建立并比较了基于 PLSR、决策树的单一模型和基于 RF、AdaBoost、改进 RF 的集成模型针对单粒玉米种子水分含量的检测效果。使用胚朝上光谱信息建立基于改进 RF 模型性能最优,训练集 R 为 0.969, RMSEC 为 0.094%,测试集 R 为 0.881, RMSEP 为 0.404%。实验结果表明:相比单一模型,集成学习有效提升了模型的稳健性,受敏感样本扰动小。利用胚朝上的光谱信息相比胚朝下的光谱信息对检测单粒玉米种子含水率更高效。基于 Bootstrap 抽样和自适应加权的改进 RF 对单粒玉米种子含水率检测效果较好,有助于提升单粒玉米种子水分高光谱快速无损检测实际应用可行性,有望为玉米精量播种技术的推广和发展提供可行的检测手段。

参 考 文 献

[1] 毛朝军. 目前我国玉米种子“单粒播”现状及发展趋势[J]. 中国种业, 2011(9):29-30.
MAO Chaojun. Current situation and development trend of “single seed sowing” of maize seeds in China[J]. China Seed Industry, 2011(9):29-30. (in Chinese)

[2] 中国国家标准化管理委员会. 农作物种子质量标准:GB 4404.1—2008[S]. 北京:中国标准出版社,2008.

[3] 王长春,冯卫东,卢贤继. 两级干燥工艺在玉米种子收获中的应用研究[J]. 农业机械学报,1998,19(2):180-181.
WANG Changchun, FENG Weidong, LU Xianji. Application of two-stage drying technology in maize seed harvest[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1998,19(2):180-181. (in Chinese)

[4] 芦兵,孙俊,杨宁,等. 基于 SAGA-SVR 预测模型的水稻种子水分含量高光谱检测[J]. 南方农业学报,2018,49(11):2342-2348.
LU Bing, SUN Jun, YANG Ning, et al. Hyperspectral detection of rice seed moisture content based on SAGA-SVR prediction

- model[J]. Journal of Southern Agriculture, 2018,49(11):2342–2348. (in Chinese)
- [5] 魏利峰,纪建伟. 高光谱图像技术检测农作物含水量的研究进展[J]. 中国农机化学报,2016,37(7):80–84.
WEI Lifeng,JI Jianwei. Research progress of hyperspectral image technology in detecting crop moisture content[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2016,37(7):80–84. (in Chinese)
- [6] SERSON W, ARMSTRONG P, MAGHIRANG E, et al. Development of whole and ground seed near-infrared spectroscopy calibrations for oil, protein, moisture, and fatty acids in salvia hispanica[J]. Journal of the American Oil Chemists' Society, 2020, 97(1):3–13.
- [7] ZHANG H, XU S, PIAO X, et al. Rapid, non-destructive determination of ginseng seed moisture content by near infrared spectroscopy technology[J]. Seed Science and Technology, 2018, 46(2):365–369.
- [8] ZHANG Y, GUO W. Moisture content detection of maize seed based on visible/near-infrared and near-infrared hyperspectral imaging technology[J]. International Journal of Food Science & Technology, 2020, 55(2):631–640.
- [9] LESTANDER T, LEARDI R, GELADI P. Selection of near infrared wavelengths using genetic algorithms for the determination of seed moisture content[J]. Journal of Near Infrared Spectroscopy, 2003, 11(1):433.
- [10] 中国国家标准化管理委员会. 粮油检验玉米水分含量测定近红外法:GB/T 24900—2010[S]. 北京:中国标准出版社, 2010.
- [11] 田喜,黄文倩,李江波,等. 高光谱图像信息检测玉米籽粒胚水分含量[J]. 光谱学与光谱分析,2016,36(10):3237–3242.
TIAN Xi, HUANG Wenqian, LI Jiangbo, et al. Hyperspectral image information detection of moisture content in maize embryo [J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2016,36(10):3237–3242. (in Chinese)
- [12] COGDILL R P, HURBURGH C R, RIPPKE G R, et al. Single-kernel maize analysis by near-infrared hyperspectral imaging [J]. Transactions of the ASAE, 2004, 47(1):311–320.
- [13] TAN K, MA W, CHEN L, et al. Estimating the distribution trend of soil heavy metals in mining area from hyMap airborne hyperspectral imagery based on ensemble learning[J]. Journal of Hazardous Materials, 2020,401:123288.
- [14] 中国国家标准化管理委员会. 粮油检验 玉米水分测定:GB/T 10362—2008[S]. 北京:中国标准出版社,2008.
- [15] 任志尚,彭慧慧,贺壮壮,等. 基于高光谱成像技术的面条中马铃薯全粉含量检测[J]. 农业机械学报,2020,51(增刊2):466–470,506.
REN Zhishang, PENG Huihui, HE Zhuangzhuang, et al. Determination of potato flour content in noodles based on hyperspectral imaging technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(Supp.2):466–470,506. (in Chinese)
- [16] 王亚,周孟然,闫鹏程,等. PCA–BP模型在判别基于LIF技术煤矿突水水源的应用[J]. 光谱学与光谱分析,2017, 37(3):978–983.
WANG Ya, ZHOU Mengran, YAN Pengcheng, et al. Identification of coalmine moisture content inrush source with PCA–BP model based on laser-induced fluorescence technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis,2017,37(3):978–983. (in Chinese)
- [17] WU Y, KE Y, CHEN Z, et al. Application of alternating decision tree with AdaBoost and bagging ensembles for landslide susceptibility mapping[J]. CATENA, 2020, 187:104396.
- [18] LIN C S, LIN C Y, REYNOLDS S. Applying the random forest model to forecast the market reaction of start-up firms: case study of GISA equity crowdfunding platform in Taiwan[J]. WSEAS Transactions on Business and Economics, 2020, 17:241–259.
- [19] BANIASAD A, REZAEIRAD S, ZARE H, et al. Two-step imputation and AdaBoost-based classification for early prediction of sepsis on imbalanced clinical data[J]. Critical Care Medicine, 2021, 49(1):91–97.
- [20] 李晓静,虞澜,祖恩东. 近红外光谱分析技术在宝石研究中的应用[J]. 光谱学与光谱分析,2018,38(1):54–57.
LI Xiaojing, YU Lan, ZU Endong. Application of near infrared spectroscopy in gemstone research[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(1):54–57. (in Chinese)