

## 基于近红外光谱技术的针叶材板材表面节子缺陷检测

周竹<sup>1,2,3</sup>, 尹建新<sup>1,2,3</sup>, 周素茵<sup>1,2,3</sup>, 周厚奎<sup>1,2,3</sup>

(1. 浙江农林大学 信息工程学院, 浙江 临安 311300; 2. 浙江农林大学 浙江省林业智能监测与信息技术研究重点实验室, 浙江 临安 311300; 3. 浙江农林大学 智慧农林业研究中心, 浙江 临安 311300 )

**摘要:**为了实现木板材依据节子进行自动化分级,采用近红外光谱技术研究了多种针叶材表面节子缺陷的检测方法。采用SmartEye 1700 近红外光谱仪获取北美黄杉 *Pseudotsuga menziesii*, 铁杉 *Tsuga chinensis*, 云杉 *Picea asperata*, 白云杉 *Picea glauca*-英格曼云杉 *Picea engelmannii*-扭叶松 *Pinus contorta*-冷杉 *Abies lasiocarpa*(SPF)等4种板材的近红外光谱(1 000~1 650 nm),比较了光谱预处理方法、建模方法对节子识别的影响,并首次对多种针叶树材进行了节子识别的适应性研究,随后引入一种新的变量选择方法即随机青蛙算法用于优选节子检测的特征波长,在此基础上建立了板材节子识别的最小二乘-支持向量机(LS-SVM)模型。结果显示:一阶导数光谱预处理结合LS-SVM 所建混合树种板材节子识别模型性能最优。随机青蛙算法提取了8个特征波长变量,仅占全波段变量的1.23%,所建简化模型效果最好。该模型对测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为98.49%, 93.42%和96.30%。近红外光谱技术结合化学计量学方法可以对针叶材树种板材的表面节子进行快速准确检测,随机青蛙算法是提取板材表面节子缺陷特征的有效方法。该结果可为下一步搭建木材节子快速检测系统提供技术支持。图2表4参24

**关键词:**木材科学与技术; 近红外光谱; 针叶材; 板材; 节子; 随机青蛙算法; 最小二乘-支持向量机

中图分类号: S781.5; O657.3 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2017)03-0520-08

## Knot detection on coniferous wood surfaces based on near infrared spectroscopy

ZHOU Zhu<sup>1,2,3</sup>, YIN Jianxin<sup>1,2,3</sup>, ZHOU Suyin<sup>1,2,3</sup>, ZHOU Houkui<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Information Engineering, Zhejiang A & F University, Lin'an 311300, Zhejiang, China; 2. Zhejiang Provincial Key Laboratory of Forestry Intelligent Monitoring and Information Technology, Zhejiang A & F University, Lin'an 311300, Zhejiang, China; 3. Research Center for Smart Agriculture and Forestry, Zhejiang A & F University, Lin'an 311300, Zhejiang, China)

**Abstract:** To develop a calibration model for rapid, accurate, and nondestructive grading of wood on the basis of knots, near infrared spectroscopy (NIRS) technology was used on coniferous boards from Douglas fir (*Pseudotsuga menziesii*), Chinese hemlock (*Tsuga chinensis*), Dragon spruce (*Picea asperata*), and Spruce (*Picea glauca* and *Picea engelmannii*)-Pine (*Pinus contorta*)-Fir (*Abies lasiocarpa*) (SPF). Altogether 1 056 spectrums of samples were obtained in the wavelength range of 1 000–1 650 nm by SmartEye1700. Spectral pre-treatment methods, including standard normal variate (SNV) and first derivative (FD) as well as modelling methods such as principal component analysis-linear discriminant analysis (PCA-LDA), partial least squares-linear discriminant analysis (PLS-LDA), and least squares-support vector machine (LS-SVM) were used and compared. The experiments also explored the ability of using a model built for one species to predict samples from other species. Then, a random frog algorithm was applied to select effective wavelengths (EWs). Finally, a

收稿日期: 2016-06-14; 修回日期: 2016-11-18

基金项目: 浙江省自然科学基金资助项目(LQ13F050006, LY15C140005); 浙江农林大学智慧农林业中心预研项目(2013ZHNL03); 浙江农林大学科研发展基金资助项目(2012FR085)

作者简介: 周竹, 讲师, 博士, 从事木材智能化检测技术等研究。E-mail: zhouzhu@zafu.edu.cn

LS-SVM model was established to detect knot defect on board surfaces based on eight effective wavelengths (EWs) or only 1.23% of the full wavelengths with results compared based on sensitivity, specificity, and accuracy. Results of the validation set of mixed boards were: sensitivity—98.49%, specificity—93.42%, and accuracy—96.30%. Thus, near infrared spectroscopy combined with chemometric methods could be used to detect surface knots on boards for different species of wood with the random frog algorithm being a powerful tool for selecting efficient variables to optimize the model and improve detection efficiency. [Ch, 2 fig. 4 tab. 24 ref.]

**Key words:** wood science and technology; near infrared spectroscopy; coniferous wood; board; knot; random frog algorithm; least squares-support vector machines (LS-SVM)

节子是木板材最重要的表面缺陷, 它会影响锯材和单板的出材率、成品质量和表面美观性<sup>[1]</sup>。研究一种板材表面节子缺陷快速无损检测方法, 不仅可以提高木材的利用率和经济价值, 而且可为木板材的自动化分级奠定基础。近几年来, 研究人员采用声波技术<sup>[2-3]</sup>、微波技术<sup>[4]</sup>、X-射线技术<sup>[5-6]</sup>、机器视觉技术<sup>[7-8]</sup>等对木材表面节子缺陷进行了一系列无损检测研究。然而, 如何提高板材节子缺陷检测的快速性、准确性以及对不同树种板材的适应性仍有待深入研究。近红外光谱技术(near-infrared spectroscopy, NIRS)利用近红外光谱区域的全谱或部分波谱对被测物进行无损快速分析。迄今为止, 该技术已在快速预测木材化学组成<sup>[9]</sup>、物理力学性质<sup>[10]</sup>、解剖性质<sup>[11]</sup>、木材腐朽<sup>[12]</sup>等方面进行了大量的研究。在木材表面节子缺陷检测方面, FUJIMOTO 等<sup>[13]</sup>将近红外光谱与簇类独立软模式法(soft independent modeling of class analogy, SIMCA)结合, 建立了落叶松 *Larix kaempferi* 板材节子分类识别模型。杨忠等<sup>[14-15]</sup>利用近红外光谱技术结合 SIMCA 分别建立了马尾松 *Pinus massoniana* 板材、尾叶桉 *Eucalyptus urophylla* 板材节子识别模型。上述研究均仅采用单一树种板材。由于木材种类繁多, 木材种属、纹理等多种因素会引起板材光谱差异, 从而影响节子缺陷检测模型的适应性。此外, 近红外光谱变量较多, 直接使用全部变量会影响识别的速度与精度, 需对光谱数据进行降维。本研究拟采用近红外光谱技术检测北美黄杉 *Pseudotsuga menziesii*, 白云杉 *Picea glauca*-英格曼云杉 *Picea engelmannii*-扭叶松 *Pinus contorta*-冷杉 *Abies lachiocarpa*(SPF), 铁杉 *Tsuga chinensis* 和云杉 *Picea asperata* 等 4 类常见针叶林树种板材的表面节子缺陷, 比较不同光谱预处理和建模方法对节子识别的影响, 研究单一树种板材节子模型对其他树种板材节子缺陷检测的适应性, 建立混合树种板材节子缺陷的识别模型, 采用随机青蛙算法(random frog, RF)确定节子缺陷识别的有效特征波段, 并建立简化模型, 从而为木板材表面节子缺陷的快速准确识别提供方法与技术支撑。

## 1 材料与方法

### 1.1 试验材料

试验样本来自当地木材加工厂, 包括北美黄杉、铁杉、云杉以及进口自加拿大的 SPF 二级规格材。样本含水率为 7.9%~11.7%, 密度为 0.394~0.565 g·cm<sup>-3</sup>。将全部试材切割成 200 mm×80 mm×20 mm 的单板, 在单板上按序标记节子部位并根据 GB/T 4822-1999《锯材检验尺寸检量》记录节子直径, 同时在板材节子附近随机标记非节子部位, 并将标记部位作为光谱采样点。试验共标记 1 056 个光谱采样点, 其中有节子部位 459 个, 无节子部位 597 个。

### 1.2 试验仪器

试验用光谱采集设备为微型近红外光谱仪 SmartEye1700(尼迩光电, 中国杭州), 光谱波长范围为 1 000 ~ 1 650 nm, 采样间隔为 1 nm。采用直径为 8 mm 的光纤探头在试样垂直上方采集其表面的近红外漫反射光谱。扫描 50 次自动平均为 1 条光谱后保存待用。对于各个木材品种的板材光谱, 将有节子样本依据节子直径以 2:1 比例进行划分, 而非节子样本则采用 Kennard-Stone 算法<sup>[16]</sup>以 2:1 比例划分, 最终组成校正集和测试集的非节子、节子数目如表 1 所示。

### 1.3 光谱预处理方法

采用标准正态变量变换(standard normalized variate, SNV), 一阶导数(first derivative, FD)等方法对原始光谱(no preprocess, NP)进行预处理。其中, 标准正态变量变换可以消除木板表面散射等对光谱的

表1 试验样本集数据组成信息

Table 1 Information of calibration set and validation set in the experiment

木材树种	校正集				测试集			
	无节子数量/ 个	有节子		无节子数目/ 个	有节子		无节子直径/mm 0~10 >10	有节子 数量/个
		节子直径/mm 0~10	节子直径/mm >10		数量/个	节子直径/mm 0~10	节子直径/mm >10	
北美黄杉	107	42	81	123	53	21	40	61
SPF	109	32	42	74	54	16	21	37
铁杉	89	17	35	52	45	8	18	26
云杉	93	26	32	58	47	14	14	28
混合	398	117	190	307	199	59	93	152

影响,一阶导数变换可以有效消除基线和其他背景的干扰<sup>[17]</sup>。

#### 1.4 建模方法

分别采用主成分回归-线性判别分析法(PCA-LDA),偏最小二乘回归-线性判别分析法(PLS-LDA)和最小二乘-支持向量机法(LS-SVM)建立板材节子识别模型。PCA-LDA 和 PLS-LDA 为线性建模方法, LS-SVM 为非线性建模方法。3 种建模方法的原理分别见文献[18][19]和[20]。PCA-LDA 方法中主成分数量以及 PLS-LDA 方法中潜在变量的个数决定了所建模型的性能。本研究采用留一交叉验证法确定 2 类模型的参数。采用 RBF 核函数作为 LS-SVM 分类器的核函数,并以留一交叉验证法结合网格搜索算法确定 LS-SVM 分类模型参数。

#### 1.5 特征波段选择方法

采用随机青蛙算法(RF)与 PLS-LDA 结合进行特征波长选择。RF 算法是由 LI 等<sup>[21]</sup>提出的一种新的变量选择方法。该方法通过少量变量进行迭代建模,是一种高效的多维变量选择方法。图 1 给出了随机青蛙算法示意图。其运算过程主要包括<sup>[22]</sup>:①初始化包含  $q$  个变量的初始变量集合为  $v_0$ ;②基于原始变量子集构造含有  $q^*$  个变量的候选变量子集  $v^*$ ,并按一定概率接受  $v^*$ ,令  $v_i=v^*$ ,迭代  $n$  次;③计算每个变量的选择概率,并作为变量选择的依据。通常,变量的被选概率越大,说明该变量对模型越重要。

#### 1.6 模型评价

模型性能的评价指标包括敏感性、特异性和预测总正确率。其定义为:敏感性(%)=(预测正确的非节子样本数/实际非节子样本数)×100%。特异性(%)=(预测正确的节子样本数/实际的节子样本数)×100%。总正确率(%)=(预测正确的所有样本数/实际样本数)×100%。通常情况下,敏感性、特异性和总正确率越高,说明模型性能越好。

## 2 结果与分析

### 2.1 板材的光谱分析

图 2 为 4 种板材的非节子和节子部位的平均光谱图。由图 2 可以看出:不同树种板材的非节子和节子部位的平均光谱均在 1 195 nm 和 1 462 nm 附近存在明显的吸收峰。其中,1 195 nm 附近区域包含了木材中纤维素或木质素 C—H 伸缩振动的二级倍频信息<sup>[23]</sup>,1 462 nm 附近区域包含了板材中水分或木质素中酚类物质 O—H 基团伸缩振动的一级倍频信息<sup>[14]</sup>。

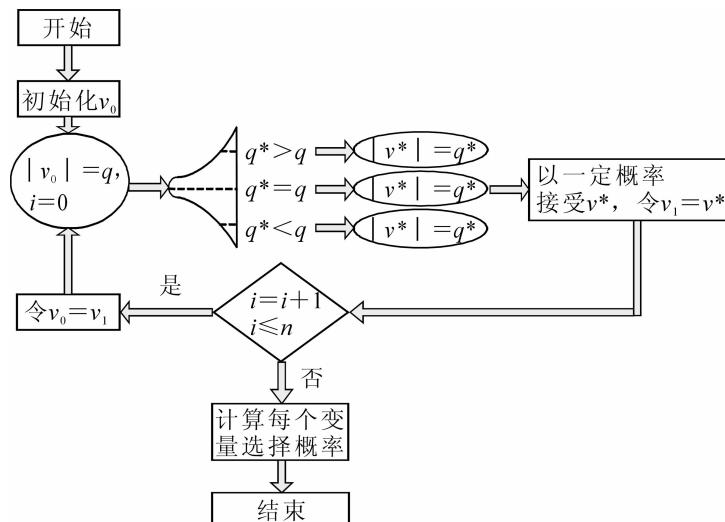


图 1 随机青蛙算法工作流程图

Figure 1 Key steps of random frog algorithm

从图2中还可以看出: 4种树种板材节子部位的平均光谱的吸光度要明显高于非节子部位, 这和前人<sup>[13-14]</sup>的研究结论相似。其原因可能是板材节子部位和非节子部位的微纤丝取向不同, 并且板材节子部位细胞的排布基本上平行于近红外光入射角。除此之外, 不同树种板材非节子部位的平均光谱存在偏移, 这可能是不同品种板材间水分含量、色泽和纹理等综合引起的。

## 2.2 不同建模方法对节子识别的影响

分别采用PCA-LDA, PLS-LDA和LS-SVM对原始光谱及各种预处理光谱建立4个树种板材表面节子缺陷的识别模型, 结果如表2所示。

由表2可知: 建模方法和光谱预处理方法会对节子缺陷识别造成影响。北美黄杉板材、铁杉板材和云杉板材均表现为一阶导数光谱结合最小二乘-支持向量机(FD-LS-SVM)所建模型性能最优。其中, 北美黄杉板材的FD-LS-SVM模型对校正集和测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为100.00%, 100.00%, 100.00%和100.00%, 97.30%, 98.90%; 铁杉板材的FD-LS-SVM模型对校正集和测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为100.00%, 98.08%, 99.29%和99.78%, 92.31%, 95.77%; 云杉板材的FD-LS-SVM模型对校正集和测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为100.00%, 100.00%, 100.00%和100.00%, 96.43%, 98.67%。对于SPF板材, FD-LS-SVM模型和SNV-LS-SVM模型对测试集的结果相同, 前者对校正集的特异性(99.19%)略低于后者(100.00%), 但整体结果仍优于原始光谱下的LS-SVM模型。从表2中还可以看出: 无论是否进行光谱预处理, 4个树种板材的PCA-LDA模型、PLS-LDA模型性能均劣于LS-SVM模型。

综上所述, 采用线性建模方法PCA-LDA, PLS-LDA和非线性建模方法LS-SVM建立4个树种板材节子判别模型时, LS-SVM方法要明显优于PCA-LDA和PLS-LDA, 原因可能是PCA-LDA和PLS-LDA均只能处理板材光谱中的线性相关关系, 而LS-SVM则可以充分利用光谱数据中的非线性信息(如水分含量、密度、表面粗糙度、色泽和纹理等), 从而获得较优的预测结果。

## 2.3 单一树种模型与混合树种模型对节子识别的影响

为了探索单一树种板材节子缺陷识别模型对其他树种板材节子缺陷识别的适应性, 该研究分别采用单一树种板材节子缺陷识别的LS-SVM模型去预测其他3个树种的板材缺陷。预测结果如表3所示。

由表3可知: 单一树种板材的节子缺陷识别模型对其他树种板材的节子识别能力存在差异。对于北美黄杉板材, NP-LS-SVM, FD-LS-SVM模型对SPF, 铁杉和云杉板材的敏感性好, 但特异性较差, 表明此2种模型对SPF, 铁杉和云杉板材中的节子样本识别效果较差; SNV-LS-SVM模型虽然对SPF板材的特异性(91.80%)较好, 但其敏感性差(73.58%), 表明该模型也不能用于预测SPF板材节子属性。对于SPF板材, NP-LS-SVM, SNV-LS-SVM和FD-LS-SVM模型对北美黄杉板材的识别效果均较差, 但对云杉板材都能获得较好的预测效果。其中, FD-LS-SVM模型的效果最优, 该模型对云杉板材的敏感性、特异性和识别准确率分别为100.00%, 96.43%, 98.67%。同时, 该模型对铁杉板材的识别效果也最好, 其敏感性、特异性和识别准确率分别为91.11%, 92.31%, 91.55%。对于铁杉板材, NP-LS-SVM模型对SPF和云杉板材的预测能力较好, 识别准确率分别达到95.61%和94.67%, FD-LS-SVM模型对云杉板材的识别效果最好, 其敏感性、特异性和识别准确率分别为97.87%, 96.43%, 97.33%。对于云杉板材, NP-LS-SVM模型对SPF板材的识别效果最好, 其敏感性、特异性和识别准确率分别为100.00%, 96.72%, 98.25%, FD-LS-SVM模型对SPF板材和铁杉板材的识别效果也较好, 识别准确率分别为97.37%和95.77%。

综上所述, SPF、铁杉和云杉中任意单一树种板材的节子识别模型具有较强的适应性, 在一定的光

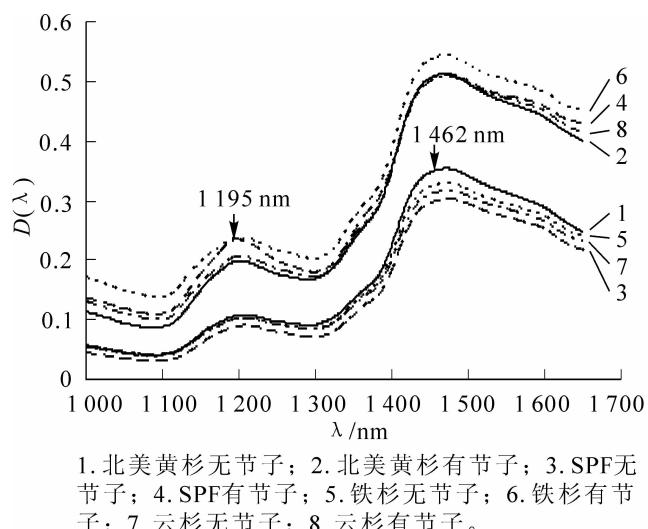


图2 不同树种板材节子与非节子平均光谱

Figure 2 Mean spectra from different types of board for knot and knot-free

表2 不同光谱预处理下PLS-LDA和LS-SVM模型结果

Table 2 PLS-LDA and LS-SVM results for different pre-processing methods

木材树种	建模方法	光谱预处理方法	校正集			测试集		
			敏感性/%	特异性/%	正确率/%	敏感性/%	特异性/%	正确率/%
北美黄杉	PCA-LDA	NP	100.00	86.49	94.54	100.00	89.19	95.60
		SNV	100.00	91.89	96.72	100.00	91.89	96.70
		FD	100.00	85.14	93.99	100.00	89.19	95.60
	PLS-LDA	NP	99.08	93.24	96.72	100.00	89.19	95.60
		SNV	99.08	95.95	97.81	100.00	89.19	95.60
		FD	100.00	95.95	98.36	100.00	89.19	95.60
	LS-SVM	NP	100.00	94.59	97.81	100.00	89.19	95.60
		SNV	100.00	97.30	98.91	100.00	94.59	97.80
		FD	100.00	100.00	100.00	100.00	97.30	98.90
SPF	PCA-LDA	NP	100.00	91.87	95.65	100.00	91.80	95.61
		SNV	100.00	93.50	96.52	100.00	93.44	96.49
		FD	100.00	90.24	94.78	100.00	86.89	92.98
	PLS-LDA	NP	99.07	95.93	97.39	100.00	95.08	97.37
		SNV	99.07	95.12	96.96	100.00	96.72	98.25
		FD	100.00	93.50	96.52	100.00	95.08	97.37
	LS-SVM	NP	100.00	97.56	98.70	100.00	95.08	97.37
		SNV	100.00	100.00	100.00	100.00	96.72	98.25
		FD	100.00	99.19	99.57	100.00	96.72	98.25
铁杉	PCA-LDA	NP	95.51	92.31	94.33	97.78	84.62	92.96
		SNV	96.63	92.31	95.04	100.00	80.77	92.96
		FD	97.75	90.38	95.04	95.56	84.62	91.55
	PLS-LDA	NP	96.63	86.54	92.91	97.78	88.46	94.37
		SNV	97.75	94.23	96.45	100.00	80.77	92.96
		FD	97.75	92.31	95.74	95.56	84.62	91.55
	LS-SVM	NP	100.00	100.00	100.00	93.33	92.31	92.96
		SNV	97.75	98.08	97.87	97.78	92.31	95.77
		FD	100.00	98.08	99.29	97.78	92.31	95.77
云杉	PCA-LDA	NP	100.00	89.66	96.03	100.00	89.19	96.00
		SNV	100.00	91.38	96.69	100.00	91.89	96.00
		FD	100.00	91.38	96.69	100.00	89.19	96.00
	PLS-LDA	NP	100.00	89.66	96.03	100.00	89.19	96.00
		SNV	100.00	93.10	97.35	100.00	89.19	96.00
		FD	100.00	91.38	96.69	100.00	89.19	96.00
	LS-SVM	NP	100.00	98.28	99.14	100.00	96.43	98.67
		SNV	100.00	100.00	100.00	93.62	96.43	94.67
		FD	100.00	100.00	100.00	100.00	96.43	98.67

谱预处理下,对另外2个树种板材的节子缺陷具有较好的识别能力。此3种板材的节子识别模型均不能准确地识别北美黄杉板材的节子缺陷,同时,北美黄杉板材的节子识别模型也不能准确地识别SPF、铁杉和云杉板材中的节子缺陷。其原因可能是SPF、铁杉和云杉的材性差异较小,但与北美黄杉的材性差异较大。

由图1可知:尽管树种不同,但它们的近红外光谱具有一定的相似性,建立此4个树种板材的混合节子识别模型可能具有更强的实际作用。采用LS-SVM建立混合节子识别模型,其结果如表4所示。

由表4可知:与单一树种最优模型所用光谱预处理方法相同,采用一阶导数预处理结合最小二乘支

表3 单一树种 LS-SVM 模型对其他树种预测结果

Table 3 Results of using a model built within one species to discriminate samples from other species

木材树种	光谱预处理	预测树种	测试集			木材树种	光谱预处理	预测树种	测试集			
			敏感性/%	特异性/%	正确率/%				敏感性/%	特异性/%	正确率/%	
北美黄杉	NP	SPF	100.00	75.41	86.84	铁杉	NP	北美黄杉	64.81	86.49	73.63	
		铁杉	97.78	73.08	88.73			SPF	96.23	95.08	95.61	
		云杉	100.00	64.29	86.67			云杉	95.74	92.86	94.67	
	SNV	SPF	73.58	91.80	83.33		SNV	北美黄杉	24.07	94.59	52.75	
		铁杉	100.00	26.92	73.24			SPF	13.21	100.00	59.65	
		云杉	100.00	82.14	93.33			云杉	74.47	100.00	84.00	
	FD	SPF	98.11	70.49	83.33		FD	北美黄杉	1.85	100.00	41.76	
		铁杉	100.00	38.46	77.46			SPF	69.81	96.72	84.21	
		云杉	100.00	50.00	81.33			云杉	97.87	96.43	97.33	
	NP	北美黄杉	57.41	94.59	72.53		NP	北美黄杉	96.30	81.08	90.11	
		铁杉	88.99	92.31	90.14			SPF	100.00	96.72	98.25	
		云杉	95.74	96.43	96.00			铁杉	97.78	88.46	94.37	
SPF	SNV	北美黄杉	75.93	86.49	80.22		SNV	北美黄杉	27.78	91.89	53.85	
		铁杉	100.00	61.54	85.92			云杉	SPF	81.13	96.72	89.47
		云杉	97.87	92.86	96.00			铁杉	91.11	92.31	91.55	
	FD	北美黄杉	14.81	97.30	48.35		FD	北美黄杉	62.96	81.08	70.33	
		铁杉	91.11	92.31	91.55			SPF	100.00	95.08	97.37	
		云杉	100.00	96.43	98.67			铁杉	97.78	92.31	95.77	

持向量机所建混合模型的性能最优。FD-LS-SVM 模型对测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为 99.50%，95.39%，97.72%。对比表 3，该混合模型对 SPF、铁杉和云杉板材的预测结果与单一模型的预测结果一致，混合模型仅对北美黄杉板材的特异性(94.59%)略低于北美黄杉单一模型的同类指标(97.30%)。这表明混合树种板材节子识别模型的适应性较强，更能适用于不同树种板材的节子缺陷检测。

#### 2.4 表面节子缺陷简化模型的建立与分析

采用随机青蛙算法(RF)对原始光谱的 650 个光谱变量进行特征变量选择。将所有波长变量依 RF 算法运行 100 次后的平均被选概率进行排序，以 0.72 为阈值，选择出概率最大的前 8 个变量作为特征波长，其结果分别为 1 314, 1 358, 1 409, 1 340, 1 260, 1 586, 1 288 和 1 402 nm。其中，1 358 nm 附近为木材中木质素，半纤维素和纤维素的 C—H 伸缩振动和变形振动的一级倍频带，1 409 nm 附近为木质素及抽提物中 C—H 伸缩振动的一级倍频带，1 586 nm 附近为木材纤维素中 O—H 伸缩振动的一级倍频带<sup>[24]</sup>。当木材表面存在节子缺陷时，其节子部位的主要化学成分如木质素、纤维素等的含量与正常部

表4 全波段与特征波段下混合树种板材 LS-SVM 模型结果

Table 4 Results for full wavelengths models and effective wavelengths model

模型类型	光谱预处理方法	预测树种	测试集			模型类型	光谱预处理方法	预测树种	测试集		
			敏感性/%	特异性/%	正确率/%				敏感性/%	特异性/%	正确率/%
全波段模型	NP	混合	98.99	94.74	97.15	特征波段模型	FD	混合	99.50	95.39	97.72
		北美黄杉	98.15	91.89	95.60			北美黄杉	100.00	94.59	97.80
		SPF	100.00	96.72	98.25			SPF	100.00	96.72	98.25
		铁杉	97.78	92.31	95.77			铁杉	97.78	92.31	95.77
		云杉	100.00	96.43	98.67			云杉	100.00	96.43	98.67
	SNV	混合	99.50	94.74	97.44		NP	混合	98.49	93.42	96.30
		北美黄杉	100.00	94.59	97.80			北美黄杉	98.15	91.89	95.60
		SPF	100.00	96.72	98.25			SPF	100.00	96.72	98.25
		铁杉	97.78	92.31	95.77			铁杉	95.56	88.46	92.96
		云杉	100.00	92.86	97.33			云杉	100.00	92.86	97.33

位存在差异<sup>[13]</sup>。因此,所选特征波长可以准确反映板材表面节子缺陷的化学特性。除此之外,板材的光谱数据矩阵从1 056×650降为1 056×8,可大大提高计算速度。

将8个特征波长(effective wavelengths, EWs)下的光谱数据作为输入,采用LS-SVM建立混合板材表面节子缺陷特征波段识别模型(EWs-LS-SVM),并与原始光谱下全波段(full wavelengths, FWs)混合模型(FWs-LS-SVM)对比。结果如表4所示。

从表4中可以看出:EWs-LS-SVM模型测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为98.49%,93.42%,96.30%。与原始光谱下的FWs-LS-SVM模型相比,EWs-LS-SVM模型对测试集的特异性减小,表明EWs-LS-SVM模型对表面节子缺陷识别能力略有降低,这可能是由于EWs-LS-SVM模型只用了8个波长变量,从而导致有利于节子缺陷识别的部分信息丢失引起的。同时,对4个树种板材进行具体分析发现:EWs-LS-SVM对测试集中北美黄杉和SPF板材的预测结果与FWs-LS-SVM模型结果相同,仅仅是铁杉和云杉的预测结果有所降低。考虑到EWs-LS-SVM模型所用变量仅为FWs-LS-SVM模型的1.23%,该结果可以接受。

### 3 结论

采用近红外光谱技术结合化学计量学方法研究了北美黄杉,SPF,铁杉和云杉等4种针叶林板材表面节子缺陷的快速检测方法。结果表明:一阶导数光谱预处理结合最小二乘-支持向量机所建单一树种板材节子识别模型以及混合树种板材节子识别模型的性能最优;SPF,铁杉和云杉板材中任一单一树种板材的节子识别模型对其余2个树种板材中的节子缺陷识别准确率较高,模型适应性较好,但北美黄杉板材节子识别模型不能用于其他3个树种板材节子缺陷的识别,该模型适应性较差;采用随机青蛙算法确定了8个特征波长变量(1 314, 1 358, 1 409, 1 340, 1 260, 1 586, 1 288和1 402 nm),能准确反映木材节子部位与非节子部位主要成分含量的差异;基于特征波长并采用最小二乘-支持向量建立的节子缺陷简化模型性能较好,该模型对混合树种板材测试集的敏感性、特异性和识别准确率分别为98.49%,93.42%,96.30%,虽然测试结果略低于全波段检测模型,但考虑到所用波长变量仅占全波段变量的1.23%,所选特征波长可用于搭建板材节子缺陷检测的快速分析系统。

### 4 参考文献

- [1] 宋小燕,白福忠,武建新,等.应用灰度直方图特征识别木材表面节子缺陷[J].激光与光电子学进展,2015,52(3): 199–204.  
SONG Xiaoyan, BAI Fuzhong, WU Jianxin, et al. Wood knot defects recognition with gray-scale histogram features [J]. *Laser Optoelectron Prog*, 2015, 52(3): 199 – 204.
- [2] KARSULOVIC J T, LEÓN L A, GAETE L. Ultrasonic detection of knots and annual ring orientation in *Pinus radiata* lumber [J]. *Wood Fiber Sci*, 2007, 32(3): 278 – 286.
- [3] MACHADO J S, SARDINHA R A, CRUZ H P. Feasibility of automatic detection of knots in maritime pine timber by acousto-ultrasonic scanning [J]. *Wood Sci Technol*, 2004, 38(4): 277 – 284.
- [4] BARADIT E, AEDO R, CORREA J. Knots detection in wood using microwaves [J]. *Wood Sci Technol*, 2006, 40(2): 118 – 123.
- [5] CRISTHIAN A C, SANCHEZ R, BARADIT E. Detection of knots using x-ray tomographies and deformable contours with simulated annealing [J]. *Wood Res*, 2008, 53(2): 57 – 66.
- [6] LONGUETAUD F, MOTHE F, KERAUTRET B, et al. Automatic knot detection and measurements from X-ray CT images of wood: a review and validation of an improved algorithm on softwood samples [J]. *Comput Electron Agric*, 2012, 85(5): 77 – 89.
- [7] CHEN Lijun, WANG Keqi, XIE Yonghua, et al. The segmentation of timber defects based on color and the mathematical morphology [J]. *Optik-Int J Light Electr Opt*, 2014, 125(3): 965 – 967.
- [8] XIE Yonghua, WANG Jingcong. Study on the identification of the wood surface defects based on texture features [J]. *Optik-Int J Light Electr Opt*, 2015, 126(19): 2231 – 2235.
- [9] POKE F S, RAYMOND C A. Predicting extractives, lignin, and cellulose contents using near infrared spectroscopy on

- solid wood in *Eucalyptus globules* [J]. *J Wood Chem Technol*, 2006, **26**(2): 187 – 199.
- [10] ANDRÉ N, LABBÉ N, RIALS T G, et al. Assessment of wood load condition by near infrared (NIR) spectroscopy [J]. *J Mater Sci*, 2006, **41**(7): 1879 – 1886.
- [11] COGDILL R P, SCHIMLECK L R, JONES P D, et al. Estimation of the physical wood properties of *Pinus taeda* L. radial strips using least squares support vector machines [J]. *J Near Infrared Spectrosc*, 2004, **12**(4): 263 – 270.
- [12] 杨忠, 黄安民, 江泽慧. 近红外光谱结合回归分析预测法判别木材的生物腐朽[J]. 林业科学, 2012, **48**(10): 120 – 124.  
YANG Zhong, HUANG Anmin, JIANG Zehui. Discrimination of wood biological decay by NIR coupled with regression analysis prediction method [J]. *Sci Silv Sin*, 2012, **48**(10): 120 – 124.
- [13] FUJIMOTO T, TSUCHIKAWA S. Identification of dead and sound knots by near infrared spectroscopy [J]. *J Near Infrared Spectrosc*, 2010, **18**(6): 473 – 479.
- [14] YANG Zhong, ZHANG Maomao, CHEN Ling, et al. Non-contact detection of surface quality of knot defects on eucalypt veneers by near infrared spectroscopy coupled with soft independent modeling of class analogy [J]. *BioResources*, 2015, **10**(2): 3314 – 3325.
- [15] 杨忠, 陈玲, 付跃进, 等. 近红外光谱结合 SIMCA 模式识别法检测木材表面节子[J]. 东北林业大学学报, 2012, **40**(8): 70 – 72.  
YANG Zhong, CHEN Ling, FU Yuejin, et al. Rapid detection of knot defect in wood surface by near infrared spectroscopy coupled with SIMCA pattern recognition [J]. *J Northeast For Univ*, 2012, **40**(8): 70 – 72.
- [16] KENNARD R W, STONE L A. Computer aided design of experiments [J]. *Technometrics*, 1969, **11**(1): 137 – 148.
- [17] 褚小立, 袁洪福, 陆婉珍. 近红外分析中光谱预处理及波长选择方法进展与应用[J]. 化学进展, 2004, **16**(4): 528 – 542.  
CHU Xiaoli, YUAN Hongfu, LU Wanzen. Progress and application of spectral data pretreatment and wavelength selection methods in NIR analytical technique [J]. *Prog Chem*, 2004, **16**(4): 528 – 542.
- [18] 郑剑, 周竹, 仲山民, 等. 基于近红外光谱与随机青蛙算法的褐变板栗识别[J]. 浙江农林大学学报, 2016, **33**(2): 322 – 329.  
ZHENG Jian, ZHOU Zhu, ZHONG Shanmin, et al. Chestnut browning detected with near-infrared spectroscopy and a random-frog algorithm [J]. *J Zhejiang A & F Univ*, 2016, **33**(2): 322 – 329.
- [19] 郑剑, 周竹, 仲山民, 等. 基于近红外光谱的褐变板栗识别建模方法研究[J]. 食品科技, 2016, **41**(1): 285 – 290.  
ZHENG Jian, ZHOU Zhu, ZHONG Shanmin, et al. Detection of chestnut browning using different calibration methods based on near-infrared spectroscopy [J]. *Food Sci Technol*, 2016, **41**(1): 285 – 290.
- [20] SUYKENS J A K, de BRABANTER J, LUKAS L, et al. Weighted least squares support vector machines: robustness and sparse approximation [J]. *Neurocomputing*, 2002, **48**(1): 85 – 105.
- [21] LI Hongdong, XU Qingsong, LIANG Yizeng, et al. Random frog: an efficient reversible jump Markov Chain Monte Carlo-like approach for variable selection with applications to gene selection and disease classification [J]. *Anal Chim Acta*, 2012, **740**: 20 – 26.
- [22] 李洪东. 广义灰色分析体系建模的基本问题及其模型集群分析研究[D]. 长沙: 中南大学, 2012.  
LI Hongdong. *Fundamental Problems of Generalized Grey Analytical Systems and Their Research of Model Population Analysis* [D]. Changsha: Central South University, 2012.
- [23] ALVES A, SANTOS A, ROZENBERG P, et al. A common near infrared-based partial least squares regression model for the prediction of wood density of *Pinus pinaster* and *Larix × eurolepis* [J]. *Wood Sci Technol*, 2012, **46**(1): 157 – 175.
- [24] SCHWANNINGER M, RODRIGUES J C, FACKLER K. A review of band assignments in near infrared spectra of wood and wood components [J]. *J Near Infrared Spectrosc*, 2011, **19**(5): 287 – 308.