doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.05.016

基于 Stacking 集成的籽棉回潮率信息融合检测方法研究

钱一夫[1,2]　黄　杰[1,2]　方　亮[1,2]　段宏伟[1,3]　张梦芸[1,3]

(1. 石河子大学机械电气工程学院，石河子 832003；2. 农业农村部西北农业装备重点实验室，石河子 832003；
3. 兵团智慧农场数字化装备技术创新中心，石河子 832003)

摘要：针对棉花采收和收购环节中籽棉回潮率检测工序复杂、受人工影响因素较大、检测精度低的问题，提出了一种基于电阻技术的信息融合检测方法。分别采集了环境温湿度以及籽棉电阻、密度与回潮率，分析了籽棉回潮率随环境温湿度变化规律，讨论了籽棉密度对籽棉电阻检测的影响，确定了籽棉电阻与回潮率的关系。为了提高籽棉回潮率检测的精确性和稳定性，融合环境温湿度及籽棉电阻和密度作为特征变量，将“环境参数-物理特性-电学特性”进行数据关联；建立多元线性回归、支持向量回归、随机森林等 5 类回归模型，采用“模型竞争-集成优化”策略建立堆叠集成融合模型预测回潮率，实现了数据级和决策级的信息融合。结果表明，基于信息融合的堆叠集成模型为最优回潮率预测模型，在测试数据集上其决定系数 R^2 为 0.994，平均绝对误差(MAE)为 0.104%，均方根误差(RMSE)为 0.151%，验证了信息融合检测方法的可靠性。该方法可为棉花采收打包和收购环节的回潮率检测提供数据支撑。

关键词：籽棉回潮率；信息融合；堆叠集成融合模型；电阻检测；回归预测模型

中图分类号：S24　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)05-0159-08　　**OSID**：

Moisture Regain Detection of Seed Cotton Using Information Fusion Based on Stacking Ensemble

QIAN Yifu[1,2]　HUANG Jie[1,2]　FANG Liang[1,2]　DUAN Hongwei[1,3]　ZHANG Mengyun[1,3]

(1. *College of Mechanical and Electrical Engineering, Shihezi University, Shihezi* 832003, *China*
2. *Key Laboratory of Northwest Agricultural Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shihezi* 832003, *China*
3. *Technology Innovation Center of Smart Farm Digital Equipment, Xinjiang Production and Construction Corps, Shihezi* 832003, *China*)

Abstract: Moisture regain is a critical indicator of cotton quality, playing an essential role in cotton trading and processing. With the mechanization rate of cotton harvesting in Xinjiang exceeding 85%, accurately detecting moisture regain in machine-harvested seed cotton has become indispensable for transaction settlement. However, existing resistive-based methods for detecting seed cotton moisture regain exhibit low accuracy and poor robustness. An information fusion detection method leveraging resistive technology to achieve precise moisture regain measurement was proposed. Seed cotton samples, specifically the Xinluzao 80 variety, were collected from a cotton processing enterprise in Changji City, Xinjiang. From the same batch of seed cotton, totally 200 g per group was randomly selected. Under varying environmental temperature and humidity conditions, totally 50 g from each group was dried by using constant-temperature ovens to determine the true moisture regain. The remaining 150 g was tested in a constant temperature and humidity chamber by using a resistive sensing technique with pressure compensation. In total, 517 sets of resistance values and corresponding moisture regain data were obtained. The relationship between seed cotton moisture regain, environmental conditions, and cotton density was analyzed, determining the influence of density on resistive measurements. Using

收稿日期：2024-12-04　修回日期：2025-03-05

基金项目：国家重点研发计划项目(2022YFD2002400)、兵团科技计划项目(2023AB014、2022DB003、2023ZD053)和兵团研究生科研创新项目(BTYJXM-2024-K38)

作者简介：钱一夫(2001—)，男，硕士生，主要从事棉花品质检测研究，E-mail：qianyifu100@163.com

通信作者：张梦芸(1988—)，女，副教授，主要从事数字棉花技术与装备研究，E-mail：mengyun0829@163.com

environmental temperature, humidity, seed cotton resistance, and density as feature variables, five regression models were established: multiple linear regression (MLR), support vector regression (SVR), random forest (RF), backpropagation neural network (BPNN), and K-nearest neighbors (KNN). Additionally, a stacking ensemble model was constructed to integrate data-level and decision-level information fusion. The dataset was split into training, validation, and test sets at a ratio of 6∶2∶2, and hyperparameters were optimized by using grid search. RF, BPNN, and KNN served as base learners, while MLR was employed as the meta-learner in the stacking ensemble model. Comparative analysis revealed that the stacking ensemble model outperformed the individual models, achieving a coefficient of determination (R^2) of 0.994, a root mean square error (RMSE) of 0.151%, and a mean absolute error (MAE) of 0.104% on the test set. These results validated the reliability of the proposed information fusion detection method. The stacking ensemble model demonstrated superior performance and stability across validation and test sets compared with single models. This approach was well-suited for moisture regain detection during cotton harvesting, baling, and trading, providing robust data support for trade settlement and process optimization.

Key words: seed cotton moisture regain; information fusion; stacking ensemble model; resistance detection; regression prediction model

0 引言

机采籽棉回潮率的检测是棉花交易结算中必不可少的环节[1],有研究表明,在籽棉加工环节,回潮率为5% ~6.5%时,清理机能高效地清除籽棉中的杂质[2];不同回潮率对加工后棉花长度、颜色指标产生影响[3-4];此外,在棉花存储运输及纺织使用等环节,过高或过低的回潮率都会导致棉花产品质量下降[5]。目前籽棉回潮率检测工序繁杂、速度较慢、人工因素影响较大[6]。

当前,国内有关单位制订了针对籽棉回潮率检测的行业标准[7],可在籽棉收购过程中使用,但由于其检测速度慢,并未大范围推广。在实际应用中,为快速检测籽棉回潮率,常通过电阻式方法进行测量[8]。电阻式技术属于接触式测量,此技术已被国内外广泛应用与研究,例如,乌斯特技术有限公司生产的 HVI 1000 型大容量棉花测试仪采用电阻法检测回潮率。根据检测环节的不同,国内出现了一系列电阻式棉花回潮率检测设备[9-14],但存在以下问题:手持式设备易受人工因素的影响,难以规范检测的实际操作;车载式、门架式受到了应用场景和设备的限制;在线检测系统主要应用加工环节,针对籽棉采收和收购环节的检测设备研究较少。

综上所述,现有籽棉回潮率检测方法缺乏对籽棉密度、环境温湿度等多种因素的修正和补偿,机器学习技术可实现各影响因素的信息融合并提高预测的精度,解决生产实践过程中人工、仪器等造成的偏差问题。本文分析不同因素对籽棉回潮率检测的影响,融合环境温湿度及籽棉电阻、籽棉密度作为特征变量,建立回归模型及堆叠集成模型用于预测籽棉回潮率,以实现数据级和决策级的信息融合[15];对比不同类型算法模型对籽棉回潮率的预测能力,实现误差最小化的检测。

1 材料与方法

1.1 试验材料

籽棉样本取自新疆维吾尔自治区昌吉市某棉花加工企业,品种为新路早 80 号,其品质性状为籽指 10.4 g,衣分率 43.0%,纤维上半部平均长度 30.0 mm,比强度 31.4 cN/tex,马克隆值 4.7,整齐度指数 85.3%[16]。为避免大颗粒杂质对数据采集造成的影响,手工去除了籽棉中的铃壳与较大棉枝,如图 1 所示。为保持籽棉的物料特性,仍保留棉籽和碎棉叶。

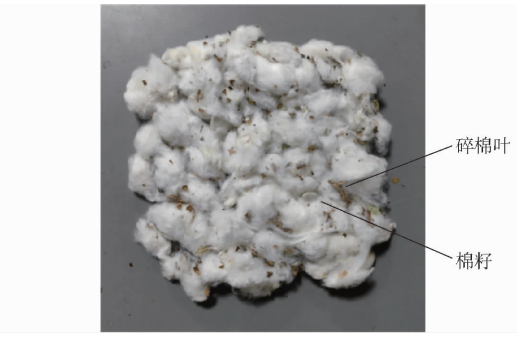

图 1 籽棉样本

Fig. 1 Seed cotton sample

1.2 测试系统和仪器设备

本试验使用的籽棉回潮率检测仪器是由团队开发的电阻式压棉检测装置[17],如图 2 所示,压棉装置主要包括:直流电动推杆(工作行程 150 mm,最大推力 1 000 N)、籽棉回潮率传感器、铝型材机架、样品盒(直径 16 cm)、样品盒支架、托盘、滑轨、压棉板、感测电极、压力传感器(量程为 0 ~5 kg,满量程精度为 0.3%)。

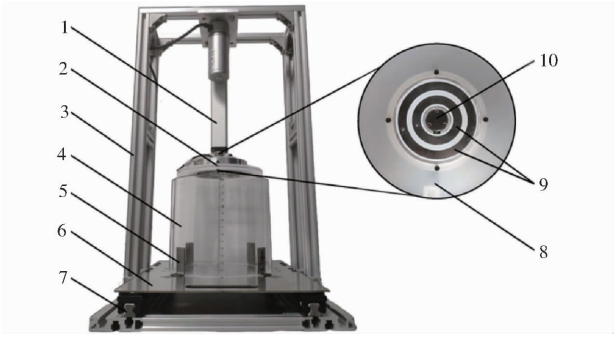

图 2　电阻式压棉检测装置原理图

Fig. 2　Resistive sensing of seed cotton moisture regain based on pressure compensation

1. 直流电动推杆　2. 籽棉回潮率传感器　3. 铝型材机架　4. 样品盒　5. 样品盒支架　6. 托盘　7. 滑轨　8. 压棉板　9. 感测电极　10. 压力传感器

在设定的环境温湿度下，将籽棉样本放入样品盒中，与传感器电极直接接触，压棉板在电动推杆的作用下将籽棉压缩。装置可检测籽棉电阻且控制直流电动推杆的压缩距离，从而确定压棉高度，进而获得籽棉密度。

试验所需的其他仪器设备有：半自动通风式快速恒温干燥箱（YG767 型，南通三思机电科技有限公司，控温精度 ±1℃）、恒温恒湿箱（FQY/WSK－400C 型，广州市丰千源环境试验设备有限公司，温度偏差 ±2℃，相对湿度偏差 ±3%）、电桥测试仪（LCR－8110G 型，固伟电子有限公司，测试精度 ±0.1%）、电子天平（XY500C 型，常州市幸运电子设备有限公司，精度 ±0.01 g）等。

1.3　样本制备与数据获取

由于棉纤维内部含有一定的水分，使其具有导电性，环境温湿度变化会影响棉花回潮率。考虑到新疆棉花采收季节的昼夜温差较大，设置 8 个温度梯度（5 ~ 40℃）及 6 个相对湿度梯度（40% ~ 90%）。自然状态下棉纤维体积蓬松，通过外界施加作用力使棉纤维达到一定的密度范围，导电才能稳定[18]。文献[19]通过试验论证棉包密度在 180 ~ 240 kg/m^3 能保证较好的棉花品质和成包率。样本质量为 150 g，本试验设置 11 个压缩高度梯度，可以控制密度范围为 149 ~ 250 kg/m^3，如表 1 所示。

表 1　温度、相对湿度、密度梯度节点设置

Tab. 1　Settings for temperature, humidity, and density gradient nodes

参数	划分梯度节点
温度/℃	5,10,15,20,25,30,35,40
相对湿度/%	40,50,60,70,80,90
样本密度/(kg·m^{-3})	149.2,155.4,162.2,169.6,177.6,186.5,196.3,207.2,219.4,233.1,248.7

随机选取同批籽棉，每组 200 g。参考调湿试验方法[20]，对棉样进行半烘干使回潮率小于 4%；将处理后的棉样放入恒温恒湿箱中 24 h[21]，培养不同等级回潮率（4.5% ~ 12.5%）的样本。每组取 50 g 使用八篮恒温干燥箱全烘干[22]，获得真实回潮率；另 150 g 棉样在恒温恒湿箱内使用电阻式压棉检测装置测定电阻值。根据环境温湿度、密度梯度设置，获得 517 组籽棉电阻及对应的回潮率数据，如表 2 所示。

表 2　籽棉电阻、回潮率数据分布区间

Tab. 2　Distribution range of seed cotton resistance and moisture regain

参数	数据分布区间			
电阻/MΩ	[0,10)	[10,100)	[100,1 000)	[1 000,5 000]
回潮率/%	8.5 ~ 12.5	6.5 ~ 8.5	5.5 ~ 7.5	4.5 ~ 6.5
数据量/个	176	95	134	112

1.4　数据集预处理

使用最小最大值归一化（Min-max normalization）将环境温度、环境相对湿度、籽棉密度、籽棉电阻 4 类原始数据线性变换到[0,1]的范围内，保留数据之间的相对大小关系。

为了开展模型的训练与预测，将数据集按照 6:2:2 的比例随机划分训练集、验证集和测试集。使用网格搜索法（Grid search）[23]进行模型的超参数优化，确定模型最优参数组合。

1.5　信息融合方法

现有应用在籽棉采收和收购环节的电阻式检测方法由于人工操作、未考虑环境因素等原因，引起的测量误差较大。本文使用籽棉密度数据对籽棉电阻值测量进行补偿，同时采集环境温湿度，使用融合的数据集取代单一的籽棉电阻直接对应回潮率的测量方式，整合多源数据，实现数据级的融合，如图 3 所示。

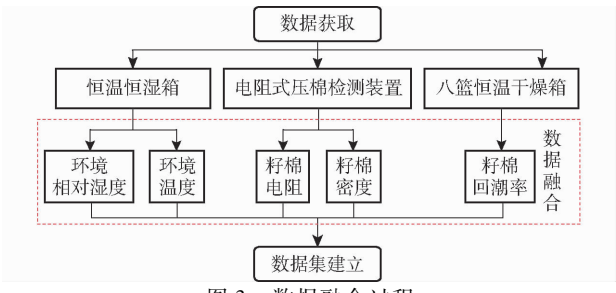

图 3　数据融合过程

Fig. 3　Data fusion

本文采用线性模型多元线性回归（Multiple linear regression，MLR）[24]、非线性模型支持向量回归（Support vector regression，SVR）[25]和其他类型的回归模型：反向传播神经网络（Back propagation neural network，BPNN）[26]、随机森林回归（Random forest，

RF)[27]、K 近邻回归(K-nearest neighbors, KNN)[28],以及堆叠集成融合模型(Stacking ensemble model)[29]预测回潮率。Stacking 集成算法是一种通过元学习器组合多个基学习器的技术。利用 Stacked Generalization 的学习框架[30],每个基回归模型在训练时都使用相同的训练集,集成学习过程中每个基学习器的输出成为元回归器的输入,元回归器通过训练各基学习器的输出结果,实现决策级融合。

如图 4 所示,首先训练 5 类回归单模型,通过评价指标对不同算法预测性能开展差异性分析[31],优选 3 种回归模型为集成算法第 1 层的基学习器,将基学习器训练得到的预测结果进行整合和维数转化;简单稳定的模型[32]作为元学习器可有效地提高预测精度、避免过拟合,故第 2 层模型选择 MLR 进行训练,最优的集成模型建立后,对测试集结果进行预测。

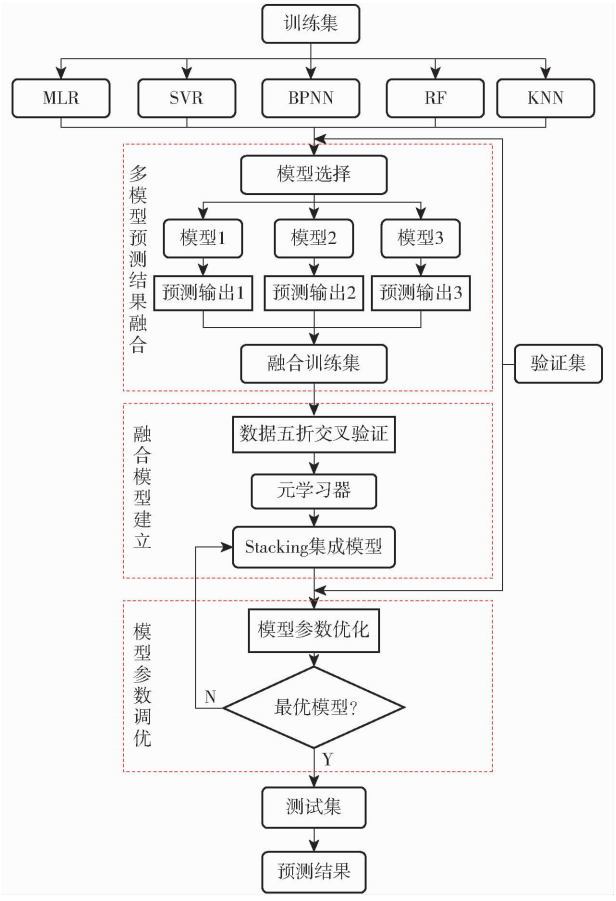

图 4 Stacking 集成融合模型原理图

Fig. 4 Building a Stacking ensemble model

采用均方误差(MSE)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和决定系数 R^2 对模型预测效果进行评估[33]。

2 结果与分析

2.1 影响因素分析

环境湿度直接影响棉纤维含水率;环境温度则会影响棉纤维中水分子的活跃程度。当气候变化或者昼夜温差大时,会出现回潮率差异的情况[34]。如图 5 所示,固定籽棉密度为 149.2 kg/m^3,在不同的温度条件下,随着环境相对湿度的增大,回潮率增大。在不同的环境相对湿度条件下,随着环境温度升高,水分子活跃增强,棉纤维所含水分流失增多,籽棉样本的回潮率减小。

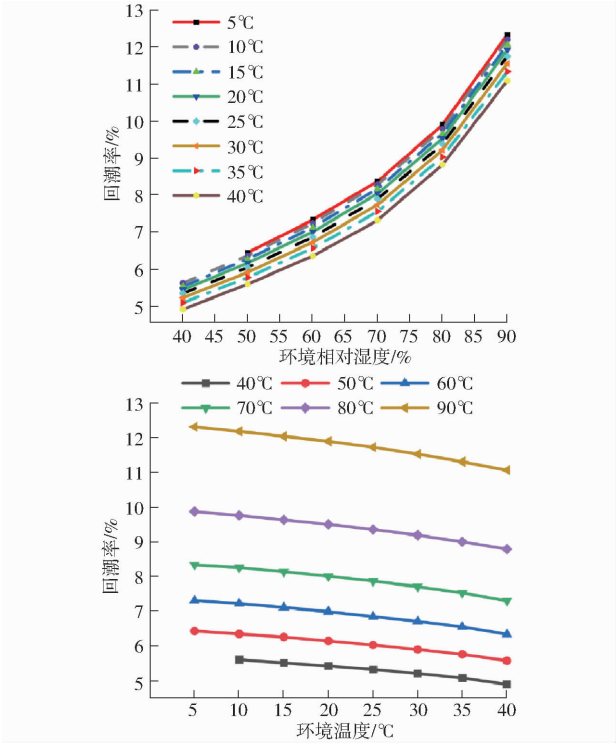

图 5 环境温湿度改变对籽棉回潮率的影响

Fig. 5 Effect of environmental temperature and humidity change on moisture regain of seed cotton

如图 6 所示,在环境温度、籽棉密度一定的情况下,检测的籽棉电阻值随环境相对湿度增加而减小;回潮率随环境相对湿度增加而增加[35]。

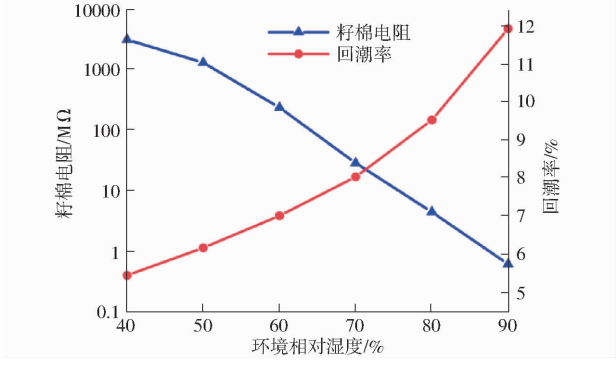

图 6 不同相对湿度时籽棉电阻与回潮率变化曲线

Fig. 6 Variation of seed cotton resistance and moisture regain with humidity

如图 7 所示,当环境相对湿度为 50% 时,籽棉电阻受温度影响,籽棉密度增大,籽棉内部的空隙变小,相当于增大了籽棉内部并联电流通路,导致电阻

下降。当密度为 150 ~ 180 kg/m^{3}时，电阻随密度增大迅速减小；当密度大于 180 kg/m^{3}时，籽棉电阻减小幅度降低，并趋于某个极限值。如图 7 所示，环境温度为 20℃条件下，环境相对湿度从 40% 增加至 90% 时，电阻随之降低；总体来说，随着籽棉密度的增加，其电阻表现出下降的趋势。

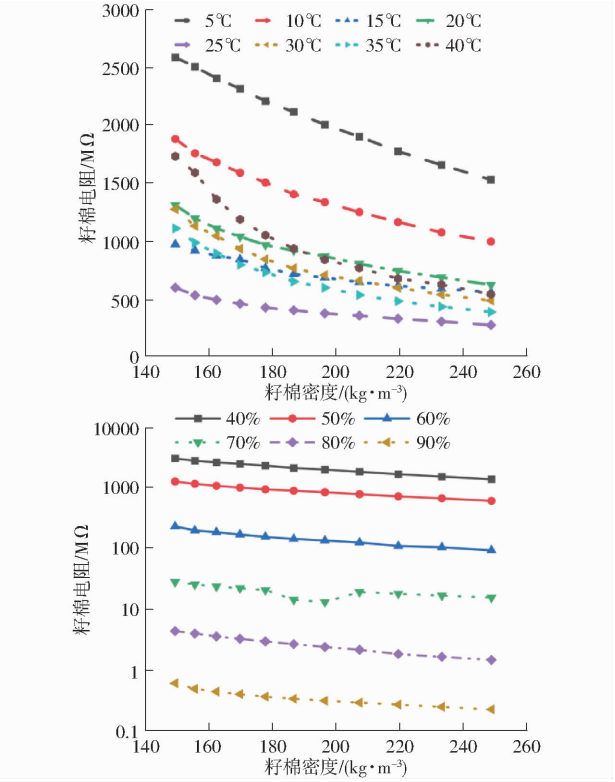

图 7　电阻随籽棉密度变化曲线

Fig. 7　Curves of resistance change with seed cotton density

研究回潮率与其影响因素之间的相关性程度，设置皮尔逊相关系数 ρ，ρ 取值在(-1 ~ 1)之间，如图 8 所示。

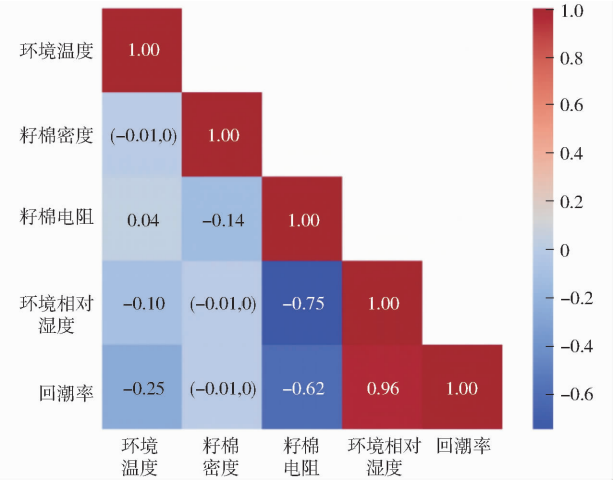

图 8　影响因素相关性矩阵

Fig. 8　Correlation matrix of variables

为研究各因素与回潮率之间有无显著性影响，使用 SPSS 软件进行单因素方差分析，如表 3 所示。

表 3　单因素方差分析

Tab. 3　One-way ANOVA

因子	F	P
环境温度	284.940	1.289×10^{-18}
籽棉密度	2.001	0.090
籽棉电阻	1.921	0.042
环境相对湿度	711.508	1.751×10^{-20}

通过相关性分析与单因素方差分析可得：

(1)回潮率与环境相对湿度相关性高(ρ = 0.96)、与环境温度呈负相关(ρ = -0.25)，环境相对湿度、环境温度对回潮率有极显著影响，体现了籽棉受温度影响的吸湿特性。

(2)电阻对回潮率有显著影响(P < 0.05)，但 F 较小，说明解释能力一般，其他因素对回潮率也具有一定影响。

(3)籽棉密度与回潮率不直接相关且无显著影响($|\rho|$ < 0.01，P > 0.05)，但籽棉密度与籽棉电阻有一定的相关性(ρ = -0.14)，不能忽略，需要进行补偿，可提高电阻法检测回潮率的精度。

2.2　模型测试与评估

集成学习的基学习器模型要同时满足多样性和预测的准确性[36]，通过 MSE 进行模型筛选。由于基础模型之间的差异性，不同类别的基学习器可构成异质集成模型[37]，能够提高预测的准确性和鲁棒性。如表 4 所示，MLR 与 SVR 的直接预测误差相比其他 3 个模型较大，因此在建立 Stacking 集成融合模型时，选择 BPNN、RF、KNN 作为基学习器。

表 4　各模型 MSE 对比

Tab. 4　Comparison of MSE of each model　%^{2}

模型名称	MSE
MLR	0.553
SVR	0.224
BPNN	0.176
RF	0.090
KNN	0.114

SHAP(SHapley additive exPlanations)是一种基于博弈论的机器学习模型可解释性方法[38]。SHAP 值衡量每个特征对最终预测结果的贡献大小。在 Stacking 集成模型建立后，利用 SHAP 方法计算出模型的特征重要性影响关系，如表 5 所示，籽棉密度的平均 SHAP 值相对较小，说明对回潮率预测的影响幅度远小于环境相对湿度、环境温度和电阻。

使用排列重要性(Permutation importance，PI)分析[39]，如表 5 所示，环境相对湿度的特征重要性值最大，表明环境相对湿度对回潮率的影响最为显著；

电阻和环境温度也对回潮率有一定影响;籽棉密度的特征重要性值几乎为零,说明该特征对回潮率几乎没有直接影响。

表 5 特征重要性分析

Tab. 5 Analysis of feature importance

特征	平均绝对 SHAP 值	特征重要性值
环境相对湿度	1.477	1.199
籽棉电阻	0.445	0.096
环境温度	0.308	0.048
籽棉密度	3×10^{-4}	3×10^{-6}

由 2.1 节的相关性分析可知,籽棉密度对电阻有一定影响。如图 9 所示,当电阻较小时,SHAP 值的波动较大且有正有负,说明在此区间内,籽棉密度对预测结果的影响方向不固定,且影响程度差异明显;随着电阻增大,SHAP 值为负且趋于稳定,意味着在高电阻情况下,籽棉密度倾向于使预测结果偏小,且影响程度相对稳定。

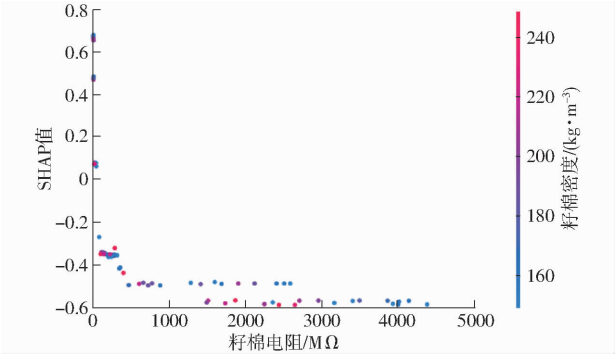

图 9 籽棉密度与电阻交互关系 SHAP 图

Fig. 9 SHAP diagram of interaction between seed cotton density and resistance value

如图 10 所示,分析单模型与集成模型在验证集上的表现,将基础线性模型 MLR、非线性模型 SVR 与 Stacking 集成融合模型进行对比,Stacking 集成融合模型的 R^2 比 MLR 提高了 12.9%,比 SVR 提高了 4.4%;RMSE 和 MAE 与 MLR 差值分别为 -0.625% 和 -0.634%,与 SVR 差值分别为 -0.355% 和 -0.323%,Stacking 集成融合模型的预测准确性有了明显提高。

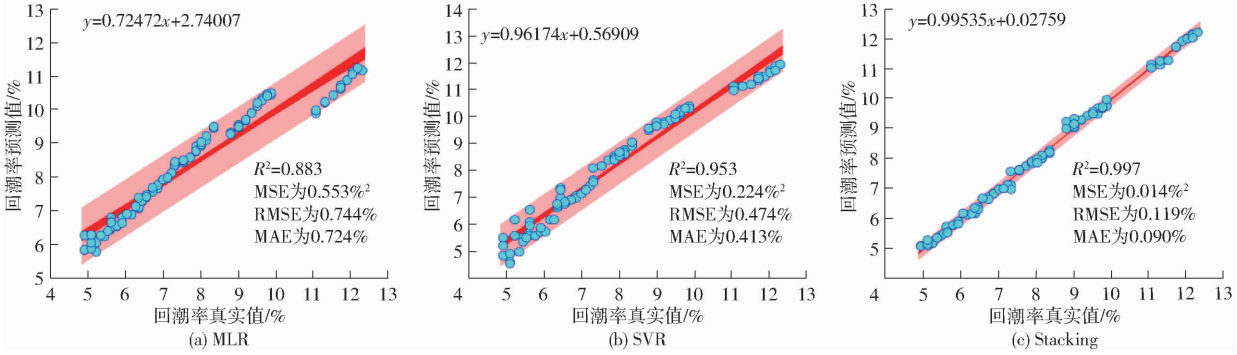

图 10 模型对验证集数据的预测效果

Fig. 10 Data prediction performance of each model on validation set

如图 11 所示,为了进一步验证模型的预测效果,代入测试集数据,使用评价指标评估模型的表现。结果显示,线性和非线性单模型在测试集上的预测效果略有下降,MLR 和 SVR 的 R^2 比验证集上表现分别降低了 5.7% 和 3.4%;RMSE 与验证集差值分别为 0.144% 和 0.136%,MAE 与验证集差值分别为 0.143% 和 0.17%。Stacking 集成融合模型在验证集和测试集上的预测效果变化不大,在测试集上的表现,R^2 为 0.994,RMSE 为 0.151%,MAE 为 0.104%,综合模型预测准确率、误差,决策级融合使得算法预测精度提高,鲁棒性增强,集成融合模型的精确性最好、泛化能力最强,是最优的模型。

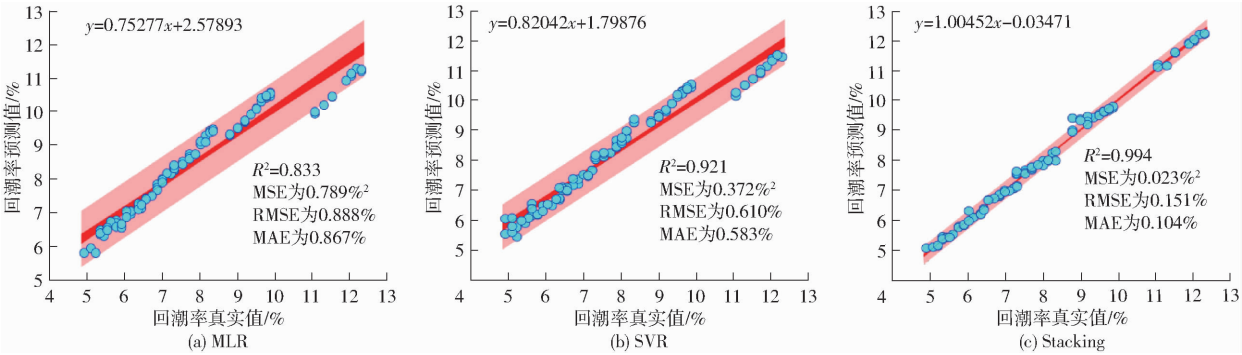

图 11 模型对测试集数据的预测效果

Fig. 11 Data prediction performance of each model on testing set

3　结论

（1）对于籽棉回潮率的检测，在进行实验室试验与数据分析后，建立优于单一电阻法的信息融合的籽棉回潮率预测模型时，需考虑的特征变量为环境温度、环境相对湿度、籽棉电阻、籽棉密度。

（2）Stacking 集成融合模型对于测试数据的预测效果最好，其决定系数 R^2 为 0.994，RMSE 为 0.151%，MAE 为 0.104%，泛化能力强。总体比对模型的误差与检验效率，集成模型可以很好地提高模型精度，增强模型的鲁棒性。

（3）将传统电阻法与机器学习技术相结合，提出了一种优化后的基于 Stacking 集成融合模型的籽棉回潮率信息融合检测方法，可以实现籽棉回潮率的准确、快速检测。

参　考　文　献

[1] 马磊磊，孙晓园. 以公定重量为例阐述棉花回潮率的重要性[J]. 中国棉花加工，2017(1)：31.

[2] 王志军. 干燥后籽棉回潮率串级控制[J]. 中国棉花加工，2022(3)：4－5.

[3] 何启平. 浅谈棉花加工回潮率对棉纤维长度的影响[J]. 中国纤检，2020(7)：38－39.
HE Qiping. Discussion on the influence of processing moisture regain rate on cotton fiber length[J]. China Fiber Inspection, 2020(7): 38－39. (in Chinese)

[4] 万少安，夏彬，禹建鹰，等. 棉花贮存过程中回潮率对颜色级的影响[J]. 棉纺织技术，2019，47(5)：49－51.
WAN Shaoan, XIA Bin, YU Jianying, et al. Effect of moisture regain on color grade during cotton storage[J]. Cotton Textile Technology, 2019, 47(5): 49－51. (in Chinese)

[5] 史书伟，秦建锋. 籽棉含水率控制[J]. 中国棉花加工，2018(1)：26－31.
SHI Shuwei, QIN Jianfeng. Control of seed cotton moisture content[J]. China Cotton Processing, 2018(1): 26－31. (in Chinese)

[6] 张若宇，韩晨阳，常金强，等. 一种采棉机车载式回潮及含杂率一体化检测装置：CN202111073567.8[P]. 2022－01－11.

[7] 中华全国供销合作总社. 籽棉回潮率微波测量仪：GH/T 1304—2020[S]. 北京：中国标准出版社，2020.

[8] 刘妍妍，王会博. 棉花回潮率检测技术研究现状与发展趋势[J]. 中国棉花加工，2022(5)：18－22.
LIU Yanyan, WANG Huibo. Current status and development trends of cotton moisture regain rate detection technology[J]. China Cotton Processing, 2022(5): 18－22. (in Chinese)

[9] 王利民，张霖，桑小田，等. 无线式多点回潮率测量装置：CN201320885802.6[P]. 2014－07－23.

[10] 司文奎，金利，杜东峰，等. 一种便携式棉花回潮率测定仪：CN202120237518.2[P]. 2021－09－28.

[11] 高党国，张明柱. 车载籽棉回潮率测定仪的设计和应用[J]. 中国棉花加工，2016(6)：19－20.
GAO Dangguo, ZHANG Mingzhu. Design and application of an on-board seed cotton moisture regain tester[J]. China Cotton Processing, 2016(6): 19－20. (in Chinese)

[12] 史书伟，秦建锋，向天明，等. 一种门架式棉花回潮率检测装置：CN201810118495.6[P]. 2025－02－07.

[13] 安少元，郭敬瑶，刘晓刚. YZ－1 型棉花加工线智能在线检测系统的研究与应用[J]. 纺织器材，2020，47(6)：44－47.
AN Shaoyuan, GUO Jingyao, LIU Xiaogang. Research and application of the intelligent online detection system YZ－1 of cotton processing line[J]. Textile Accessories, 2020, 47(6): 44－47. (in Chinese)

[14] 贾冬，吴志勇，谢代梁，等. 自动化棉包回潮率检测技术初探[J]. 中国纤检，2018(8)：101－103.
JIA Dong, WU Zhiyong, XIE Dailiang, et al. Preliminary study on automated cotton bale moisture regain detection technology[J]. China Fiber Inspection, 2018(8): 101－103. (in Chinese)

[15] FAN S, LI C, HUANG W, et al. Data fusion of two hyperspectral imaging systems with complementary spectral sensing ranges for blueberry bruising detection[J]. Sensors, 2018, 18(12): 4463－4463.

[16] 李玉国，赵海，郭景红，等. 早熟棉新陆早 80 号的选育及栽培技术要点[J]. 农业科技通讯，2018(8)：309－310.
LI Yuguo, ZHAO Hai, GUO Jinghong, et al. Breeding and cultivation techniques of early maturing cotton Xinluzao 80[J]. Agricultural Science and Technology Newsletter, 2018(8): 309－310. (in Chinese)

[17] FANG L, ZHANG R, DUAN H, et al. Resistive sensing of seed cotton moisture regain based on pressure compensation[J]. Sensors, 2023, 23(20): 8421.

[18] 桑小田. 基于质量比电阻的籽棉回潮率在线检测系统设计[D]. 郑州：郑州大学，2017.
SANG Xiaotian. Design of seed cotton moisture on-line detecting system based on mass specific resistance[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2017. (in Chinese)

[19] 雷振华，蒋智超，郑红霞，等. 我国采棉机发展现状及检测方法探讨[J]. 农业机械，2021(12)：52－53，55.
LEI Zhenhua, JIANG Zhichao, ZHENG Hongxia, et al. Current development and detection methods of cotton picking machines in China[J]. Agricultural Machinery, 2021(12): 52－53, 55. (in Chinese)

[20] 中国纤维检验局《温湿度对棉花回潮率测量影响研究》项目组. 温湿度对棉花回潮率测量影响研究项目的试验方案[J]. 中国纤检，2009(2)：66－68.

[21] BYLER R K. Cotton lint moisture-sample storage container comparison[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2004, 20(5): 543－546.

[22] 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局,中国国家标准化管理委员会. 原棉回潮率试验方法 烘箱法:GB/T 6102.1—2006[S]. 北京:中国标准出版社,2006.

[23] 王鹏新,王颖,田惠仁,等. 基于 LightGBM 的冬小麦产量估测与可解释性研究[J]. 农业机械学报,2023,54(12)197 - 206.
WANG Pengxin, WANG Ying, TIAN Huiren, et al. Interpretability on yield estimation of winter wheat based on LightGBM [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(12): 197 - 206. (in Chinese)

[24] SHI F, ZHANG F, SHEN N, et al. Quantifying interactions between slope gradient, slope length and rainfall intensity on sheet erosion on steep slopes using multiple linear regression[J]. Science of the Total Environment, 2024, 908: 168090.

[25] 张海洋,张瑶,李民赞,等. 基于 BSO - SVR 的香蕉遥感时序估产模型研究[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊):98 - 107.
ZHANG Haiyang, ZHANG Yao, LI Minzan, et al. BSO - SVR-based remote sensing time-series yield estimation model for banana[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 98 - 107. (in Chinese)

[26] FENG X, GUO C, LI P, et al. A study on drying control of seed cotton based on BP neural network model[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021, 697(1): 012007.

[27] MASEKO S, VAN DER LAAN M, TESFAMARIAM E H, et al. Evaluating machine learning models and identifying key factors influencing spatial maize yield predictions in data intensive farm management[J]. European Journal of Agronomy, 2024, 157: 127193.

[28] BAC N, CARLOS M, BERNARD D B, et al. Large-scale distance metric learning for k-nearest neighbors regression[J]. Neurocomputing, 2016, 214: 805 - 814.

[29] XIAO P, LIU Z, ZHAO G, et al. Novel stacking models based on SMOTE for the prediction of rockburst grades at four deep gold mines[J]. Underground Space, 2024, 19:169 - 188.

[30] WOLPERT D H. Stacked generalization[J]. Neural Networks, 1992, 5(2): 241 - 259.

[31] WU T, ZHANG W, JIAO X, et al. Evaluation of stacking and blending ensemble learning methods for estimating daily reference evapotranspiration[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 184: 106039.

[32] 徐继伟,杨云. 集成学习方法:研究综述[J]. 云南大学学报(自然科学版),2018,40(6):1082 - 1092.
XU Jiwei, YANG Yun. Ensemble learning method: research review[J]. Journal of Yunnan University (Natural Science Edition), 2018, 40(6): 1082 - 1092. (in Chinese)

[33] REDDY S A, AKASHDEEP S, HARSHVARDHAN R, et al. Stacking deep learning and machine learning models for short-term energy consumption forecasting[J]. Advanced Engineering Informatics, 2022, 52: 101542.

[34] 王婷婷. 基于机器学习的棉花回潮率检测技术研究[D]. 阿拉尔:塔里木大学,2022.
WANG Tingting. Research on cotton moisture regain detection technology based on machine learning[D]. Alar: Tarim University, 2022. (in Chinese)

[35] 王智慧,王嘉慧. 回潮率测定装置在棉花行业的应用[J]. 中国棉花加工,2019(5):22 - 23.
WANG Zhihui, WANG Jiahui. Application of moisture regaining rate determination device in the cotton industry[J]. China Cotton Processing, 2019(5): 22 - 23. (in Chinese)

[36] 李泉伦,陈争光,焦峰. 基于 Stacking 集成学习的近红外光谱油页岩含油率预测[J]. 光谱学与光谱分析,2023,43(4):1030 - 1036.
LI Quanlun, CHEN Zhengguang, JIAO Feng. Predicting PUE of data center based on Stacking model[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2023, 43(4): 1030 - 1036. (in Chinese)

[37] 迟国泰,王珊珊,王逸然. 基于 Stacking 方法的上市公司违约风险预警研究[J]. 系统工程理论与实践,2025,45(2):481 - 502.
CHI Guotai, WANG Shanshan, WANG Yiran. Research on default risk early warning for listed companies based on Stacking approach[J]. System Engineering Theory and Practice, 2025, 45(2): 481 - 502. (in Chinese)

[38] 韦建刚,吴洵桢,郑裔,等. 基于特征工程优化和 SHAP 解释方法预测圆钢管约束混凝土短柱轴压承载力[J/OL]. 东南大学学报(自然科学版),https://link.cnki.net/urlid/32.1178.N.20250220.1722.002.

[39] 丁露雨,吕阳,李奇峰,等. 融合多环境参数的鸡粪氨气排放预测模型研究[J]. 农业机械学报,2022,53(5):366 - 375.
DING Luyu, LÜ Yang, LI Qifeng, et al. Prediction model of ammonia emission from chicken manure based on fusion of multiple environmental parameters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5): 366 - 375. (in Chinese)