

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210111

阔叶材原木声信号特征提取及内部缺陷检测*

徐 锋, 吴 寅, 刘云飞, 林海峰

(南京林业大学信息科学技术学院 南京 210037)

摘 要:阔叶材原木质量精准检测可实现木材的高效利用和利润最大化,然而因声信号特征参数提取原理及参数与木材性质对应机理不同,致使分析结果存在差异。基于此,提出一种改进型粒子群优化-变分模态分解(IPSO-VMD)的特征参数提取及缺陷检测方法。通过对缺陷信号稀疏特征分析,将最小平均包络熵确定为 PSO 优化 VMD 的适应度函数,实现对最优参数(K, α)的搜索,并通过改进惯性权值及学习因子,加快 PSO 搜索速度并实现全局最优解。基于边际谱及频带能量率实现对 IPSO-VMD 有效子模的选取,并将其频带分布及能量率作为表征缺陷信号的特征参数,实现对阔叶材原木内部质量的精准检测。实际锯切结果表明,IPSO-VMD 方法对原木主要缺陷类型和主次的预测准确率分别达 88.6% 和 72.7%,且对全局参数无法识别的缺陷同样有效。新特征参数的有效性可为后续融合多参数特征,构建人工智能识别系统,实现原木质量精准检测提供可靠依据。

关键词:阔叶材原木;缺陷检测;变分模态分解;粒子群优化算法;特征提取

中图分类号: TB52⁺9 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Feature extraction of acoustic signal and internal defect detection of hardwood logs based on IPSO-VMD

Xu Feng, Wu Yin, Liu Yunfei, Lin Haifeng

(College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China)

Abstract: The accurate quality detection of hardwood logs can realize efficient utilization and profit maximization of wood. However, due to the difference in extraction principle of acoustic parameters and interaction mechanism between parameters and wood properties, the evaluation results in log quality are different to some extent. On this basis, a method for acoustic feature extraction and defect detection is proposed, which is based on the improved particle swarm optimization-variational modal decomposition (IPSO-VMD). By analyzing the sparse characteristics of defect signals, the minimum average envelope entropy is determined as the fitness function of PSO optimized VMD to search for the optimal combination parameters (K, α). And the search of PSO is accelerated and the global optimal solution is achieved through improving the inertia weight and learning factor of PSO. Then, the effective sub-modes from the IPSO-VMD are selected based on marginal spectrum and energy ratio of sub-band components, and the frequency band distribution and energy ratio of each effective mode are used as the characteristic parameters characterized the defect signal to realize the accurate quality detection of hardwood logs. The actual sawing results show that the major defect types and priorities of logs are detected with accuracy of 88.6% and 72.7%, respectively, and which not identifiable by global parameters could be examined effectively based on the IPSO-VMD method. The effectiveness of the new feature parameters can provide a reliable basis for the accurate detection in log quality through fusing the multi-parameter features and constructing the artificial intelligence recognition system.

Keywords: hardwood logs; defect detection; variational modal decomposition; particle swarm optimization; feature extraction

0 引言

阔叶材原木因其丰富的纹理、较高的美学价值以及再生环保性质而成为制作高附加值木制品理想的原材料。同时随着大型木建筑在世界范围的兴起,具有较高力学强度,绿色低碳并可预制的阔叶材原木也成为一种潜在的优质结构用材。作为生物质材料,阔叶材原木通常含有腐朽、空洞、裂纹等缺陷,且缺陷的数量和程度随产地、树种甚至同一树株的不同部位而显著变化。原木内部缺陷早期检测与发现不仅能为木材企业节约加工成本、提高生产效率,还能增加木材利用率,最终实现木材的优化利用和利润最大化^[1-2]。

声学检测技术因成本低、快速便捷且易于现场作业等优点成为木材检测中最常用的方法之一。研究表明,无论宏观或微观层面,物理或结构上的损伤都可能对声波在原木中的传播特性产生较大影响,但目前已知的声参数与原木性质的相关性并不显著,原木质量检测远未达到期望的精度^[3-4]。本课题组在传统时、频域基础上,结合时-频技术,提出时间中心、阻尼比、峭度等新型声评估参数,研究指出这些声参数对阔叶材原木质量分等或缺陷(率)预测与传统声速方法相比,精度有较大改善,是较好的质量预测指标^[5-6]。在此基础上,课题组进一步提出基于信号分离技术的谱峭度检测方法,研究表明从缺陷信号中提取的谱峭度等参数能够更精确地评估原木内部质量状况^[7]。尽管如此,因每种声参数提取原理以及与木材性质作用机制不尽相同,均存在各自的倾向性,致使检测结果存在一定差异。因此,继续挖掘信号特征信息,提取新型特征参数,才能为后续融合多参数优势,构建人工智能识别系统,实现原木质量精准检测提供可靠依据。

原木检测信号是一种非线性、多特征重叠响应信号,给反映木材性质的特征参数提取带来了极大难度。Trnka等^[8]研究了冲击应力波在5种树种棒材中的传播特征,研究指出与时域描述波的传播行为相比,频域能更详尽地分析波在木棒中的色散和衰减。Lawday等^[9]结合应力波技术和短时傅里叶变换方法评估栎树立木的内部腐朽状况,研究认为声波信号的时-频谱是立木腐朽程度较好的评估指标。此外,一些研究^[5,7,10-13]也指出从信号自适应分解角度去寻求信号的时-频特征应是结构(原木)缺陷识别的可行方法。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)是Dragomiretskiy等^[14]于2014年提出的一种新型可变尺度自适应信号处理方法,能够将复杂信号分解为预设尺度个调幅-调频信号分量,可有效抑制模态混叠现象,适用于非线性、非稳态信号的分解和特征提取,现已

逐渐应用于管道泄漏探测、心音信号分类、结构健康监测、故障诊断等工程领域^[15-19]。

VMD算法在处理信号前需对惩罚因子 α 和分量个数 K 进行设置。 α 主要影响模态函数的带宽, α 越大,各分量带宽之和越小,算法时间越长;同样, K 值设置不当也会导致模态混叠或过分解,影响信号的特征表述。因此,选择合适的 (K, α) 组合是准确提取缺陷信息的关键。目前一些算法^[20-24]已开始应用于VMD参量的选择。鉴于粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)收敛速度快、参数设置少、易于实现等特点,本文拟将改进的PSO方法用于VMD的参数优化中。

本文是在文献[7]信号分离基础上提出的一种改进型VMD特征参数提取及缺陷识别方法。通过对缺陷信号稀疏特征分析,将最小平均包络熵设定为PSO优化VMD的适应度函数,实现对最优参数 (K, α) 的搜索。为避免PSO陷入局部极小值不能实现全局最优解及加快PSO搜索速度,对其惯性权值及学习因子进行了改进。基于Hilbert边际谱及频带能量率实现对VMD有效模态分量的选取,并确定其频带分布及能量率为原木主要缺陷类型及主次的表征参数,实现对原木内部质量(缺陷)状况的较精确评估。

1 变分模态分解算法

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)通过迭代搜索变分模型最优解确定每个分量的中心频率及带宽,进而将输入信号分解为一系列具有稀疏性质的模态分量^[14]。每个子模态也称限带本征模态函数(band-limited intrinsic mode function, BIMF),其为一个以频率 ω 为中心的有限带宽信号,即:

$$u_k(t) = A_k(t) \cos[\phi_k(t)] \quad (1)$$

式中: $u_k(t)$ 是子模态函数, k 为模态序数; $A_k(t)$ 是瞬时幅度, $\phi_k(t)$ 为相位函数,满足 $\phi'_k(t) \geq 0$,且瞬时角频率 $\omega_k(t) = \phi'_k(t)$ 的变化速度远小于 $\phi_k(t)$ 的变化。

为求解各BIMF分量并估算其带宽,VMD引入了式(2)所示的约束变分模型:

$$\begin{cases} \min_{\{u_k, \omega_k\}} \left\{ \sum_k \|\partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t}\|_2^2 \right\} \\ \text{s. t.} \sum_k u_k = f(t) \end{cases} \quad (2)$$

式中: ω_k 为第 k 个模态函数的中心频率, K 为模态总数, ∂_t 是时间的偏微分函数,符号 $\|\cdot\|$ 、 $*$ 分别表示范数和卷积, f 为信号。

为求最优解,引入二次惩罚项 α 和拉格朗日算子

$\lambda(t)$, 将式(2)转化为式(3)所示增广拉格朗日方程:

$$\begin{aligned} \mathcal{L}(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \\ \alpha \sum_{k=1}^K \|\partial_t [(\delta(t) + j/\pi t) * u_k(t)] e^{-j\omega_k t}\|_2^2 + \\ \|f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t)\|_2^2 + \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 为内积。参数 α 可降低高斯噪声影响, 保证信号的重构精度, $\lambda(t)$ 可以约束模型的严密性^[12]。

式(2)梯度的范数最小化可以转化为交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)求解增广拉格朗日方程矩阵的鞍点问题。可以利用范数的Plancherel 傅里叶等距法和 Hermitian 对称在频域内求解, 即将优化的解输入到 ADMM 算法中, 按式(4)~(6)交替更新 \hat{u}_k^{n+1} 、 ω_k^{n+1} 和 $\hat{\lambda}^{n+1}$, 自适应地分解信号的频带, 直到满足式(7)的终止条件, 从而获得预设尺度个窄带 BIMF 分量。

$$\begin{aligned} \hat{u}_k^{n+1}(\omega) = \\ \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i < k}^K \hat{u}_i^{n+1}(\omega) - \sum_{i > k}^K \hat{u}_i^n(\omega) + \hat{\lambda}^n(\omega)/2}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

$$\omega_k^{n+1} = \int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega / \int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega \quad (5)$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}^n(\omega) + \gamma [\hat{f}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{u}_k^{n+1}(\omega)] \quad (6)$$

$$\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < e \quad (7)$$

式中: $\hat{u}_k^{n+1}(\omega)$ 为当前残差 $\hat{f}(\omega) - \sum_{i=1, i \neq k}^K \hat{u}_i^n(\omega)$ 的 Wiener 滤波输出, γ 为噪声容限, e 是收敛终止条件。

2 基于改进型粒子群优化-变分模态分解算法的缺陷识别方法

2.1 IPSO-VMD 方法

粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)是 Kennedy 受鸟类觅食行为启发而提出的一种群智能随机算法。算法中粒子群通过不断更新空间姿态(迁移速度和位置)在搜索空间中寻找问题的最优解。PSO 算法因快速的收敛性和求解全局最优解的高效性, 近年来在非线性问题中得到了广泛应用。

VMD 的结果主要取决预设的参数组合(K, α)。不适当的参数设置将严重影响缺陷信号的精确提取, 导致原木质量的误判, 因此, 引入二维粒子群算法同时寻优 VMD 的该对参数尤为重要。将参数组合(K, α)视为一二维群粒子, 其初始化及更新的速度、位置满足式(8)和(9)的迭代关系。

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} v_{K_i}^{n+1} \\ v_{\alpha_i}^{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} v_{K_i}^n \\ v_{\alpha_i}^n \end{bmatrix} + c_1 r_1 \left(\begin{bmatrix} p_{K_i}^n \\ p_{\alpha_i}^n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{K_i}^n \\ x_{\alpha_i}^n \end{bmatrix} \right) + \\ c_2 r_2 \left(\begin{bmatrix} g_{K_i}^n \\ g_{\alpha_i}^n \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} x_{K_i}^n \\ x_{\alpha_i}^n \end{bmatrix} \right) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{bmatrix} x_{K_i}^{n+1} \\ x_{\alpha_i}^{n+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_{K_i}^n \\ x_{\alpha_i}^n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{K_i}^{n+1} \\ v_{\alpha_i}^{n+1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: ω 为惯性权值, 用于平衡局部和全局的搜索能力, c_1 、 c_2 为学习因子, 分别表示粒子自身认知和群体学习能力, r_1 、 r_2 为(0, 1)之间的随机数, v_{i}^n 、 x_{i}^n 、 p_{i}^n 、 g_{i}^n 分别表示第 n 次迭代中第 i 个粒子的速度、位置、局部最优值和粒子群的全局极值。

由式(8)可知, PSO 性能主要依赖于控制参数 ω 、 c_1 和 c_2 。因此适当的参数组合可以加快算法的收敛速度并达到全局最优值。一种改进型粒子群优化算法(improved particle swarm optimization, IPSO)是将 ω 调整为式(10)所示线性递减惯性权值^[15], c_1 、 c_2 采用式(11)同步学习权值以实现快速寻优过程。

$$\omega = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \times t/T_{\max} \quad (10)$$

$$c_1 = c_2 = c_{\max} - (c_{\max} - c_{\min}) \times t/T_{\max} \quad (11)$$

式中: ω_{\max} 、 ω_{\min} 、 c_{\max} 、 c_{\min} 分别为惯性权值及学习因子最大、最小值, t 、 T_{\max} 分别为当前与最大迭代次数。

在 IPSO 寻优 VMD 参数过程中, 适应度函数的选择非常重要, 它将直接影响优化的结果。当原木截面受到单位纵向冲击作用时, 激发的声振动信号反映了原木内部的质量状态。若原木为健康木, 则根据一维杆振动理论, 其脉冲响应为无穷多个固有频率主振型叠加, 信号较平稳; 而当原木内部存在缺陷时, 响应信号必然会因缺陷导致的一些突变、畸变或衰减等成分而表现出较强的非平稳性。研究表明信号的包络熵能够正确反映信号的稀疏特征^[7,19], 即信号的稀疏性越强, 其包络熵值越小, 反之则越大。因此, 可将各 BIMF 分量 u_k 的包络熵作为 IPSO 优化 VMD 的适应度函数, 其定义如式(12)所示。

$$\begin{cases} E_{pk} = - \sum_{i=1}^N p_{ki} \log_2(p_{ki}) \\ p_{ki} = a_{ki} / \sum_{i=1}^N a_{ki} \end{cases} \quad (12)$$

式中: E_{pk} 、 p_{ki} 分别为 u_k 的包络熵和概率密度函数, N 为信号的长度。 a_{ki} 为 u_k 的包络信号幅值。

VMD 的最优参数(K, α)可通过搜索最小平均包络熵而获得, 即:

$$(K, \alpha) = \arg \min_{(x_K, \alpha)} \left\{ \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_{pk} \right\} \quad (13)$$

2.2 原木内部缺陷识别

IPSO-VMD 应用变分法自适应地确定信号的相关频

带并估计其对应的子模态,因此分解所得每个 BIMF 既包含了信号的局部时域特征也包含了频域尺度信息。对各 BIMF 作 Hilbert 变换并求其边际谱,通过剔除谱幅较小的分量获得有效的 BIMF;由式(14)分别计算有效 BIMF 分量的能量率 E_{u_k} ,以此作为原木声源的特征矢量来识别原木内部缺陷类型及其损伤程度。

$$E_{u_k} = \frac{\sum_i^n (u_k(i))^2}{\sum_{k=1}^K \left(\sum_i^n (u_k(i))^2 \right)} \times 100\% \quad (14)$$

3 材料与方 法

4 种树种共 15 根原木样本来自美国威斯康星州麦迪逊市一家木材加工企业。采用沿纵、径向(如图 1 所示)两种方式对样本进行应力波测试。纵向测试目的是获取应力波信号并用于原木质量预测。测试时由冲击锤敲击原木一端,响应信号由连接至数据采集卡(NI 5132)的传感器探针(Fakopp Enterprise Bt., Agfalva, Hungary)拾取,信号的采样频率为 20 kHz、采样长度为 2 000 点。径向应力波传播时间测试使用 Fakopp 微秒计。测量时将计时器的发射和接受探针分别插入至原木表层下 5 mm 处,沿中心径向对齐。小锤敲击传感器背部激发应力波信号,同时启动连接于两根探针之间的计时器记录应力波传播时间。测试从原木大端 30 cm 处开始,每隔

30 cm 步进,分别沿径向水平(a-a)和垂直(b-b)两个方向进行,直至整个原木测试完毕。径向时间测试主要是估计测试位置的原木质量,以便选择锯切位置,并进一步确定原木内部实际缺陷及分布。原木样本的选择原则、试验的测试环境、原木维度与含水率测量以及试验过程详见文献[6]。为便于分析,现将样本的种类、物理参数及内部特征等重新列于表 1。

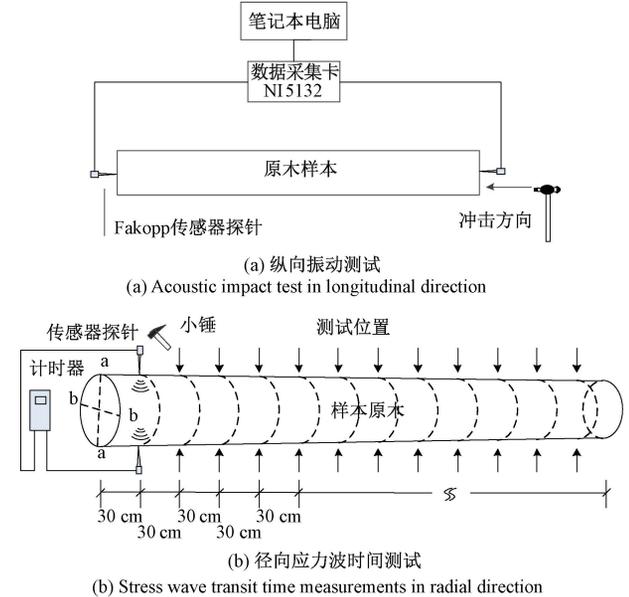


图 1 原木应力波测试示意图

Fig. 1 Schematic diagram of stress wave test in a log

表 1 原木种类、物理参数和主要缺陷类型

Table 1 Species, physical parameters and defect types of the hardwood logs

原木 编号	种类	长度 /m	直径/cm				含水率 /%	主要缺陷类型		
			大端	小端	均值					
1	黑樱桃	2.44	45.4	39.1	38.0	38.1	42.2	38.1	48.4	健康木/端裂
2	红橡	2.54	54.0	53.3	40.6	38.7	53.7	39.7	39.7	重腐/空洞/开裂/孔
3	白橡	2.62	38.6	38.1	38.4	28.6	38.3	33.5	80.8	空洞/开裂/腐朽/环裂(碎片)/孔
4	红橡	2.49	34.1	25.6	23.2	20.6	29.9	21.9	61.6	空洞/腐朽/开裂(碎片)/节子
5	黑樱桃	2.62	48.6	43.2	44.3	38.6	45.9	41.4	58.3	开裂/空洞/腐朽
6	白橡	2.48	38.1	35.9	33.0	33.0	37.0	33.0	31.3	空洞/腐朽/节子
7	红橡	2.67	61.9	59.2	51.8	51.4	60.6	51.6	75.9	空洞/腐朽/环裂
8	三角叶杨	2.60	36.2	35.6	35.7	35.6	35.9	35.6	95.6	环裂/腐朽
9	红橡	2.53	51.4	45.7	43.5	41.0	48.6	42.2	86.0	空洞/腐朽/孔/多节子
10	白橡	2.46	31.0	30.6	26.0	23.8	30.8	24.9	52.5	空洞/腐朽/劈裂/纹理扭曲
11	白橡	2.55	55.7	50.8	38.1	37.8	53.3	37.9	77.4	空洞/开裂
12	白橡	2.34	38.9	35.6	31.1	30.5	37.2	30.8	46.6	裂纹/重腐/腐朽/端裂
13	三角叶杨	2.44	33.0	31.4	31.4	28.1	32.2	29.8	76.8	劈裂/初腐/心腐/顺弯
14	红橡	2.59	38.4	38.1	35.9	35.6	38.3	35.7	68.8	空洞/腐朽/环裂/径裂/节子
15	红橡	2.64	44.0	39.2	45.5	43.5	41.6	44.5	70.3	劈裂/内裂(碎片)/端裂/空洞/腐朽

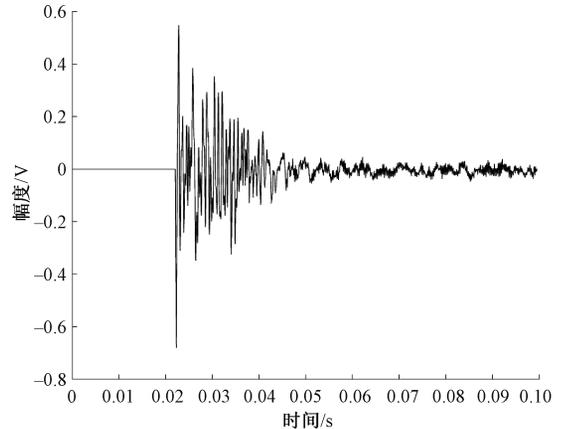
4 结果与讨论

实际采集的声信号可描述为原木共振信号、缺陷信号和背景噪声与传输路径响应函数的卷积。为了精确提取缺陷信号特征,本文首先应用文献[7] AR-MED 方法得到缺陷信号分量(非本研究重点,不再赘述),然后对其作 IPSO-VMD 处理,提取有效子模态函数特征向量,实现原木质量状况的精准判断。

4.1 基于 IPSO-VMD 的原木缺陷特征有效模态选择

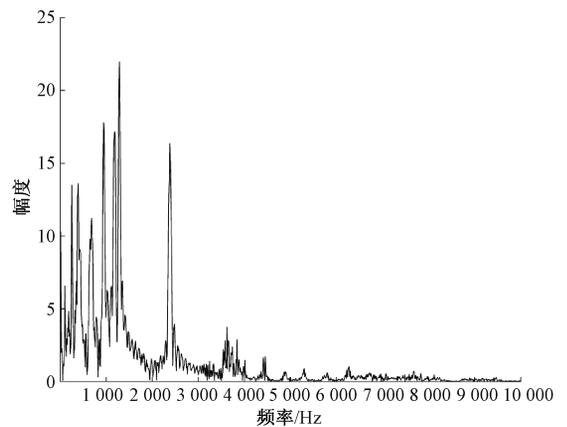
为说明 IPSO-VMD 的缺陷特征模态选择过程,以原木 14 信号为例进行讲解。图 2 所示为原木 14 的时域信号及其频谱。尽管信号的全局特征参数能够反映原木内部损伤程度,但单一的时、频域分析难以获取原木质量分布的特征参数,因此无法估计原木内部缺陷的类型^[6]。由图 2(b) 频谱分布可知,其信号成分主要位于 3 kHz 以下,尤其 250~1 500 Hz 的中低频分量丰富且密集。对其进行 IPSO-VMD 分解,算法的初始化参数列于表 2。参数 (K, α) 和粒子迁移速度 v 的初始值随机分布,但需满足表 2 所示的最值关系。图 3 为优化搜索过程中适应度随迭代次数的收敛曲线。图中最小平均包络熵值 $(E_p)_{\min} = 3.813$,其对应的最优参数 $(K, \alpha) = (10, 2\ 897)$ 。最优参数表明信号能够被分解成 10 个子模态,且其平均最小熵值约为 3.813。

为简化分析,需对信号的主要子模态进行选择。由信号分析理论可知,傅里叶频谱上某一点的频率幅值仅反映信号中存在含该频率的三角函数组分,因此对非平稳信号的实际组分不能准确表达;而边际谱从统计意义



(a) 经AR-MED滤波后的原木14时域信号

(a) Time domain signal filtered by AR-MED of No.14 log



(b) 原木14信号频谱

(b) Frequency spectrum of No.14 log signal

图 2 原木 14 时域响应信号及其频谱

Fig. 2 Time domain signal and spectrum of No. 14 log

表 2 IPSO-VMD 初始参数设置

Table 2 The initial parameters of IPSO-VMD

参数名称	种群数量	迭代次数	惯性权值/ ω		学习权值/ c		粒子移动速度/ v				参数 (K, α)			
			ω_{\max}	ω_{\min}	c_{\max}	c_{\min}	$v_{K \max}$	$v_{K \min}$	$v_{\alpha \max}$	$v_{\alpha \min}$	K_{\max}	K_{\min}	α_{\max}	α_{\min}
参数值	100	30	0.9	0.4	2.1	0.8	50	-50	2	-2	11	2	3 000	500

上表征了各频率点的累积幅值分布,即信号中若存在某一频率的能量,则表示一定出现该频率的振动信号,因此边际谱可看作是一种加权的联合幅值-频率-时间分布,也即可以根据边际谱的幅值大小实现信号有效模态的选择。

对 IPSO-VMD 的 10 个 BIMF 分量 $u_1 \sim u_{10}$ 求边际谱,频谱分布如图 4 所示。由图可得,边际谱与图 2(b) 所示傅里叶谱密切相关,但前者消除了傅里叶谱中可能存在的伪谐波分量。图 4 前 4 个模态中心频率分别为 470、1 190、2 360 和 3 640 Hz,对应的幅值分别为 2.757、

7.792、5.009 和 1.216,远大于后 6 个模态,说明具有这些频率的振动信号出现概率远高于后 6 者,因此,初步可确定前 4 个分量为信号的有效模态。 $u_1 \sim u_4$ 模态的时域波形及频谱如图 5 所示,显然信号已被清晰分离,且无模态混叠现象。

4.2 基于 BIMF 能量率的特征参数提取

一般来说,信号子模态的能量越大,其含有的有用特征信息越显著,因此可将各子模态能量占信号总能量的比率作为进一步确定信号有效模态的方法。鉴于 BIMF 为窄带信号,并参考文献[7]谱峭度带宽设置效

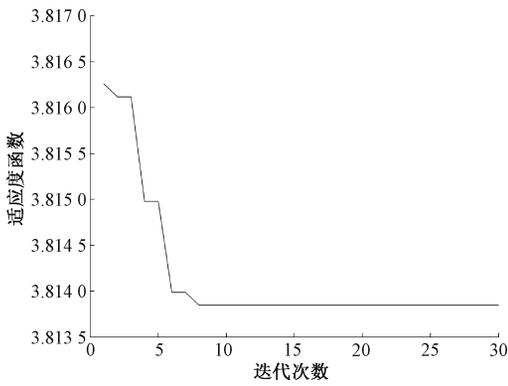


图3 IPSO 优化 VMD 参数过程

Fig. 3 The IPSO optimization process for VMD parameters

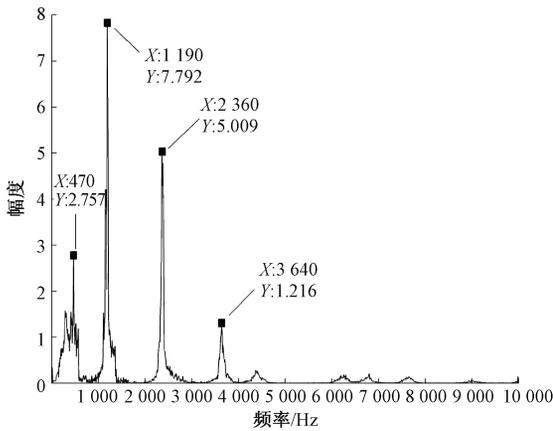


图4 边际谱

Fig. 4 Marginal spectrum

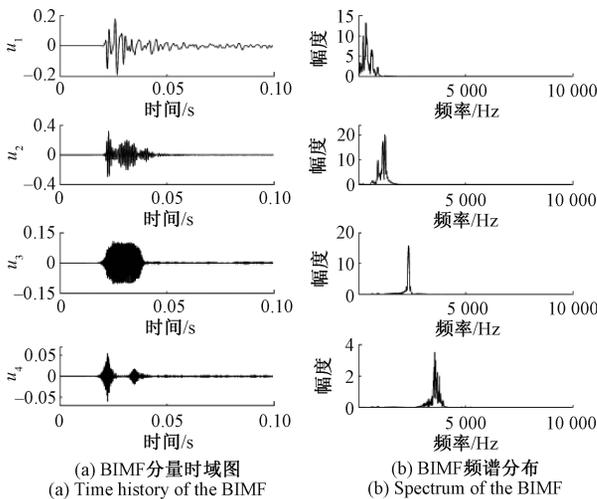


图5 基于 IPSO-VMD 的有效 BIMF 分量及其频谱

Fig. 5 The effective BIMF and spectrum based on IPSO-VMD

的中心频率为 1190 Hz,则可认为 u_2 的能量率是带宽为 1 050~1 350 Hz 的窄带信号所占信号总能量的比值。按式(14)计算原木 14 各子模态能量率,可得 $u_1 \sim u_4$ 能量率分别为 23.7%、54.9%、19.0%和 1.2%,其余模态的能量率均远小于 1%。本文将总能量的 5% 作为有效模态阈值,即当模态的能量率大于 5% 时,可认为该模态为材料特征(缺陷)所致的信号分量,而小于 5% 则认为模态与噪声相关,将其忽略。综上,对于原木 14,其子模态 $u_1 \sim u_3$ 被确定为最终的有效模态,其能量率可作为原木缺陷类型的表征参量。

文献[7]指出,某一子频带信号能量越高,则对应该频带的材质组分在原木中占比越大。另外,一些研究表明,如果原木内部缺陷以空洞或腐朽为主,则在原木内激发传播的声信号频率相对较低^[25-27];若原木内主导缺陷为裂纹或劈裂,则信号中存在高频分量^[28]。因此可得到如下结论:当信号的低频分量能量率较大,则原木中存在空洞或腐朽等缺陷;反之,高频段能量占主导,则原木中存在裂纹、劈裂或端裂等缺陷,也即原木的主要缺陷与信号频带对应关系如表 3 所示。

表 3 信号频带分布与缺陷类型对应关系

Table 3 The corresponding relation between distribution on frequency bands and defect types Hz

频带分布	缺陷类型	频带分布	缺陷类型
150~750	空洞	1 950~2 550	劈裂/裂纹/环裂
750~1 350	严重腐朽	2 550~2 850	端裂
1 350~1 650	中度腐朽	>2 850	健康木
1 650~1 950	初腐		

鉴于原木 14 有效模态 $u_1 \sim u_3$ 的频带及能量率分布,由表 3 可以推断,其内部应存在严重腐朽、空洞和环裂等缺陷,且以腐朽缺陷最为显著。检查原木实际锯切情况(如图 6 所示)发现该 3 种缺陷明显存在,均为原木主要缺陷类型,且又以环裂相对较弱,信号预测结果与实际基本相符。另发现原木中也存在节子等其他缺陷,但明显较小,与主缺陷对原木质量影响相比,基本可以忽略。原木 14 检测结果表明表 3 中信号频段与缺陷类型对应关系的正确性,且各子模态能量率大小,也基本能够反映原木内部缺陷的严重程度。

按上述方法对其余 14 根原木信号作同样处理,并将所有 15 根原木的频带能量率及预测缺陷列于表 4 中(预测缺陷的损伤程度已按能量率大小进行了排序)。

4.3 基于能量率的原木缺陷类型识别

原木 1 的主要模态是位于 2 550~3 450 Hz 的 $u_9 \sim u_{11}$,其能量率分别为 18.6%、38.5%和 35.4%。由表 3 关

果,可将各子模态的能量率看作是以各边际谱频率为中心、带宽为 300 Hz 的窄带信号的能量率。如 u_2 模态

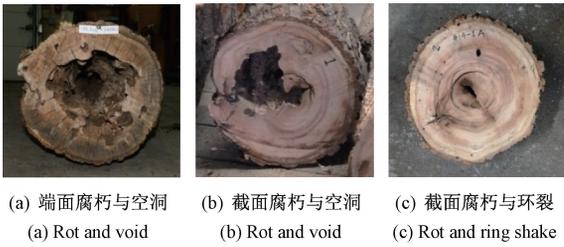


图 6 原木 14 端面及锯切面缺陷状况

Fig. 6 Defects located in the end face and the dissected cross-section of log No. 14

系,原木除端裂外应不存在其他缺陷。观察实际锯切情况(图 7(a)),证实了这一推测的正确性。原木 2 的有效模态能量和约占信号总能量的 98%,其中 450~750 Hz、1 350~1 650 Hz、1 650~1 950 Hz 和 1 950~2 250 Hz 的子模态分别占 14.2%、29.1%、30.3% 和 18.9%;另外

750~1 050 Hz 的模态 u_2 ,虽然较其他有效模态能量相对较弱,但也达到总能量的 5.5%。根据表 3 对应关系,原木内部应存在腐朽、裂纹和空洞等缺陷,且以腐朽最为严重。查看图 7(b)所示锯切图,预测缺陷与实际分布基本相符。原木 3 有效模态能量率相对均衡,位于 16.7%~35.0%之间,说明原木存在多种缺陷,且各缺陷均较为显著。锯切结果显示,预测缺陷与实际状况具有较好的一致性(图 7(c)),再次证明表 3 有关频带分布与缺陷类型对应关系的正确性。原木 4 有效模态的频带分布范围较广,从 150~2 850 Hz 区间均有较高能量率,其中最低为位于 2 550~2 850 Hz 区间的 u_2 ,能量率为 7.9%,最高是 750~1 050 Hz 的 u_5 ,能量率达到了 32.4%。能量率分布表明,原木内部应存在空洞、重腐、初腐、开裂、端裂等一系列较显著缺陷。检查实际锯开的各原木端面可以发现,这些缺陷均清晰可见(如图 7(d)所示)。

表 4 原木响应信号声特征参数及预测缺陷

Table 4 Acoustic feature parameters of the response signals and predicted defects of the hardwood logs

原木 编号	频带信号分量能量率/%												预测缺陷类型
	150~750/Hz		750~1 950/Hz				1 950~2 550/Hz		2 550~	2 850~3 750/Hz			
	150~ 450	450~ 750	750~ 1 050	1 050~ 1 350	1 350~ 1 650	1 650~ 1 950	1 950~ 2 250	2 250~ 2 550	2 850 /Hz	2 850~ 3 150	3 150~ 3 450	3 450~ 3 750	
1	-	-	-	-	-	-	-	-	18.6	38.5	35.4	-	健康木/端裂
2	-	14.2	5.5	-	29.1	30.3	18.9	-	-	-	-	-	初腐/重腐/空洞
3	21.5	-	16.7	-	-	-	22.2	35.0	-	-	-	-	环裂/裂纹/空洞/重腐
4	9.9	-	32.4	-	-	30.3	-	18.5	7.9	-	-	-	重腐/初腐/裂纹/空洞/端裂
5	34.6	-	-	-	24.9	-	-	-	32.2	-	-	-	空洞/端裂/中腐
6	66.9	-	-	-	-	33.1	-	-	-	-	-	-	空洞/初腐
7	-	40.5	-	-	51.5	-	6.6	-	-	-	-	-	中度腐朽/空洞/裂纹
8	-	-	17.8	-	-	-	-	82.2	-	-	-	-	环裂/严重腐朽
9	-	19.4	-	43.5	37.0	-	-	-	-	-	-	-	重腐/中腐/空洞
10	44.8	-	45.4	-	-	-	9.9	-	-	-	-	-	重腐/空洞/劈裂
11	51.0	6.9	-	-	-	-	-	5.1	-	-	-	32.0	空洞/裂纹
12	-	-	43.6	-	-	-	56.4	-	-	-	-	-	裂纹/重腐
13	-	-	-	-	12.8	-	-	87.2	-	-	-	-	劈裂/中腐
14	-	23.7	-	54.9	-	-	-	19.0	-	-	-	-	重腐/空洞/环裂
15	-	20.2	17.2	-	17.8	-	42.8	-	-	-	-	-	劈裂/裂纹/空洞/重腐/中腐

对表 4 中剩余原木可作类似分析,限于篇幅,不再赘述。对比表 4 和 1 可以发现,除一些小缺陷如节子等未作预测以及部分缺陷主次有少许差异外,大部分原木的缺陷预测结果与实际观察一致,即包含所有未作预测的小缺陷在内,全体缺陷的预测准确率约为 73.6%,而对主

要缺陷类型和主次顺序的预测,准确率则分别达到 88.6%和 72.7%。预测结果进一步证实本文所提方法的有效性。

需特别注意的是原木 8,在前期研究^[6-7]中指出,无论是声速、时间中心、阻尼比还是峭度等全局参数均认为

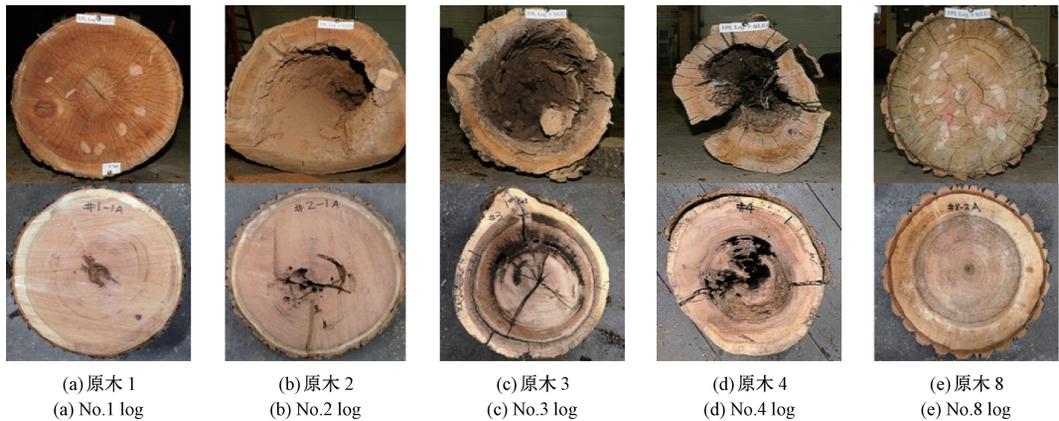


图7 部分原木端面及锯切面缺陷状况

Fig. 7 Defects located in the end face and the dissected cross-section of some logs

该原木为高质量无缺陷健康材,但实际锯切发现原木内部存在较明显的环裂和部分中、轻度腐朽缺陷(图7(e)所示)。查看表4所列原木8有效模态的特征频带,其准确预测了原木中该两种缺陷的存在,且缺陷主次与实际检测结果一致。这一研究结果表明本文方法能有效识别即使全局参数也无法检测的缺陷。

总之,本文方法与文献[7]谱峭度方法相比,尽管在缺陷所致信号特征分量(频带)的表达不如前者灵敏,但有效子模态的能量更加集中,更易识别主要的缺陷类型与主次。另外,与文献[7]相比,除空洞缺陷所对应的特征频带不同,其他缺陷的特征区间虽频率稍低但基本重叠,原因可能是信号特征参数与木材作用的机理不同所致。如对于空洞缺陷,因声波传播的路径较长、能量衰减较大,致使用能量率反应的有效信号频带必然较低,而谱峭度是反应信号突变的四阶统计量,空洞缺陷必然导致较高频率分量的峭度值显著增大,因此用该两种特征量去反映原木内部质量状态,会存在一定的差异,但若能融合两者共同特征,应该可以改善原木质量预测精度。

5 结 论

阔叶材原木因具有多变的自然属性和多样的缺陷种类,致使声检测信号存在非稳态性和缺陷特征重叠性,增加了原木内部质量评估的难度。论文提出了基于IPSO-VMD的信号特征提取方法,确定了有效模态分量的选择方式,提取了模态能量率为原木内部主要缺陷类型的特征参量,实现对原木内部质量状态的较准确评估。基于上述研究结果,得出如下结论:

1) VMD是一种有效的信号分解方法,可以将原木缺陷信号分解为一系列具有稀疏特性的子模态成分,而有效子模态中含有主要缺陷信号的瞬态特征。

2) 以与子模态稀疏特征密切相关的最小平均包络熵作为IPSO适应度函数,能够实现对VMD最优参数对 (K, α) 的快速有效搜索,改善了VMD对非稳态声振动信号分解的自适应。

3) Hilbert 边际谱联合模态能量率方法能够较好实现声响应信号有效子模态的选取,且以这些有效子模态频带能量率作为缺陷的特征向量,能够实现对原木内部主要缺陷类型和主次的较准确识别,可为后续人工智能网络识别系统提供有效的特征输入向量。

参考文献

- [1] EDLUND J, LINDSTRÖM H, NILSSON F, et al. Modulus of elasticity of Norway spruce saw logs vs. structural lumber grade [J]. Holz Als Roh-Und Werkstoff, 2006, 64(4): 273-279.
- [2] FISCHER C, VESTØL G I, ØVRUM A, et al. Pre-sorting of norway spruce structural timber using acoustic measurements combined with site, tree and log characteristics[J]. European Journal of Wood Products, 2015, 73(6): 819-828.
- [3] FARRELL R, NOLAN G. Sorting plantation eucalyptus nitens logs with acoustic wave velocity[R]. Project No. PN07.3018, Victoria, Australia: Forest & Wood Products Australia Limited, 2008.
- [4] KOCA G, DÜNDAR T, AS N. Using the ultrasonic stress wave technique to evaluate structural timber members of an old masonry building [J]. Kastamonu University Journal of Forestry Faculty, 2018, 18(3): 341-349.
- [5] XU F, WANG X, THOMAS E, et al. Defect detection and quality assessment of hardwood logs: Part 1-acoustic

- impact test and wavelet analysis [J]. *Wood and Fiber Science*, 2018, 50(3): 291-309.
- [6] XU F, LIU Y, WANG X, et al. Assessing internal soundness of hardwood logs through acoustic impact test and waveform analysis [J]. *Wood Science and Technology*, 2019, 53(5): 1111-1134.
- [7] XU F, LIU Y, WANG X, et al. Evaluating internal condition of hardwood logs based on AR-minimum entropy deconvolution combined with wavelet based spectral kurtosis approach [J]. *Holzforschung*, 2021, 75(3): 237-249.
- [8] TRNKA J, BUCAR J, STOKLASOVÁ P, et al. Response of wood bars to non-destructive impact [J]. *Experimental Techniques*, 2016, 40(5): 1387-1395.
- [9] LAWDAY G, HODGES P. The analytical use of stress waves for the detection of decay in standing trees [J]. *Forestry*, 2000, 73(5): 447-456.
- [10] XU F, WANG X, TEDER M, et al. Acoustic impact testing and waveform analysis for damage detection in glued laminated timber [J]. *Holzforschung*, 2017, 71(10): 801-811.
- [11] ZHU X, LIU Y. Detection and location of defects in laminated veneer lumber by wavelet package analysis [J]. *BioResources*, 2014, 9(3): 4834-4843.
- [12] YU Y, SUBHANI M, DACKERMANN U, et al. Novel hybrid method based on advanced signal processing and soft computing techniques for condition assessment of timber utility poles [J]. *Journal of Aerospace Engineering*, 2019, 32(4): 04019032. 1-04019032. 13.
- [13] BANDARA S, RAJEEV P, GADA E, et al. Damage detection of in service timber poles using Hilbert-Huang transform [J]. *NDT & E International*, 2019, 107(3): 102141. 1-102141. 15.
- [14] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational mode decomposition [J]. *IEEE Transaction on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [15] DIAO X, JIANG J C, SHEN G D, et al. An improved variational mode decomposition method based on particle swarm optimization for leak detection of liquid pipelines [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, 143.
- [16] HAO Y, DU Z, JIANG J, et al. Research on multipoint leak location of gas pipeline based on variational mode decomposition and relative entropy [J]. *Shock and Vibration*, 2020, 2020(2): 1-11.
- [17] SAINI M, PAYAL, SATIJA U. An effective and robust framework for ocular artifact removal from single-channel EEG signal based on variational mode decomposition [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2020, 20(1): 369-376.
- [18] MOUSAVI M, HOLLOWAY D, OLIVIER J C, et al. Beam damage detection using synchronisation of peaks in instantaneous frequency and amplitude of vibration data [J]. *Measurement*, 2021, 168(1), 108297.
- [19] WANG X B, YANG Z X, YAN X A. Novel particle swarm optimization-based variational mode decomposition method for the fault diagnosis of complex rotating machinery [J]. *IEEE-ASME Transactions on Mechatronics*, 2018, 23(1): 68-79.
- [20] ZHANG X, MIAO Q, ZHANG H, et al. A parameter-adaptive VMD method based on grasshopper optimization algorithm to analyze vibration signals from rotating machinery [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2018, 108: 58-72.
- [21] LI H X, CHANG J H, XU F, et al. Efficient lidar signal denoising algorithm using variational mode decomposition combined with a whale optimization algorithm [J]. *Remote Sensing*, 2019, 11(2): 126.
- [22] SONG E Z, KE Y, YAO C, et al. Fault diagnosis method for high-pressure common rail injector based on IFOA-VMD and hierarchical dispersion entropy [J]. *Entropy*, 2019, 21(10): 923.
- [23] XU B, ZHOU F X, LI H P, et al. Early fault feature extraction of bearings based on Teager energy operator and optimal VMD [J]. *ISA Transactions*, 2019, 86: 249-265.
- [24] ZHU J, WANG C, HU Z Y, et al. Adaptive variational mode decomposition based on artificial fish swarm algorithm for fault diagnosis of rolling bearings [J]. *Proceedings of the institution of mechanical engineers Part C-Journal of Mechanical Engineering Science*, 2017, 231(4): 635-654.
- [25] DACKERMANN U, CREWS K, KASAL B, et al. In situ assessment of structural timber using stress-wave measurements [J]. *Materials and Structures*, 2014, 47(5): 787-803.
- [26] DUNLOP J I. Testing of poles by acoustic resonance [J].

Wood Science and Technology, 1983, 17(1): 31-38.

- [27] MUCCIARDI A N, LULEY C J, GORMALLY K H. Preliminary evidence for using statistical classification of vibration waveforms as an initial decay detection tool[J]. Arboriculture & Urban Forestry, 2011, 37 (5): 191-199.
- [28] HSIAO C, CHENG C C, LIOU T, et al. Detecting flaws in concrete blocks using the impact-echo method [J]. NDT & E International, 2008, 41(2): 98-107.

作者简介



徐锋, 1998 年于南京师范大学获得学士学位, 分别在 2010 和 2020 年于南京林业大学获得硕士学位和博士学位, 现为南京林业大学副教授, 主要研究方向为测试信号处理、林木无损检测、图像重建技术。

E-mail: fxu@njfu.edu.cn

Xu Feng received his B.Sc. degree from Nanjing Normal University in 1998, and received his M.Sc. and Ph.D. degrees

both from Nanjing Forestry University (NFU) in 2010 and 2020, respectively. He is currently an associate professor at NFU. His main research interests include signal detecting and processing technology, non-destructive testing in wood and wood based materials, image reconstruction technique.



刘云飞(通信作者), 1991 年于山西大学获得硕士学位, 2005 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京林业大学教授, 主要研究方向为林木无损检测、林业物联网技术、微波与光学技术。

E-mail: lyf@njfu.com.cn

Liu Yunfei (Corresponding author) received his M.Sc. degree from Shanxi University in 1991 and Ph.D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2005. He is currently a professor at Nanjing Forestry University. His main research interests include non-destructive testing in wood and wood based materials, internet of things technology in forestry, microwave and optical technology.