

阴香叶片精油中右旋龙脑含量近红外预测模型构建研究*

李 兵¹ 伍观娣¹ 连辉明¹ 林 涛²
姚燕飞³ 李 毅⁴ 詹金婵⁴ 何波祥¹

(1. 广东省森林培育与保护利用重点实验室 / 广东省林业科学研究院, 广东 广州 510520; 2. 平远县林业科学研究所, 广东 梅州 514600; 3. 广东华清园生物科技有限公司, 广东 梅州 514600; 4. 广东森霖造绿有限公司, 广东 广州 510520)

摘要 为建立阴香 *Cinnamomum burmannii* 叶片中精油右旋龙脑含量的近红外光谱预测模型, 使用波通 (PERTEN) 公司的 DA7250 近红外光谱分析仪, 在 950~1 650 nm 的光谱范围内, 分析了 76 个阴香叶片样本的光谱数据, 经过光谱预处理, 并比较选择最佳预处理方法、最佳光谱波段范围和最佳主成分数, 采用偏最小二乘法 (PLS) 建立阴香叶片精油中右旋龙脑含量近红外光谱模型。结果表明: 采用一阶导数 - 标准正态变量转换法 (FD-SNV) 对光谱进行预处理且当最佳主成分数为 16 时, 得到最优模型, 其校正集均方根误差 (RMSEC) 为 7.407 1, 校正集相关系数 (R_c) 为 0.931 4, 交互验证集均方根误差 (RMSEV) 为 13.482 2, 交互验证集相关系数 (R_v) 为 0.775 9。说明预测值与测量值具有显著的相关性, 该预测模型具有一定的准确性, 可以用于阴香叶片精油中右旋龙脑含量进行快速预测。

关键词 阴香; 右旋龙脑含量; 近红外光谱技术; 预测模型

中图分类号: S792 **文献标志码:** A **文章编号:** 2096-2053 (2023) 01-0022-08

Establishment of A Near-infrared Prediction Model for the D-borneol Content in the Essential Oil from Leaves of *Cinnamomum burmannii*

LI Bing¹ WU Guandi¹ LIAN Huiming¹ LIN Tao²
YAO Yanfei³ LI Yi⁴ ZHAN Jinchan⁴ HE Boxiang¹

(1. Guangdong Province Key Laboratory of Silviculture, Protection and Utilization/Guangdong Academy of Forestry, Guangzhou, Guangdong 510520, China; 2. Pingyuan Research Institute of Forestry, Meizhou, Guangdong 514600, China; 3. Guangdong Huaqingyuan Biotechnology Co., Ltd, Meizhou, Guangdong 514600, China; 4. Guangdong Senlin Greening Co., Ltd, Guangzhou, Guangdong 510520, China)

Abstract In order to establishment of a near infrared detection model for D-borneol content in the essential oil for leaves of *Cinnamomum burmannii*, the spectral data of 76 leaves of *C. burmannii* by the DA7250 Near Infrared Spectrum Analyzer of PERTEN, Co. Ltd, in the spectral of 950 nm to 1 650 nm, establishment on a near infrared detection model for D-borneol content in essential oil from leaves of *C. burmannii* by the PLS, after spectral preprocessing, compare and choose the best of preprocessing method, spectral band range and principal component. In a result, you can get the optimal model after preprocess the spectrum by the FD-SNV and when the principal component is 16, R_c is 0.931 4, RMSEC is 7.407 1, R_v is 0.775 9, RMSEV is 13.482 2. It directions that the predicted value has a significant correlation with the measured value, and the model has a certain prediction accuracy, it can help us to predict the D-borneol content in essential oil from leaves of *C. burmannii* faster.

Key words *Cinnamomum burmannii*; D-borneol; NIR; prediction model

* 基金项目: 广东省林业科技创新项目 (2020KJCX001, 2022KJCX006, 2018KJCX034)。

第一作者: 李兵 (1985—), 男, 高级工程师, 主要从事乡土阔叶树培育研究, E-mail: 312698970@qq.com。

通信作者: 连辉明 (1973—), 男, 教授级高级工程师, 主要从事林木育种与森林培育研究, E-mail: 284177320@qq.com。

阴香 *Cinnamomum burmannii* 是樟科 Lauraceae 樟属 *Cinnamomum* 树种，分布于广东、广西、江西、福建、湖北和贵州^[1]。20 世纪末我国科技人员发现其枝叶精油中含有右旋龙脑^[2-3]，右旋龙脑又称冰片或梅片，是一种珍稀的名贵药材，也是高级香料和重要的化工原料，广泛应用于香料、医药、食品和化妆品工业^[4]。研究表明，阴香叶片精油中右旋龙脑含量在 0.12%~88.77%，变异巨大。

企业利用阴香作为原料开发天然右旋龙脑，首要任务是筛选右旋龙脑含量高的龙脑型阴香，在筛选过程中需要开展大量的精油 GC-MS（气相色谱质谱联用法）成分检测，成本高且费时费力。近红外光谱（Near Infrared Spectra，简称 NIRS）分析技术是 20 世纪 80 年代后期迅速发展起来的一种分析测试技术。含氢基团（OH、CH、NH、SH、PH）等的有机物在近红外光谱区可以倍频和合频吸收。几乎所有有机物的一些主要结构和组成都可在它们的近红外光谱中找到信号，其光谱容易获得且图谱稳定，因此 NIRS 技术被誉为“分析的巨人”^[5]，是近年来发展最快，最引人注目的光谱分析技术^[6]，NIRS 技术具有不破坏样品原型，有效、简便、快速、低消耗、不经提取分离等过程而获得植物内在成分信息的显著特点，被广泛应用于许多植物的各个组织和各种成分的分析^[7]。

近年来我国科技人员应用该技术在林产化工方面也开展了应用研究，包括沉香含油量，油茶种仁含油率和含水率，湿加松松针组织黄酮物质总含量，木材纤维素、戊聚糖和木质素含量，木材纤维长度，慈竹综纤维素、 α -纤维素、克拉森木质素和 1% NaOH 抽提物含量，火炬松松脂产量以及松脂中松节油含量等的预测模型^[8-17]，极大的推动了 NIRS 技术在我国林业上的应用。本研究利用近红外光谱检测技术，建立了阴香叶片精油中右旋龙脑含量预测模型，以期在阴香及其叶片精油开发利用中提供快速检测技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验材料

2018 和 2019 年冬季在广东省 18 个地市 45 个县（区）选择树高在 5 m 以上、胸径 15 cm 以上年龄在 15~50 a 之间，采集 88 株无病虫害生长健壮阴香单株叶片样品，并将样品分两部分，一部分用于传统的水蒸汽蒸馏提取精油并用气相色

谱-质谱联用仪（GC-MS）检测精油化学成分，另一部分用于制备近红外光谱仪检测阴香叶片光谱曲线的材料。

1.2 试验方法

1.2.1 阴香精油提取 利用《中国药典》^[18]（2010 版）一部附录 XD 提供的水蒸汽蒸馏法。水蒸汽蒸馏法提取后的精油，采用气相色谱—质谱联用仪（GCMS-QP2020 W/O，日本岛津）检测精油化学成分。气相色谱条件为：SH-RxiTM-5Sil MS 色谱柱（30 m×0.25 mm，0.25 μ m）；升温程序：初始柱温为 70 $^{\circ}$ C，以 2 $^{\circ}$ C·min⁻¹ 的速度升温至 160 $^{\circ}$ C，保持 2 min，再以 10 $^{\circ}$ C·min⁻¹ 的速度升温至 220 $^{\circ}$ C，保持 5 min，全程运行 51 min。进样量 0.5 μ L，采用分流式进样，进样口温度为 230 $^{\circ}$ C；载气为氦气，过柱载气恒流速为 1.19 mL·min⁻¹。质谱条件（MS）：离子源温度 200 $^{\circ}$ C；扫描质量范围 50~500 m·z⁻¹。

1.2.2 近红外仪光谱扫描样品制备 称取阴香叶片 20 g 放入到装有 200 g 硅胶的密封袋中放置 24 h 以上，然后将叶片放入液氮中 5 min，再用研磨仪（型号：JXFSTPRP-24L，国产）以频率 55.0 Hz 研磨 60 s，将叶片磨成粉状，以备用于近红外仪扫描。

1.2.3 近红外光谱数据采集 利用波通（PERTEN）公司生产的 DA7250 近红外光谱分析仪采集样品的近红外漫反射光谱数据，将样本与仪器同置于室温下 24 h 以上，开机后预热 30 min，以光斑直径 3.5 cm，光谱扫描范围为 950~1 650 nm，分辨率为 5 nm，光谱采集速度约为 100 条·s⁻¹，扫描次数 100 次·s⁻¹ 为参数进行扫描。每个样品扫描 3 次和重复装样 3 次，取其平均近红外光谱作为样品的原始光谱。

1.2.4 近红外建模方法 偏最小二乘回归法（Partial Least Square Regression, PLS）可以对全波谱数据或部分光谱数据进行分析，并建立模型。

1.2.5 模型评价方法 以相关性和外部预测能力对模型进行评价。在相关性方面，模型应具有较高的校正集相关系数（Related coefficient of calibration, R_c ）和交互验证集相关系数（Related coefficient of validation, R_v ），较低的校正集均方根误差（Root mean square error of calibration, RMSEC）和交互验证集均方根误差（Root mean square error of validation, RMSEV），其中主要以 R_c 和 RMSEV 作

为判断标准。在外部预测能力方面，模型的预测值与实测值应该具有较高的相关系数（Related coefficient, R ）和较低的预测均方根误差（Root mean square error of prediction, RMSEP），并作 T 检验，在 0.05 水平上差异未达显著水平。

1.3 数据分析

对 88 株阴香叶片近红外光谱曲线与气相色谱—质谱联用法获得的右旋龙脑含量数据，采用化学计量学软件（UNSCRAMBLER（X 10.4））进行数据生成、分析和回归模型建立。挑选其中 76 株有效数据用于构建阴香叶片精油的右旋龙脑含量回归预测模型，另外 12 株为外部验证集。

2 结果与分析

2.1 阴香含油率建模数据集统计特征

从表 1 可以看出，校正集和外部验证集样品的右旋龙脑含量分布范围比较广，代表性较强，并且校正集的阴香叶片精油中右旋龙脑含量范围

大于外部验证集。另外，采用 SAS（V9.4）软件 UNIVARITAE 程序进行校正集正态性检验（图 1），偏度（Skewness）值为 -0.595 5，峰度（Kurtosis）值为 0.145 3，其绝对值均小于 1，正态分布检验结果说明校正集数据基本服从正态分布，可以用于阴香叶片精油含量的近红外模型构建。

2.2 近红外原始光谱数据

利用 88 株阴香叶片样品光谱，从中筛选得到右旋龙脑含量符合正态分布的 76 个样品光谱如图 2 所示。可知，不同样品在不同波长变化趋势基本一致，但不同样品对近红外光吸收强度是不同的。

2.3 光谱预处理

一般在样品的原始光谱中，会包含有包括仪器响应、散射光、杂射光和噪音等因素引起的与扫描样品性质无关的一些信息和干扰成分，通过对近红外原始光谱的预处理，可有效消除干扰成分，提高所建模型的准确性和可靠性。本研究利用 UNSCRAMBLER（X 10.4）软件中的平滑法

表 1 建模样品中右旋龙脑含量统计信息
Table 1 Statistical information of D-borneol content in modeling samples

数据集 Data set	样品数 Number of samples	最小值 /% Minimum	最大值 /% Maximum	平均值 /% Average value	标准差 /% Standard deviation	变异系数 /% Coefficient of variation
校正集 Calibration set	76	0.000	91.853	53.247	18.610	34.951
验证集 Verification set	12	0.000	80.530	53.678	26.745	49.826

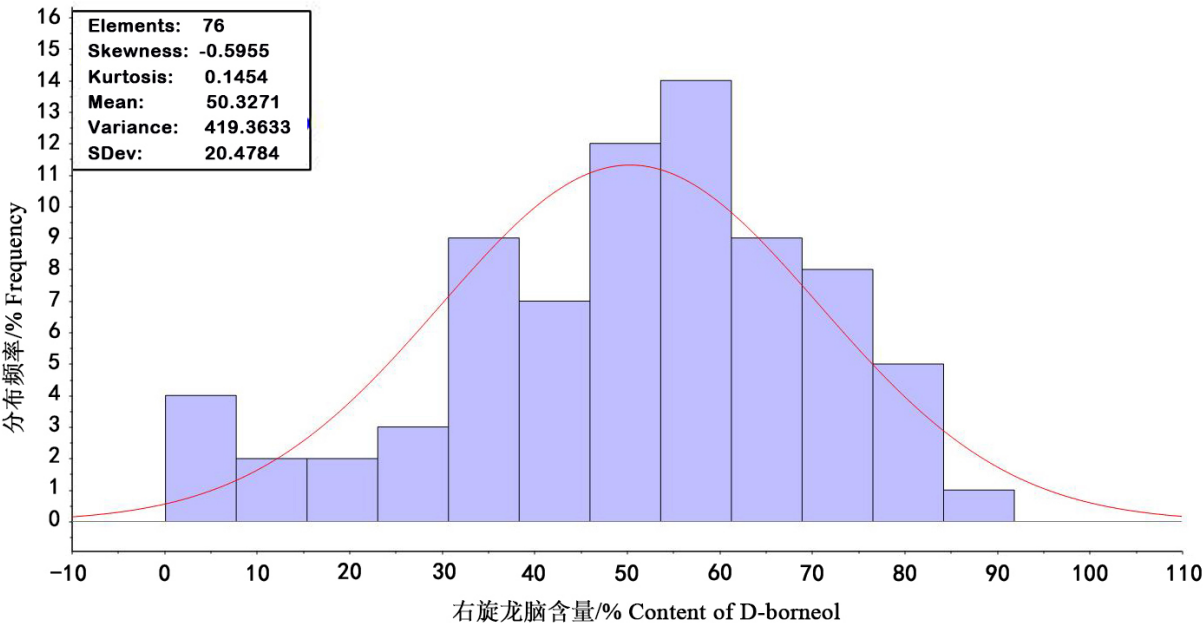


图 1 校正集 76 个样品右旋龙脑含量正态性分布检测
Fig. 1 Normal distribution of D-borneol content in 76 samples in correction set

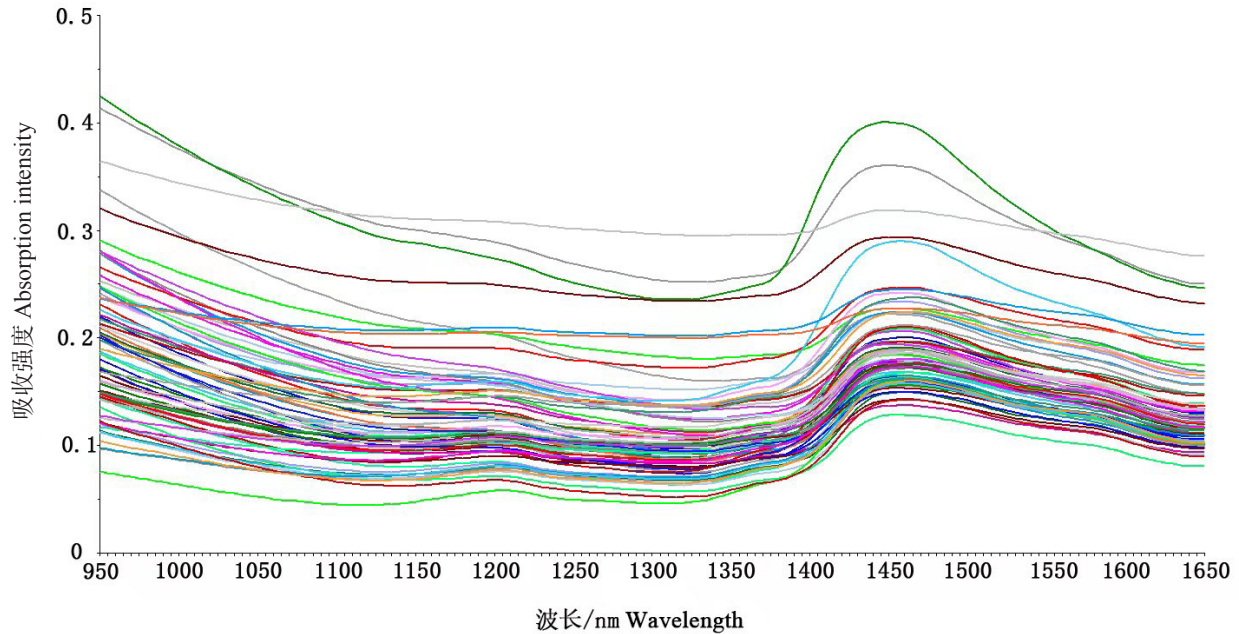


图2 76个校正集样品近红外原始反射光谱

Fig. 2 Near infrared original reflection spectrum of 76 correction set samples

(Smoothing)、导数法 (Deviative)、基线法 (Baseline)、归一化法 (Normalization)、多元散射校正法 (Multiplicative scattering correction, MSC) 和标准正态变量转换法 (Standard normal variate transformation, SNV) 以及不同方法组合进行样品近红外光谱预处理并对预处理结果利用 PLS 构建模型, 并以校正集相关系数和均方根误差、交互验证集相关系数和均方根误差为评价指标, 即两个相关系数越接近 1 且 RMSEC 和 RMSEV 在不同预处理中最低, 从而比较不同光谱预处理效果。不同

光谱预处理结果见表 2。可知, 采用 FD-SNV 预处理方法所得到模型最好, 预处理后的光谱如图 3 所示。

2.4 最佳光谱波段范围选择

采用 FD-SNV 方法对原始光谱进行预处理, 然后利用处理后的光谱开展不波段范围 PLS 建模, 结果如表 3 所示。可知, 全光谱区建模型效果最优。

2.5 最佳主成分数选择

本研究采用的偏最小二乘法建模方法, 是将多元线性回归分析、主成分分析和典型相关分析

表2 不同方法光谱预处理后 PLS 建模型效果比较

Table 2 Parameters comparison of the prediction models built under different spectral preprocessing methods

预处理方法 Preprocessing methods	主成分数 Principal component number	相关系数 Correlation coefficient		均方根误差 RMSE	
		校正集 R_C	交互验证集 R_V	校正集 RMSEC	交互验证集 RMSEV
无处理 (Raw data)	14	0.719 2	0.314 6	14.134 0	22.198 1
Smoothing	10	0.713 4	0.320 4	14.255 3	22.161 3
Normalization	15	0.886 7	0.723 7	9.404 7	14.632 3
First Derivative (FD)	10	0.860 4	0.668 3	10.367 4	15.552 4
Second Derivative (SD)	15	0.980 1	0.445 6	4.040 2	27.865 5
BASELINE	15	0.902 0	0.653 2	8.781 9	16.022 4
SNV	15	0.903 7	0.714 1	8.712 3	15.242 6
FD-SNV	16	0.931 4	0.775 9	7.407 1	13.482 2
FD-Baseline	20	0.968 9	0.662 0	5.026 8	19.455 6
SD-Baseline	20	0.993 8	0.363 9	2.269 7	38.498 1
FD-MSC	15	0.869 8	0.646 4	10.038 6	16.814 4

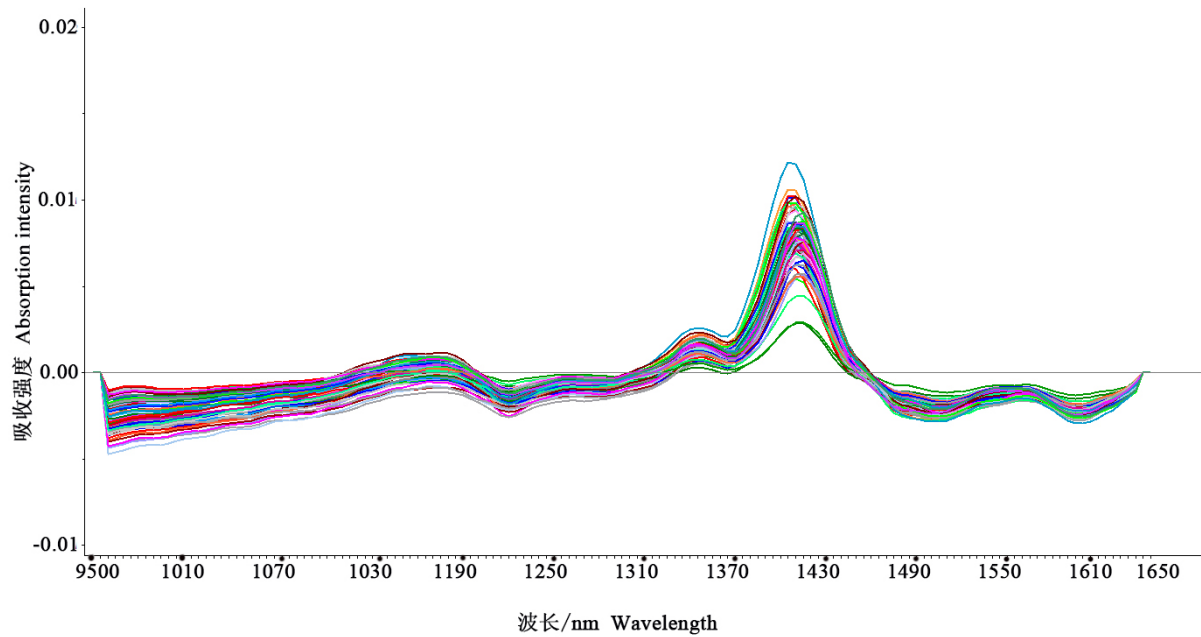


图 3 校正集样品经 FD-SNV 预处理后近红外光谱
Fig. 3 NIR spectra of corrected set samples pretreated with FD-SNV

的基本功能集为一体的多元回归分析方法。主成分数量的选择对所建模型的准确性和可靠性影响极为明显，主成分数量较少，模型可能会遗失未知样品特征组分产生的光谱变化；主成分数量太多，其模型则可能增加噪音等因素的干扰，降低了预测能力。交互验证集的均方根误差最小表明该主成分数最佳。由图 4 可知，右旋龙脑含量近红外预测模型的交互验证集均方根误差随着主成分数的增加总体呈现出先升后降再升的趋势，根据 RMSEV 越小则模型的预测能力越强的原则，当主成分数为 16 时，模型所对应的 RMSEV 最小，因此 16 确定为最佳主成分数。

2.6 阴香叶片精油中右旋龙脑含量预测模型建立

采用软件 Unscrambler X10.4 对阴香精油中右旋龙脑的近红外光谱图进行预处理和模型建立。在 950~1 650 nm 波段范围内，主成分数为 16 时

所建的右旋龙脑含量预测模型如图 5 所示。其校正集相关系数为 0.931 4，校正集均方根误差为 7.407 1，交互验证集相关系数为 0.775 9，交互验证集均方根误差为 13.482 2，RMSEV 和 RMSEC 处于最低水平，说明所建模型预测性能较好。

2.7 预测模型外部检验

采用 12 个外部验证集阴香样品对模式进行验证。实测值与模型预测值的统计分析结果如表 4 所示，结果表明模型的预测值与常规测定值之间的残差在 -37.51%~29.37% 之间，对于给定的显著性水平 0.05，将实测值与模型预测值开展配对 T 检验，结果表明两者之间差异不显著 ($P=0.794\ 2>0.05$)，说明该模型的预测值具有一定的准确性。但其相关系数为 0.598 3，预测均方根误差为 16.295 6，比交互验证集均方根误差 13.482 2 稍大，表明模型仍有进一步改进提高的空间。

表 3 不同光谱波段范围内的右旋龙脑含量 PLS 建模结果
Table 3 PLS modeling results of D-borneol content in different spectral bands

光谱范围 /nm Spectral range	主成分数 Principal component number	相关系数 Correlation coefficient		均方根误差 RMSE	
		校正集 R_C	交互验证集 R_V	校正集 RMSEC	交互验证集 RMSEV
全光谱区	16	0.925 8	0.711 7	7.688 2	15.903 4
950~1 200	8	0.668 5	0.337 5	15.129 2	21.452 9
950~1 455	4	0.466 2	0.279 8	17.996 6	20.199 6
1 200~1 450	16	0.884 2	0.648 6	9.500 9	17.325 8
1 300~1 560	17	0.803 7	0.440 5	12.104 2	21.076 7

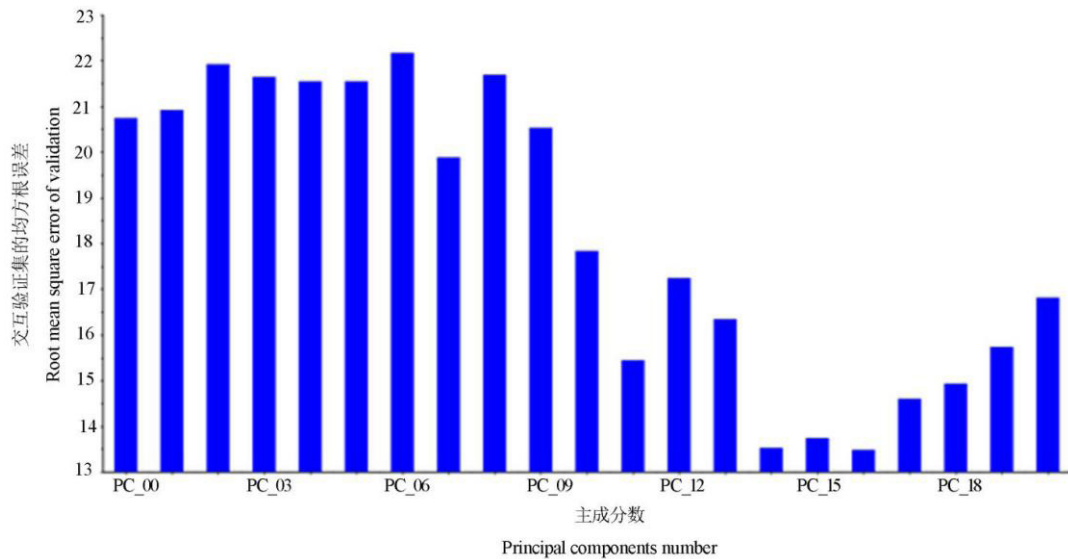


图 4 右旋龙脑含量近红外预测模型的 RMSEV 随主成分数量变化趋势

Fig. 4 Variation trend of RMSEV of the NIR prediction model of D-borneol content with the number of principal components

3 结论与讨论

近红外光谱技术以其特有的检测优势，即分析速度快、效率高、样本预处理简单和适用范围广等特点，依靠样本间光谱信息的细微差别来对样本实现定量或定性分析^[19]，在食品、生物化学和石

油化工等多个领域广泛应用^[20]。在林业上也逐渐受到重视，国内林业上应用研究主要是木材科学方面，包括快速检测木材密度^[21-23]、含水率^[24-28]、化学成分（木质素、纤维素和半纤维素等）分析^[29-33]和以及力学性质预测^[34-38]等方面，近年来也有学者开展木本植物化学成分分析，研究的木

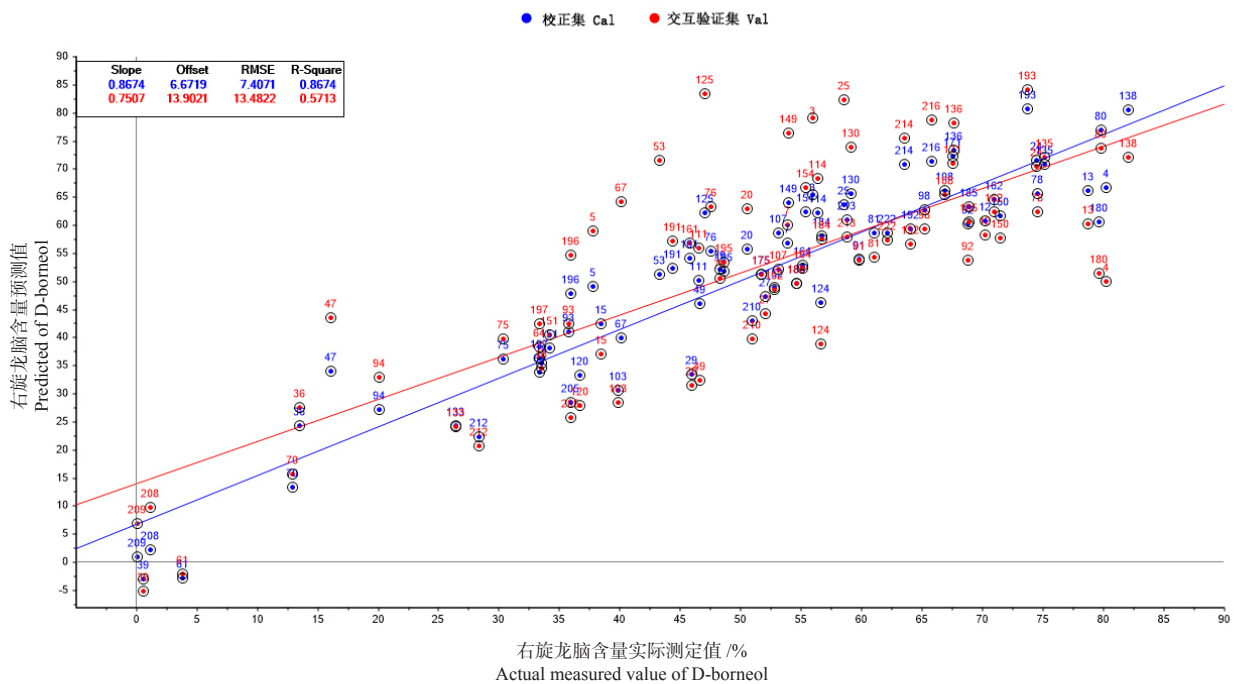


图 5 阴香叶片精油中右旋龙脑含量近红外预测模型

Fig. 5 Near-infrared prediction model for the content of D-borneol in the essential oil of *Cinnamomum burmannii* leaves

表 4 阴香叶片精油中右旋龙脑含量模型外部验证结果

Table 4 External validation results of the model for D-borneol content in the essential oil of *Cinnamomum burmannii* leaves

序号 No.	无性系 Clones	右旋龙脑 预测值 /% Predicted value	右旋龙脑 实测值 /% Measured Value	残差 /% Residual	序号 No.	无性系 Clones	右旋龙脑 预测值 /% Predicted value	右旋龙脑 实测值 /% Measured Value	残差 /% Residuals
1	CB434	36.13	65.50	29.37	7	CB652	69.55	61.47	-8.08
2	CB713	52.86	76.75	23.89	8	CB674	36.89	64.79	27.90
3	CB669	69.42	73.50	4.08	9	CB723	65.33	46.07	-19.26
4	CB525	91.16	80.53	-10.63	10	CB647	81.03	61.40	-19.63
5	CB544	29.38	2.51	-26.87	11	CB666	37.51	0.00	-37.51
6	CB613	64.43	67.47	3.04	12	FT001	41.02	44.14	3.12

本植物有核桃^[36]、油桐 *Vernicia fordii*^[37-38]、美藤果 *Plukeuetia volubilis*^[39]、油茶 *Camellia oleifera*^[9,40]、沉香 *Aquilaria sinensis*^[17]、光皮树 *Swida wilsoniana*^[41]、火炬松 *Pinus taeda*^[14-15]、湿加松 *P. elliottii* × *P. caribaeae*^[16] 和杉木 *Cunninghamia lanceolata*^[42] 等，涉及植物器官有种子、种仁、叶、主干；检测分析的化学成分和指标有水分、蛋白质、粗脂肪、粗蛋白、儿茶素、表儿茶素、黄芪苷、总黄酮、总酚和油脂等的含量，研究对于近红外光谱分析技术在木本油料、林产化工等领域的发展，优化检测技术，提高木本油料和林产化工产品质量有着极大的影响^[43]。

本研究利用传统技术检测获得阴香叶片精油中右旋龙脑含量与近红外光谱仪扫描获得的光谱曲线数据，应用偏最小二乘回归法得到了阴香叶片精油中右旋龙脑含量预测模型。从建模结果来看，右旋龙脑含量预测模型校正集相关系数为 0.931 4，交互验证集相关系数为 0.775 9，校正集均方根误差为 7.407 1，交互验证集均方根误差为 13.482 2。但是外部验证集相关系数为 0.598 3，预测均方根误差为 16.295 6，比交互验证集均方根误差稍大。在外部验证方面，彭冠明等^[16]构建的模型预测湿加松针叶黄芪苷相关系数达到 0.812 9，而林艳等^[17]预测沉香油含量达到 0.955 9。从这方面说明本模型的预测值虽有一定的准确性，但还有进一步完善提高的空间。

对阴香叶片精油中右旋龙脑含量的检测，与传统的检测技术（水蒸汽蒸馏法和气质联用法 GC-MS）相比，近红外预测模型方法具有用料少、不破坏样株、快速、低成本、环保的优点。但是由于阴香叶片精油右旋龙脑含量在不同月份变异较大^[44]，因此冬季采样建立的预测模型在其他季度应用的准

确性如何，需要在实际应用中加以验证。

在右旋龙脑型阴香选育中，叶片精油含量也是一个重要的性状指标，目前其主要的检测手段也是水蒸汽蒸馏法，用叶量大、耗能耗水耗时、检测成本高；此外阴香叶片精油中除右旋龙脑外，尚有桉树脑、柠檬烯、乙酸冰片醋、桉烯、α-蒎烯和 β-蒎烯其他 6 种重要成分^[44]需要采用传统的气相色谱质谱联用法检测其含量，因此要加快右旋龙脑型阴香选育进程，提高育种效率，下一步同样可以采取近红外光谱技术构建模型加以解决，这对于实现加快育种进程目标的同时节省选育成本具有重要的意义。

参考文献

[1] 刘秀萍.阴香抗逆性研究[D].南昌: 江西农业大学, 2011.

[2] 李毓敬, 朱亮锋, 陆碧瑶, 等.天然右旋龙脑新资源: 梅片树的研究[J].植物学报, 1987, 29(5): 527-531.

[3] 吴航, 朱亮锋, 李毓敬.阴香种内化学型的研究[J].植物学报, 1992, 34(4): 302-308

[4] 陈新强, 连辉明, 陈杰连, 等.龙脑型阴香叶片精油得率影响因素研究[J].林业与环境科学, 2020, 36(3): 18-23.

[5] 龚玉梅, 张炜.近红外光谱检测技术及其在林业中的应用[J].光谱学与光谱分析, 2008(7): 1544-1548.

[6] 高荣强, 范世福.现代近红外光谱分析技术的原理及应用[J].分析仪器, 2002(3): 9-12.

[7] 伍观娣, 赖敏婷, 汪迎利, 等.近红外光谱分析技术应用于植物叶片研究综述[J].林业与环境科学, 2020, 36(1): 118-127.

[8] 林艳, 何紫迪, 毛积鹏, 等.基于近红外光谱技术建立沉香含油量预测模型[J].热带作物学报, 2018, 39(1): 182-188.

[9] ZHANG YINGZHONG, ZHANG LIANGBO, WANG

- JING, et al. Rapid determination of the oil and moisture contents in *Camellia gauchowensis* Chang and *Camellia semiserrata* Chi seeds kernels by Near-infrared Reflectance Spectroscopy[J]. *Molecules*, 2018, 23(9): 2332.
- [10] 司徒荣贵, 钟岁英, 叶威方, 等. 湿加松16种黄酮总含量近红外预测模型的建立[J]. *林业与环境科学*, 2021, 37(4): 1-6.
- [11] 贺文明, 薛崇昀, 聂怡, 等. 近红外光谱法快速测定木材纤维素、戊聚糖和木质素含量的研究[J]. *中国造纸学报*, 2010, 25(3): 9-12.
- [12] 王玉荣, 费本华, 傅峰, 等. 基于近红外光谱技术预测木材纤维长度[J]. *中国造纸*, 2008, 27(6): 6-9.
- [13] 孙柏玲. 基于红外光谱的慈竹材性预测及其竹原纤维识别研究[D]. 北京: 中国林业科学研究院, 2012.
- [14] 黄少伟, 刘天颐, 刘纯鑫, 等. 一种用近红外光谱技术预测火炬松松脂产量的方法[P]. 广东: CN104142311A, 2014-11-12.
- [15] 刘天颐, 刘纯鑫, 黄少伟, 等. 一种用近红外光谱技术预测火炬松松脂中松节油含量的方法[P]. 广东: CN104155264A, 2014-11-19.
- [16] 彭冠明, 吕欣欣, 毛积鹏, 等. 基于近红外光谱技术建立湿加松针叶黄芩苷含量的预测模型[J]. *林业与环境科学*, 2022, 38(1): 62-67.
- [17] 林艳, 何紫迪, 毛积鹏, 等. 基于近红外光谱技术建立沉香含油量预测模型[J]. *热带作物学报*, 2018, 39(1): 182-188.
- [18] 国家药典委员会. 中国药典[M]. 北京: 中国医药科技出版社, 2010: 10.
- [19] 巫小建, 曾凡荣, 岳文浩. 大麦籽粒总淀粉含量近红外快速无损检测模型的构建[J]. *浙江农业科学*, 2021, 62(1): 40-42.
- [20] 刘发龙, 马新刚, 程福银, 等. 近红外光谱分析技术在快速分析上的应用[J]. *分析测试技术与仪器*, 2008, 14(4): 241-247.
- [21] 李悦. 基于可见光/近红外光谱的木材树种与密度无损检测研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2019.
- [22] 黄安民, 费本华, 江泽慧, 等. 表面粗糙度对近红外光谱分析木材密度的影响[J]. *光谱学与光谱分析*, 2007(9): 1700-1702.
- [23] 张黎. 利用近红外光谱技术预测粗皮桉木材微纤丝角和气干密度的研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2008.
- [24] 阚相成, 李耀翔, 王立海, 等. 基于光谱预处理的低温水曲柳原木含水率检测[J/OL]. *中南林业科技大学学报*, 2022(11): 154-163.
- [25] 阚相成. 不同温度下木材含水率近红外光谱无损检测研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2022.
- [26] 汪紫阳, 李耀翔, 尹世逵. 应用近红外光谱技术检测木材含水率的方法[J]. *东北林业大学学报*, 2018, 46(12): 82-86.
- [27] 韩雨杉. 基于近红外光谱法检测木材含水率的方法研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2016.
- [28] 江泽慧, 黄安民. 木材中的水分及其近红外光谱分析[J]. *光谱学与光谱分析*, 2006, 26(8): 1464-1468.
- [29] 李改云, 黄安民, 王戈, 等. 近红外光谱法快速测定毛竹Klaxon木质素的含量[J]. *光谱学与光谱分析*, 2007, 27(10): 1977-1980.
- [30] 黄安民, 江泽慧, 李改云. 杉木综纤维素和木质素的近红外光谱法测定[J]. *光谱学与光谱分析*, 2007, 27(7): 1328-1331.
- [31] 黄安民, 江泽慧, 李改云. 毛竹、杉木木质素的近红外光谱法快速分析[J]. *北京林业大学学报*, 2006, 28(S2): 111-114.
- [32] 王玉荣, 覃道春, 任海青, 等. 无损检测阔叶材纤维长度的近红外光谱法[J]. *木材加工机械*, 2007(3): 34-35.
- [33] 程琳, 黄开勇, 蓝肖, 等. 基于近红外光谱技术的杉木总酚含量模型构建与应用[J]. *南方农业学报*, 2022, 53(7): 1981-1988.
- [34] 莫军前. 基于近红外光谱技术的高温热处理竹材物理化学性质研究[D]. 北京: 北京林业大学, 2020.
- [35] 张鸿富. 基于近红外光谱技术的落叶松木材材性预测的研究[D]. 哈尔滨: 东北林业大学, 2011.
- [36] 杨静怡, 夏玉芳, 谢钊俊, 等. 核桃不同单株种子化学成分傅立叶红外光谱差异性分析[J]. *浙江农林大学学报*, 2015, 32(3): 420-425.
- [37] 马强, 李水芳, 付红军, 王琼, 文瑞芝. 油桐籽不同年份和含油率差异对其含油率NIR检测模型影响的研究[J]. *中国粮油学报*, 2019, 34(6): 92-96.
- [38] 李水芳, 李一帆, 付红军, 等. 油桐籽含油率近红外光谱检测模型的构建[J]. *林业工程学报*, 2017, 2(6): 45-49.
- [39] 杨水艳, 彭涛, 杨瑾, 等. 近红外光谱法快速检测美藤果主要品质指标的定量模型研究[J]. *中国油脂*, 2020, 45(3): 38-43, 61.
- [40] 奚如春, 钟燕梅, 邓小梅, 等. 基于近红外光谱的油茶种子含油量定标模型构建[J]. *林业科学*, 2013, 49(4): 1-6.
- [41] 刘汝宽, 肖志红, 姜莎, 等. 近红外光谱法无损测定光皮树果实内含物含量[J]. *中国粮油学报*, 2014, 29(9): 120-123.
- [42] 程琳, 黄开勇, 蓝肖, 等. 基于近红外光谱技术的杉木总酚含量模型构建与应用[J]. *南方农业学报*, 2022, 53(7): 1981-1988.
- [43] 邱静, 肖志红, 黎继烈, 等. 近红外光谱分析技术在木本油料检测中的应用[J]. *湖南林业科技*, 2021, 48(1): 83-88.
- [44] 黄浩, 连辉明, 何波祥, 等. 龙脑型阴香叶片精油及其主要化学成分含量动态变化研究[J]. *林业与环境科学*, 2019, 35(6): 22-26.