DOI:10.13652/j.issn.1003-5788.2022.02.009

基于近红外光谱技术快速检测稻谷水分含量

Research on rapid prediction model of rice moisture content based on near infrared spectroscopy

吕 都[1] 唐健波[1] 姜太玲[2] 陈中爱[1] 潘 牧[1]

LU Du[1] *TANG Jian-bo*[1] *JIANG Tai-ling*[2] *CHEN Zhong-ai*[1] *PAN Mu*[1]

(1. 贵州省农业科学院生物技术研究所,贵州 贵阳 550006;
2. 云南省农业科学院热带亚热带经济作物研究所,云南 保山 678000)

(1. *Institute of Biotechnology, Guizhou Academy of Agricultural Science, Guiyang, Guizhou* 550006, *China*;
2. *Tropical and Subtropical Cash Crops Research Institute, Yunnan Academy of Agriculture Sciences, Baoshan, Yunnan* 678000, *China*)

摘要:目的:建立一种无损、快速高效的稻谷水分含量检测方法。**方法:**研究收集了不同年份的稻谷样品161份,运用近红外光谱结合化学计量学方法,通过剔除异常光谱和光谱预处理,采用偏最小二乘法建立稻谷水分含量预测模型。**结果:**采用主成分分析结合马氏距离的方法剔除异常光谱样品15个,最佳的光谱预处理方式为消除常数偏移量。训练集建立的预测模型(R^2_{CAL})为0.994 3,模型标准偏差(RMSEC)为0.21%,模型交叉验证决定系数(R^2_{CV})为0.993 6,模型交叉验证标准偏差(RMSECV)为0.32%,表明预测模型交叉验证预测样品水分含量准确度高。用验证集样品检验预测模型,模型验证集验证决定系数R^2_{VAL}为0.980 1,模型验证集验证标准偏差(RMSEP)值为0.36%,相对分析误差(RPD)值为7.14,表明预测模型对未知样品的预测准确度高。验证集样品实测值与预测值均值方程T检验结果P值(双侧)为0.879,验证集样品实测值与预测值之间差异不显著,表明预测模型的预测结果可信度高,验证集样品预测值与实测值的误差在±1%,且90%以上的验证集样品其预测值与实测值的误差都在±0.5%以内。**结论:**建立的稻谷水分预测模型可以实现收储稻谷的无损、快速、准确检测。

关键词:近红外光谱;稻谷;水分含量;无损;快速检测

Abstract: Objective: In order to established a non-destructive, rapid and efficient method for detecting the moisture content of rice. **Methods:** This study, 161 rice samples were collected from 5 different regions were studied by near infrared spectroscopy combined with stoichiometry. By eliminating abnormal spectra and preprocessing the spectra, the prediction model of rice moisture content was established by partial least squares regression. **Results:** 15 abnormal spectrum samples were eliminated using the method of principal component analysis combined with mahalanobis distance. The best spectral pretreatment was to eliminate the constant offset. The prediction model R^2_{CAL} established in the training set was 0.994 3, root mean square error of calibration (RMSEC) was 0.21%, R^2_{CV} was 0.993 6, and root mean square error of cross validation (RMSECV) was 0.32%, which indicated that the cross-validation of the prediction model had high accuracy in predicting sample moisture content. The prediction model was tested with the validation set samples. The validation determination coefficient R^2_{VAL} of the model validation set was 0.980 1, the root mean square error of prediction (RMSEP) was 0.36%, and the relative percent deviation (RPD) was 7.14, which indicated that the prediction model had high prediction accuracy for the unknown samples. The P-value (two-sided) of the mean equation T-test of the measured and predicted values of the samples in the validation set was 0.879, and the difference between the measured and predicted values of the samples in the validation set was not significant, indicating that the prediction results of the prediction model were highly reliable. The error between the predicted value and the measured value of the verification set samples was within ±1%, and more than 90% were within ±0.5%. **Conclusion:** The established rice moisture prediction model can be applied to actual production, and it provides a non-destructive, rapid and high-accuracy detection method for the

基金项目:贵州省科技计划项目(编号:黔科合支撑[2019]2828号);贵州省农业科学院课题(编号:黔农科院青年基金[2019]10号)

作者简介:吕都,男,贵州省农业科学院助理研究员,硕士。

通信作者:潘牧(1980—),男,贵州省农业科学院副研究员,博士。E-mail:275857864@qq.com

收稿日期:2021-09-13

inspection of rice harvesting and storage.

Keywords: near infrared spectroscopy; rice; moisture content; nondestructive testing; rapid detection

稻谷是水稻的籽实，是中国三大粮食作物之一，在中国有超过 60%的人口以稻谷脱壳加工获得的大米为主食[1-3]。中国是目前已知的栽培稻起源地，种植历史悠久，可以追溯到 1.4 万年之前。2020 年，国家统计局发布的《中国统计年鉴》显示，中国稻谷总产量约为 2.1 亿 t[4]，占全球稻谷产量的 32.5%左右[5]。稻谷具有完整的稻壳可以保护颖果，使其在贮藏过程中保持品质稳定，稻壳对防止虫霉危害与缓解稻米吸湿有一定的作用，因此，大米多以稻谷的形式来进行贮藏。

目前，稻谷水分含量的测定方法主要有 GB 5009.3—2016《食品安全国家标准 食品中水分的测定》中的第一法 105 ℃直接干燥法和 GB/T 20264—2006《粮食、油料水分两次烘干测定法》中推荐的方法。这两种方法检测精度高，但是存在对样品破坏度大、试验操作繁琐、试验条件要求高、检测结果时间长等问题。

近红外光谱快速检测技术因具有不用破坏样品、样品无需前处理、操作简单、检测时间短、检测速度快等优点[6]9-10，近年来被广泛应用于农业领域，如谷物(稻谷、小麦和大豆等)营养成分分析[7]、水果品质分析[8]和产地鉴别[9]、肉制品掺假鉴别[10-11]等。鞠兴荣等[12]采用近红外光谱技术建立稻谷水分预测模型，但效果不佳，模型决定系数为 0.968 9，模型的标准偏差为 0.343 4%，可能是其收集的样品主要集中在 1 个地区，时间跨度仅有 2 年。杨学文[13]采用近红外光谱技术建立稻谷水分含量预测模型，模型决定系数为 0.990 3，模型的标准偏差为 0.372 8%，较鞠兴荣等[12]的研究结果，其预测模型的能力有所提升，可能是其收集的样品来自南方 4 个不同地区，但是其并未关注样品收集的时间跨度。稻谷水分预测模型的预测精准度与参与建立预测模型的样品地域数量和时间跨度相关，即收集的样品地区越多越好，时间跨度越久越好。研究收集了 2019—2021 年中国北方和南方 5 个不同省份的稻谷样品，拟采用近红外光谱结合化学计量学方法，建立稻谷水分含量快速预测模型，以期进一步提高稻谷水分预测模型的预测精准度，并为稻谷收储提供一种快速准确的检测方法。

1　材料与方法

1.1　材料与仪器设备

稻谷(2019 年，贵州省 21 份、辽宁省 6 份、黑龙江省 11 份、云南省 15 份和四川省 19 份；2020 年，贵州省 17 份、辽宁省 8 份、黑龙江省 6 份、云南省 12 份和四川省 21 份，2021 年，贵州省 9 份、辽宁省 4 份、黑龙江省 5 份、云南省 3 份和四川省 4 份)：贵州省湄潭县茅坝御膳米业有限公司；

傅里叶变换近红外光谱仪：MPA 型，德国 Bruker 公司；

高速万能粉碎机：FW-100 型，天津市泰斯特仪器有限公司；

电热鼓风干燥箱：WGL-125B 型，天津市泰斯特仪器有限公司。

1.2　试验方法

1.2.1　稻谷样品水分含量测定和近红外光谱的采集　按照 GB/T 20264—2006 推荐方法测定稻谷样品中的水分含量。使用傅里叶变换近红外光谱仪，调用积分球旋转程序，在室温条件下对稻谷样品进行近红外光谱的采集。将镀金漫反射体作为参比，每隔 1 h 扫描一次背景光谱。同一人操作，稻谷样品装入样品杯中，以保证装样的紧密程度基本一致。光谱扫描范围 12 790.3～3 594.9 cm^{-1}，分辨率 16 cm^{-1}，扫描次数 64 次，每个样品重复 3 次，并求每个样品的平均光谱。

1.2.2　稻谷异常近红外光谱的剔除和训练集与验证集的划分　采用主成分分析结合马氏距离的方法[14](PCA-MD)，来识别稻谷样品中的异常样品光谱。使用基于联合 x-y 距离的样本集划分方法[15](SPXY)，按照训练集与验证集样品数量之比 3∶1，将剔除异常样品后的全部样品光谱划分为训练集和验证集。

1.2.3　稻谷水分含量 PLS 模型的建立与优化　为了减少试验操作人员和仪器带来的误差，将稻谷样品的近红外光谱采用一阶导数、二阶导数、矢量归一化、消除常数偏移量、减去一条直线、最小—最大归一化、多元散射校正、一阶导数＋减去一条直线、一阶导数＋矢量归一化和一阶导数＋多元散射校正等方法进行预处理。使用偏最小二乘法(PLS)和交互验证，对训练集 111 个样品进行稻谷水分含量预测模型的建立。以模型决定系数 R^2_{CAL}、模型标准偏差 RMSEC、模型交叉验证决定系数 R^2_{CV} 和模型交叉验证标准偏差 RMSECV 为评价指标，优化稻谷水分含量预测模型。R^2_{CAL} 和 R^2_{CV}，越接近 1 越好，RMSEC 和 RMSECV 值越小越好[16]。

$$R^2_{CAL}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,actual}-y_{i,predicted})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,actual}-\bar{y}_{i,actual})^2}, \quad (1)$$

式中：

R^2_{CAL}——模型决定系数；

$y_{i,actual}$——训练集中样品的水分含量实测值，%；

$y_{i,predicted}$——训练集中样品的水分含量预测值，%；

$\bar{y}_{i,actual}$——训练集中样品的水分含量实测值的平

均值,%。

$$R_{\mathrm{MSEC}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,\mathrm{actual}}-y_{i,\mathrm{predicted}})^2}{n-1}},\quad(2)$$

式中:

R_{MSEC}——模型标准偏差,%;

$y_{i,\mathrm{actual}}$——训练集中样品的水分含量实测值,%;

$y_{i,\mathrm{predicted}}$——训练集中样品的水分含量预测值,%;

n——训练集中样品数量。

$$R^2_{\mathrm{CV}}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,\mathrm{actual}}-y_{i,\mathrm{predicted}})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,\mathrm{actual}}-\bar{y}_{i,\mathrm{actual}})^2},\quad(3)$$

式中:

R^2_{CV}——模型交叉验证决定系数;

$y_{i,\mathrm{actual}}$——训练集中交叉验证样品的水分含量实测值,%;

$y_{i,\mathrm{predicted}}$——训练集中交叉验证样品的水分含量预测值,%;

$\bar{y}_{i,\mathrm{actual}}$——训练集中交叉验证样品的水分含量实测值的平均值,%。

$$R_{\mathrm{MSECV}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,\mathrm{actual}}-y_{i,\mathrm{predicted}})^2}{n-1}},\quad(4)$$

式中:

R_{MSECV}——模型交叉验证标准偏差,%;

$y_{i,\mathrm{actual}}$——训练集中交叉验证样品的水分含量实测值,%;

$y_{i,\mathrm{predicted}}$——训练集中交叉验证样品的水分含量预测值,%;

n——训练集中样品数量。

1.2.4　稻谷水分含量预测模型的检验　使用稻谷水分含量预测模型评价未参与模型建立的验证集样品,并将预测结果和实测值进行对比分析。以模型验证集验证决定系数 R^2_{VAL}、模型验证集验证标准偏差 RMSEP、相对分析误差 RPD 值和 T 检验结果为评价指标,评价稻谷水分含量预测模型的预测能力。R^2_{VAL}越接近 1 越好,RMSEP 越小越好,RPD 值<2.5 表明模型预测能力差,RPD 值在2.5 和 3.0 之间,表明模型预测能力较好,RPD 值>3.0 时,表明模型的预测能力非常好[17]。

$$R^2_{\mathrm{VAL}}=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,\mathrm{actual}}-y_{i,\mathrm{predicted}})^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_{i,\mathrm{actual}}-\bar{y}_{i,\mathrm{actual}})^2},\quad(5)$$

式中:

R^2_{VAL}——模型验证集验证决定系数;

$y_{i,\mathrm{actual}}$——验证集中样品的水分含量实测值,%;

$y_{i,\mathrm{predicted}}$——验证集中样品的水分含量预测值,%;

$\bar{y}_{i,\mathrm{actual}}$——验证集中样品的水分含量实测值的平均值,%。

$$R_{\mathrm{MSEP}}=\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{m}(y_{i,\mathrm{actual}}-y_{i,\mathrm{predicted}})^2}{m-1}},\quad(6)$$

式中:

R_{MSEP}——模型验证集验证标准偏差,%;

$y_{i,\mathrm{actual}}$——验证集中样品的水分含量实测值,%;

$y_{i,\mathrm{predicted}}$——验证集中样品的水分含量预测值,%;

m——验证集中样品数量。

$$R_{\mathrm{PD}}=\frac{S_{\mathrm{D,VAL}}}{R_{\mathrm{MSEP}}},\quad(7)$$

式中:

R_{PD}——相对分析误差;

$S_{\mathrm{D,VAL}}$——验证集样品水分含量标准差,%;

R_{MSEP}——模型验证集验证标准偏差,%。

2　结果与分析

2.1　稻谷样品水分含量测定和近红外光谱的采集

161 份稻谷样品的水分含量结果见表 1,水分含量频率分布直方图和正态分布曲线图见图 1。由表 1 和图 1 可知,稻谷样品中水分含量在 8.95%~25.01%,稻谷样品的水分含量主要分布于12%~15%,水分含量在9%以

表 1　161 份稻谷样品水分含量的测定结果

Table 1　The determination results of 161 samples of rice moisture content

最小值/%	最大值/%	平均值/%	极差/%	标准差
8.95	25.01	13.47	16.06	3.19

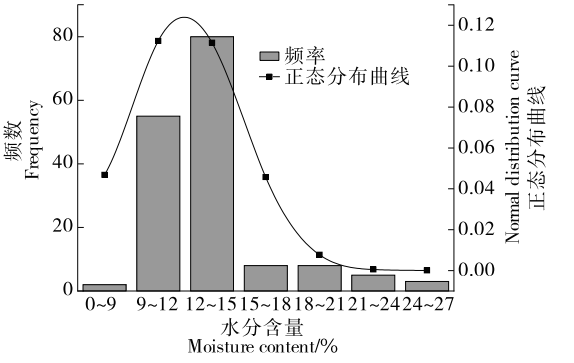

图 1　161 份样品水分含量频率分布直方图和正态分布曲线图

Figure 1　The frequency of sample moisture content distribution histogram and the normal distribution curve of 161 samples

上和 18%以上的样品量较少，表明收集的稻谷样品能够很好地代表实际生产中稻谷水分含量的情况。

近红外光谱吸收谱带重叠严重，谱图解析只能判断样品中存在的化学基团，并不能直接获取更多的有效信息。161 份稻谷样品的近红外光谱图见图 2。由图 2 可知，不同水分含量稻谷样品的近红外光谱图，在 12 000～4 000 cm^{-1}内谱图趋势相似，但是样品谱图不重合，表明不同含水量稻谷的近红外光谱图重现性好，且样品存在差异。样品间的差异可能来源于样品本身，也有可能来自于操作者和图像噪声，因此，需要对 161 个样品的近红外光谱进行剔除异常光谱和光谱预处理。

2.2 稻谷样品中异常光谱的剔除和训练集与验证集的划分

异常样本会对近红外模型产生很大的影响，不仅会误导近红外光谱变量的选择，而且还会对近红外模型的参数估计产生偏离影响，严重影响了近红外模型的预测准确性和稳健性[6]120。采用马氏距离剔除异常光谱，从 161 份样品光谱中剔除了 15 个样品光谱，结果见图 3。采用 SPXY 样品划分方法，将剩余的 146 个样品，按照 3∶1 的比例划分获得训练集 111 个样品，验证集 35 个样品。训练集和验证集样品水分含量结果见表 2，训练集和验证集样品水分含量频率分布直方图和正态分布曲线图见图 4。

由表 2 可知，参与建立预测模型的训练集样品水分含量范围为 8.95%～25.01%，验证集样品水分含量范围为 8.98%～22.01%。训练集模型可预测的水分范围包含验证集样品水分含量范围，表明训练集和验证集的划分合理。由图4可知，训练集和验证集样品的水分含量主

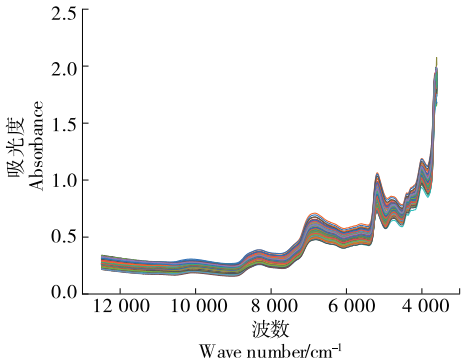

图 2　161 份稻谷样品的近红外光谱图

Figure 2　The near infrared spectra of the 161 sample

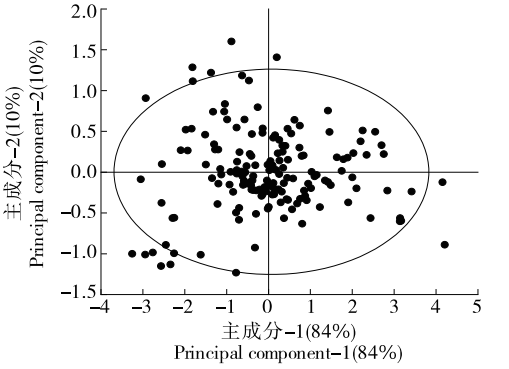

图 3　样品中异常光谱的剔除结果

Figure 3　The elimination results of abnormal spectra in samples

表 2　训练集和验证集样品水分含量结果

Table 2　The moisture content results of training set and validation set sample

指标	样本量	最小值/%	最大值/%	平均值/%	极差/%	标准差
训练集	111	8.95	25.01	13.84	16.06	3.07
验证集	35	8.98	22.01	12.42	13.04	2.53

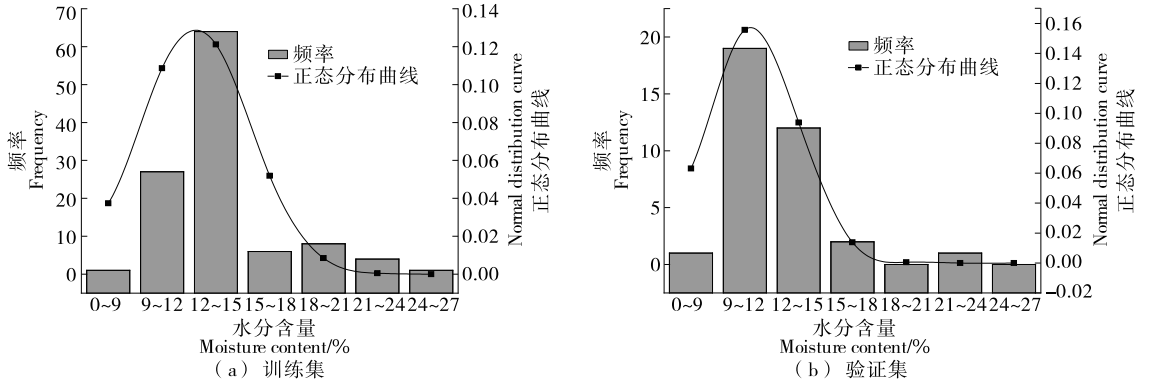

图 4　训练集和验证集样品水分含量频率分布直方图和正态分布曲线图

Figure 4　The frequency sample moisture content distribution histogram and the normal distribution curve of training set and validation set

要分布于12%～15%,9%以下和18%以上的样品较少,表明训练集样品和验证集样品都具有很好的代表性。

2.3　光谱预处理、模型的建立与优化

将训练集样品的近红外光谱图,使用OPUS7.8软件,选择不同的预处理方式处理,筛选样品近红外光谱图的相关波数范围,然后建立稻谷水分含量预测模型,以模型决定系数R^2_{CAL}、模型标准偏差RMSEC、模型交叉验证决定系数R^2_{CV}和模型交叉验证标准偏差RMSECV为评价指标,优化模型参数,结果见表3。建立并优化的训练集模型,交叉验证实测值与预测值结果的线性关系,以及样品预测值与实测值误差结果见图5。

由表3可知,综合4个考察指标判断,R^2_{CAL}和R^2_{CV}越接近1越好,RMSEC和RMSECV值越小越好。消除常数偏移量预处理方式最佳,筛选的相关光谱范围9 403.6～6 098.1 cm^{-1}和4 601.0～4 246.7 cm^{-1},此光谱波数范围不与样品近红外光谱图的强吸收峰重合,说明吸光度与谱图解析与定量模型的相关性不高;此光谱波数范围对应的吸收谱带都存在—OH基团[18],表明所检测的目标物基团吸收强度与定量模型的相关性较高。PC数为10时,训练集样品建立的PLS模型的R^2_{CAL}为0.994 3,RMSEC为0.21%,R^2_{CV}为0.993 6,RMSECV为0.32%。由图5可知,训练集建立的模型预测值与实测值线性关系R^2接近于1,训练集建立的模型预测值与实测值的误差值不超过±1%,且80%以上的样品误差值在±0.3%,表明训练集建立的模型预测精准度高。

表3　训练集预测模型的建立与优化结果对比

Table 3　The results of forecast model on the training set and optimization

预处理方法	光谱区间/cm^{-1}	PC数	训练集预测模型		训练集模型交叉验证	
			R^2_{CAL}	RMSEC/%	R^2_{CV}	RMSEC/%
全光谱	12 790.3～3 594.9	9	0.977 8	0.42	0.979 7	0.57
无处理	5 450.1～4 246.7	9	0.987 9	0.31	0.991 8	0.36
减去一条直线	7 502.0～4 246.7	10	0.993 9	0.22	0.993 6	0.32
消除常数偏移量	9 403.6～6 098.1, 4 601.0～4 246.7	10	0.994 3	0.21	0.993 6	0.32
矢量归一化	9 403.6～5 446.2, 4 601.5～4 246.7	9	0.994 9	0.20	0.991 7	0.36
最小-最大归一化	7 502.0～6 098.1, 5 450.1～4 246.7	9	0.988 2	0.31	0.992 0	0.36
多元散射校正	7 502.0～4 246.7	10	0.994 7	0.21	0.993 1	0.33
一阶导数	7 502.0～6 098.1	4	0.985 8	0.33	0.991 6	0.37
二阶导数	9 403.6～4 246.7	7	0.994 1	0.22	0.981 5	0.55
一阶导数＋减去一条直线	9 403.6～6 098.1, 5 450.1～4 246.7	7	0.990 6	0.27	0.992 4	0.35
一阶导数＋矢量归一化	5 450.1～4 246.7	8	0.989 6	0.29	0.998 1	0.44
一阶导数＋多元散射校正	9 403.6～7 498.2, 5 450.1～4 597.6	6	0.993 4	0.22	0.989 2	0.42

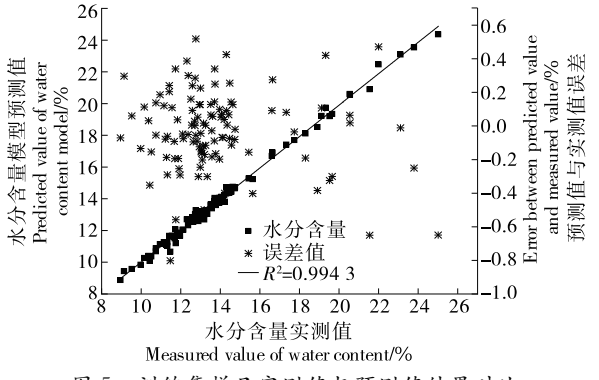

图5　训练集样品实测值与预测值结果对比

Figure 5　The moisture content results of training set comparison between measured and predicted

由表4可知,模型验证集验证决定系数R^2_{VAL}为0.980 1,RMSEP值为0.36%,RPD值为7.14,表明预测

2.4　训练集模型的检验

验证集样品不参与预测模型的建立,即相对于预测模型来说,验证集样品属于未知水分含量样品。验证集样品用于训练集建立预测模型的检验,以考察预测模型的泛化预测能力。验证集样品实测值与预测值结果的线性关系,以及样品预测值与实测值误差结果见图6。对验证集样品实测值与预测值结果进行T检验,结果见表4。

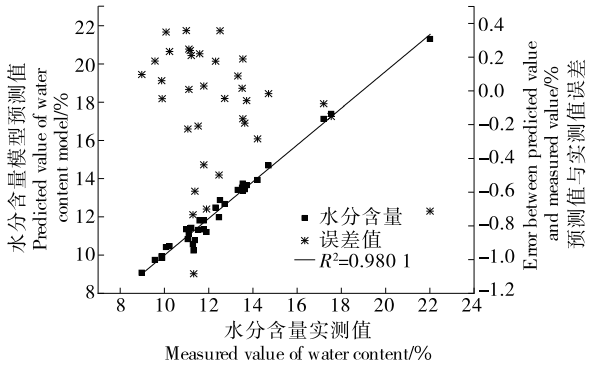

图 6　验证集样品实测值与预测值结果对比

Figure 6　The moisture content results of validation set comparison between measured and predicted

值与实测值线性关系好，预测值与实测值非常接近。预测值与实测值的误差在±1%，且 90%以上的验证集样品其预测值与实测值的误差都在±0.5%以内，RPD 值大于 3，表明预测模型对未知样品的泛化效果好、预测能力强，而且预测准确度高。由表 4 可知，验证集样品实测值与预测值方差方程 Levene 检验结果 P 值为 0.972，不显著，验证集样品实测值与预测值均值方程 T 检验结果 P 值（双侧）为 0.879，不显著，表明验证集样品实测值与预测值之间差异不显著，进一步说明所建立的预测模型能够很好地预测未知样品中的水分含量。

3　结论

研究收集了 2019—2021 年 5 个不同地区（贵州省、辽宁省、黑龙江省、云南省和四川省）的稻谷样品，合计 161 份，通过采集样品的近红外光谱图，建立并优化稻谷水分含量预测模型。稻谷水分预测模型对验证集样品，预测能力强，90%以上的验证集样品其预测值与实测值的误差都在±0.5%以内，相对分析误差为 7.14，且验证集样品实测值与预测值之间差异不显著，表明稻谷水分含量预测模型能够很好地快速预测稻谷样品的水分含量。水分含量是稻谷收储期间的一个重要指标，近红外无损检测技术，操作简单、检测时间短、检测效率高，可以为稻谷收储期间水分测定进行快速准确的检测。近红外预测模型的应用具有一定的局限性，预测模型应用共享程度不高，未来可以建立“互联网＋近红外预测模型”，实现近红外预测模型的应用共享，提高近红外预测模型的应用程度。

表 4　验证集样品实测值与预测值结果进行 T 检验结果

Table 4　The T test results of validation set between measured and predicted

组别	N	均值/%	标准差	方差方程 Levene 检验		均值方程 T 检验		
				F	P	T	自由度	P（双侧）
实测值	35	12.42	2.53	0.001	0.972	0.152	68.00	0.879
预测值	35	12.33	2.45			0.152	67.93	0.879

参考文献

[1] 吴中华，王珊珊，董晓林，等. 不同温度及含水率稻米籽粒加工过程破裂载荷分析[J]. 农业工程学报，2019，35(2)：278-283.
WU Zhong-hua, WANG Shan-shan, DONG Xiao-lin, et al. Analysis of rice compression fracture load in processes with various temperatures and moisture content[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(2): 278-283.

[2] 吴晓娟，吴伟，高崇明，等. 压盖导流通风降温技术对储藏稻谷品质的影响[J]. 食品与机械，2016，32(6)：132-135.
WU Xiao-juan, WU Wei, GAO Chong-ming, et al. Effect of ventilation cooling technology by cover surface and guiding flow on paddy quality during storage[J]. Food & Machinery, 2016, 32(6): 132-135.

[3] YUAN L P. Development of hybrid rice to ensure food security[J]. Rice Science, 2014, 21(1): 1-2.

[4] 中华人民共和国国家统计局. 中国统计年鉴[M]. 北京：中国统计出版社，2020：12.
The National Bureau of Statistics of the People's Republic of China. China statistical yearbook [M]. Beijing: China Statistics Press, 2020: 12.

[5] FAO. World food and agriculture-statistical year book 2020[M]. Rome: [s.n.], 2020: 11-13.

[6] 褚小立. 近红外光谱分析技术实用手册[M]. 北京：机械工业出版社，2016.
CHU Xiao-lin. The near infrared spectral analysis technology and practical manual[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2016.

[7] CAPORASO N, WHITWORTH M B, FISK I D. Near-Infrared spectroscopy and hyperspectral imaging for non-destructive quality assessment of cereal grains[J]. Applied Spectroscopy Reviews, 2018, 53(8): 667-687.

[8] GUO Y, NI Y, KOKOT S. Evaluation of chemical components and properties of the jujube fruit using near infrared spectroscopy and chemometrics[J]. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy, 2016, 153: 79-86.

[9] SHAO W, LI Y, DIAO S, et al. Rapid classification of Chinese quince (*Chaenomeles speciosa* Nakai) fruit provenance by near-infrared spectroscopy and multivariate calibration[J]. Analytical and Bioanalytical Chemistry, 2017, 409(1): 115-120.

[10] RADY A, ADEDEJI A. Assessing different processed meats for adulterants using visible-near-infrared spectroscopy [J]. Meat Science, 2018, 136: 59-67.

（下转第 63 页）