

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104416

基于无线声发射传感器系统的活立木含水率 诊断方法研究*

刘一柏¹ 吴 寅¹ 刘文波² 刘砚一¹

(1. 南京林业大学信息科学技术学院 南京 210037; 2. 南京航空航天大学自动化学院 南京 211106)

摘 要:水分在活立木的生长代谢过程中起着至关重要的作用,实时准确的含水率测量对于立木培育及林木经营具有关键指导意义。以无损检测活立木树干含水率为主要目标,设计并实现了一套基于无线声发射传感器网络(WASN)的木材含水率诊断系统。首先 WASN 节点高速采样树干表皮的声发射信号,接着计算其特征参数并无线传输至网关,然后采用最大相关最小冗余(mRMR)判据从中筛选出最优特征组合,并经由麻雀算法优化的支持向量机(SSA-SVM)建立含水率辨识模型,最后即可进行在线实时的长期监测诊断。分别在水杉、杨树、松树和山毛榉四类树种上进行了实测,结果表明,诊断准确率最低为 95.5%,所设计 WASN 完全具备长期部署观测树木蒸腾作用的功能。

关键词:声发射;特征选取;含水率;支持向量机;麻雀搜索算法;活立木

中图分类号: TH79;S778 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 220.2510

Research on diagnosis method of standing wood moisture content based on wireless acoustic emission sensor system

Liu Yibai¹ Wu Yin¹ Liu Wenbo² Liu Yanyi¹

(1. College of Information Science and Technology, Nanjing Forestry University, Nanjing 210037, China;
2. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Water content plays a crucial role in the growth and metabolism of standing trees. Real-time and accurate measurement of water content is of key guiding significance for standing tree cultivation and forest management. A wood moisture content diagnosis system based on wireless acoustic emission sensor network (WASN) was designed and implemented for the nondestructive testing of living wood. Firstly, the acoustic emission signals of the trunk epidermis were sampled at high speed by the WASN node, and then the characteristic parameters were calculated and transmitted to the gateway wirelessly. After that, the optimal feature combination was selected by the MRMR criterion, and the water content identification model was established by the support vector machine (SSA-SVM) optimized by the sparrow algorithm. Finally, on-line real-time long-term monitoring and diagnosis can be carried out. The system has been tested on four species of met sequoia, poplar, pine and beech respectively, and the results show that the lowest diagnostic accuracy is 95.5%. The design of WASN was fully capable of long-term observation of tree transpiration.

Keywords: acoustic emission; feature selection; moisture content; support vector machine (SVM); sparrow search algorithm (SSA); standing tree

0 引 言

近年来极端干旱、高温事件明显增多,导致全球尺度上森林衰败、树木死亡问题频发,植物干旱死亡机制的研究成为热点^[1],其中木本植物的水分生理学分析是核心

关注内容^[2]。与此同时,现代林业的数字化经营管理对于森林资源信息的采集技术提出了新的要求,尤其是树木生理信息的实时、准确地远程自动采集^[3]。因此,本文针对树木水分生理测量和林业信息化技术的发展需求,开展基于无线声发射传感器网络(wireless acoustic sensor network, WASN)的活立木含水率诊断方法研究,对我国

林业物联网的深入推广和高效应用具有重要意义。

关于木材含水率的实时计量,国内外学者已提出不少技术手段,如传统的烘干法、射线法、电阻法和核磁共振法等^[4-7],但这些方法或操作繁琐且对待测树木造成较大损伤,或成本高昂不宜野外运行。近年来随着无损检测技术的发展,介电常数法得到了较多重视,徐群等^[8]研究了时域反射法中探针插入深度对测量精度的影响,Dahlen 等^[9]对不同树种的时域反射法检测结果分别进行了预测建模,结果表明其具有较强的普适性,赵燕东等^[10]设计了基于驻波率原理的植物茎体水分传感装置并与国外仪器进行了对比。虽然目前介电常数测试方法相对应用较广,但仍存在传感器与树干尺寸难以匹配、检测电路功耗较高等难题。

另一方面,不同含水率木材的声发射(acoustic emission, AE)信号特征也得到了持续关注,如于帅帅等^[11]分析了马尾松的 AE 信号在不同含水率时的传播速度和能量,Nasir 等^[12]利用 AE 传感器和加速度计检测了热改性木材中的应力波,探讨了热处理对波速和 AE 信号的影响,并利用机器学习方法对其含水率进行了分类评估,Llana 等^[13]针对新西兰松、苏格兰松等针叶树种进行了不同含水率时的无损检测方法(AE、振动传感器、探针)测试,并推导了相应的回归校正系数。结果均显示树木含水率的差异可明显导致其 AE 信号特征的改变,可是尚未发现基于 AE 信号反演其含水率的研究报道。

本文首次开展了基于 WASN 诊断活立木含水率的研究,采用自行设计的低功耗高精度 WASN 节点,能以 5 Msps 采样率收集 AE 信号,并计算相关特征参数,接着网关则需对节点发送的众多 AE 特征数据进行最大相关最小冗余(mRMR)判断筛选,以提升识别准确率,然后采用麻雀搜索算法(SSA)优化支持向量机(SVM)参数,建立最佳的 SSA-SVM 含水率诊断模型,最终即可实现远程实时无损监测活立木树干的含水率。本系统在南林校内的水杉、杨树、松树和山毛榉上分别进行了实测,试验结果证明其诊断识别率可达 95.5%,完全满足林场野外长期部署的各项要求。

1 WASN 含水率无损检测系统

1.1 系统结构框架

林业物联网中的众多无线传感节点一般安装于林木或灌木丛中,负责采集各种生态环境参数(光照、温湿度和 CO₂ 浓度等)或树木生理信息(胸径、郁闭度和含水率等),如图 1 所示。鉴于林场的地理特性当前常采用窄带物联网技术,特别是 LoRa,以稳定传输传感数据至较远程的网关或服务器^[14]。网关通常具备稳定的电源供给和较强的运算能力,可对各个节点的数据进行存储、对比

或融合等分析处理操作。

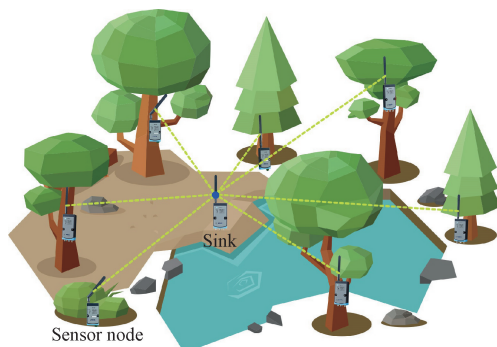


图1 林业物联网系统基本架构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of forestry IoT system

1.2 无线声发射传感节点设计

本文使用的 WASN 节点是在前期基础^[15]上的改进。其具备两条独立的 AE 数据采集通道,均配有低噪声高速放大器 OPA627。超低功耗模数转换器 AD7356 负责将 AE 信号波形采集并输出至 STM32F405RG 中央控制器,LoRa 模块 SX1278 则用于构建 433 MHz 无线通信网络。节点各模块组成及相互连接如图 2 所示,实物样品和安装测量如图 3 所示。

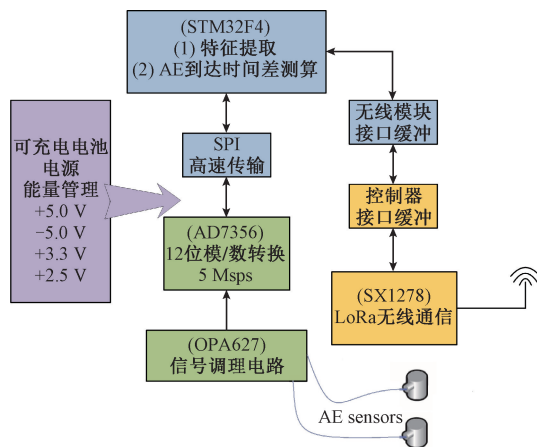


图2 无线 AE 节点组成框架

Fig. 2 Framework of proposed WASN node

数据采集过程中的声源由固定于树干上的微型振动电机产生,测试时发出的应力波经树干表层传播从而被紧贴在树皮处的 AE 传感器所收集;为增强系统抗干扰能力,选用了两枚 R15 α 型探头间隔 10 cm 依次纵向部署于树木胸径高度(地面 1.3 m)附近,声源则呈三点一线式竖直安放于两探头上侧,相距近端探头 10 cm。如此即可对远、近两探头的 AE 信号进行差分项的计算以尽可能降低系统测量误差。

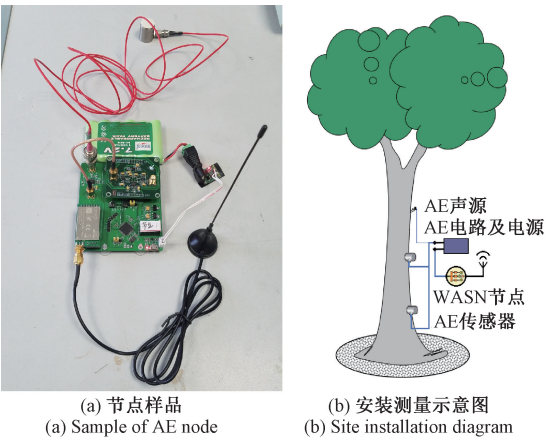


图 3 无线 AE 节点样品及其安装测量示意图
Fig. 3 Field testing diagram of WASN and its sample node

1.3 AE 数据采集

所有 WASN 节点采集的 AE 数据,均可发送至网关处汇总并显示,上位机界面如图 4 所示,各特征参数(幅度、上升时间、持续时间、振铃计数和能量)则用于构建含水率测定的数据样本集。

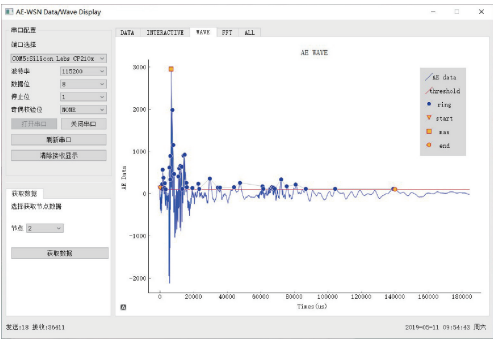
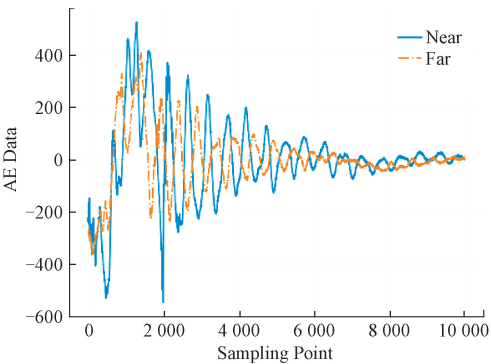


图 4 AE 数据显示界面
Fig. 4 Display interface of AE data

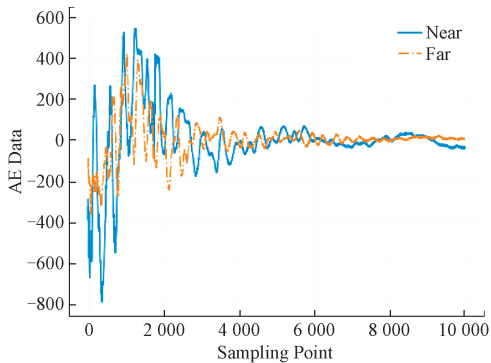
含水率不同时某典型松树木材样本的近/远端 AE 波形如图 5 所示,明显其两端的差分项也在很大程度上受到含水率的影响,鉴于木材的各向异性,近/远端 AE 信号参数的差分值也可作为独立特征量加入样本数据集。

2 WASN 含水率诊断方法框架

以 WASN 所采集的特征参数作为样本集,图 6 展示了本文设计活立木含水率诊断方法的整体结构。主要思想是通过采用 mRMR 算法进行特征选择,优选出与木材含水率相关度最大的 AE 信号特征作为训练输入,以达到原始数据信息的最大化表达;然后由 SVM 建立离线诊断模型,并利用 SSA 方法进行参数寻优,进一步提高模型



(a) 10%含水率松树树干的一个典型测试波形
(a) A typical AE waveforms of pine with 10% moisture content



(b) 20%含水率松树树干的一个典型测试波形
(b) A typical AE waveforms of pine with 20% moisture content

图 5 近端及远端 AE 传感器的单次波形采集结果示例
Fig. 5 Example of single AE waveform for near & far sensors

泛化能力,改善过拟合问题;最后应用于在线实例预测,并通过多种智能识别算法对比验证本文方法的有效性。

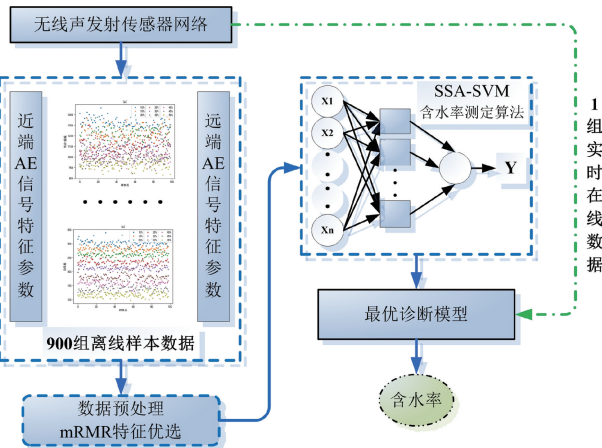


图 6 WASN 含水率诊断方法框架结构
Fig. 6 Structure diagram of moisture content detection method based on WASN

框架中的离线训练部分在网关服务器中完成,在线识别则通过 WASN 传感器系统在各不同树种立木上进行;首先,对通过 WASN 节点获得的样本数据集进行数据

预处理,将其无量纲归一化;接着基于所制备样本的含水率数据标签筛选出最具代表性的6个特征向量;然后利用SSA-SVM算法训练得出最优诊断模型;最后将实时采集的AE信号数据输入该诊断模型以便适配计算其当前含水率数值。

2.1 mRMR 算法

mRMR 算法是一种最大化特征变量与目标之间相关性、而最小化特征之间相关度的特征选择方法,以互信息作为衡量特征与特征、特征与类别变量间相关性的标准:

$$I(x; y) = \iint p(x, y) \log \frac{p(x, y)}{p(x)p(y)} dx dy \quad (1)$$

式中: $I(x; y)$ 就是特征变量 x 和 y 的互信息,它们的概率密度与联合概率密度分别是 $p(x)$, $p(y)$ 和 $p(x, y)$ 。

为找出含有 m 个特征的特征子集 S ,最大相关原则以 $I(x_i; c)$ 的适当顺序搜索与目标类别 c 相关的最佳 m 个特征 x_i ,由以下公式衡量计算:

$$\max D(S, c); D = \frac{1}{|S|} \sum_{x_i \in S} I(x_i; c) \quad (2)$$

但含有 m 个特征的子集可能并不一定是最完美的特征子集,特别若有两个特征高度相互依赖时,需要引入最小冗余准则来消除(式(3));然后采用算子 Φ 整合最大相关系数和最小冗余度(式(4))。

$$\min R(S), R = \frac{1}{|S|^2} \sum_{x_i, x_j \in S} I(x_i; x_j) \quad (3)$$

$$\max \Phi(S, c); \Phi = D - R \quad (4)$$

由此可以计算出样本集 S 中各个特征量的优劣排序。本文将近/远端 AE 信号的时域参数作为特征向量,使其具有相对较快的诊断速度和较高的准确度。在数据归一化后,即可使用 mRMR 算法进行特征优选。

2.2 SVM

SVM 是建立在统计学理论基础上的机器学习方法,在处理小样本、高维度的非线性问题上表现出色。SVM 的目的在于寻找一个最优超平面,使得不同数据最近分界面与超平面的距离最大,即解决如下问题:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \epsilon} & \frac{1}{2} \omega \omega^T + C \sum_{j=1}^l \epsilon_j \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i [(\omega^T x_i) + b] \geq 1 - \epsilon_j \\ \epsilon_j \geq 0; i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: ω 为超平面法向量; x_i 为训练样本; y_i 为样本的类别; b 为根据训练样本确定的阈值; C 为惩罚因子; ϵ_i 为线性不可分时引入的松弛变量。若引入拉格朗日乘子 α_i ,则该问题的拉格朗日函数可写为:

$$L(\omega, b, \alpha) = \frac{\|\omega\|^2}{2} + \sum_{i=1}^m \alpha_i [1 - y_i (\omega^T x_i + b)] \quad (6)$$

再对式(6)中的 ω 和 b 求偏导为 0,可得其对偶形式为:

$$\begin{cases} \max(\sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j x_i^T x_j) \\ \text{s. t. } 0 \leq \alpha_i \leq C; i = 1, 2, \dots, n; \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \end{cases} \quad (7)$$

在非线性的情况下,引入核函数映射:

$$K(x_i, x_j) = [\varphi(x_i), \varphi(x_j)] \quad (8)$$

由以上推导可以得到决策函数为:

$$f(x) = \text{sgn}[\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b] \quad (9)$$

式中: y_j 为对应期望输出; x_j 为输入向量; n 为训练样本数; $\varphi(\cdot)$ 为映射函数; $K(x_i, x_j)$ 为核函数,一般采用径向基核函数(RBF), γ 为核参数:

$$K(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \|x_i - x_j\|^2) \quad (10)$$

由式(5)~(10)可得,对于 SVM,在选取合适核函数后,其性能主要受惩罚因子 C 和 RBF 核参数 γ 影响。因此,若采用高效优化算法对上述参数进行寻优,可以较大提升 SVM 的效果指标。

3 WASN 含水率诊断方法设计

3.1 采集数据及特征选择

首先按照国标 GB/T 1931-2009 制备含水率分别为 10%、15%、20%、25%、30%、35%、40%、45%、50% (误差 $\pm 2\%$) 的黄杨木样本(长 30 cm,直径 14 cm 近圆柱体),使用图 3 所示 WASN 节点采集其 AE 参数。木材与 AE 传感器间通过凡士林耦合,以增强信号传递能力。节点针对 9 款样品各采样 100 次,每组数据则包含近/远端 AE 信号的以下特征:幅度、上升时间、持续时间、振铃计数、能量以及近/远端参数的差分值,共 15 项参数。部分结果如图 7 所示。

其次将原始 AE 数据集归一化处理到 $[0, 1]$:

$$x_i^* = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad i = 1, 2, \dots \quad (11)$$

式中: $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 分别为输入特征数据的最小值和最大值; x_i^* 、 x_i 分别为归一化数据与原始数据。接着构建 AE 参数特征集的数据矩阵(900×15),将其作为 mRMR 的输入,而对应的含水率(10%、15%、20%、25%、30%、35%、40%、45%、50%)则构成标签向量。假定最优特征集的个数为 15,所有 AE 特征量优劣排序结果如表 1 所示。

最后将最优特征集的个数从 1 开始逐次递增,并使用默认参数配置的 SVM 训练及测试,可得对应的识别准确率如图 8 所示。分析可知,当采用排名前 6 的特征构建特征子集时,识别准确度达到最大为 91.4%,此后准确率略微下降。所以本文后续使用筛选得出的前 6 个特征进行含水率诊断算法的分析。

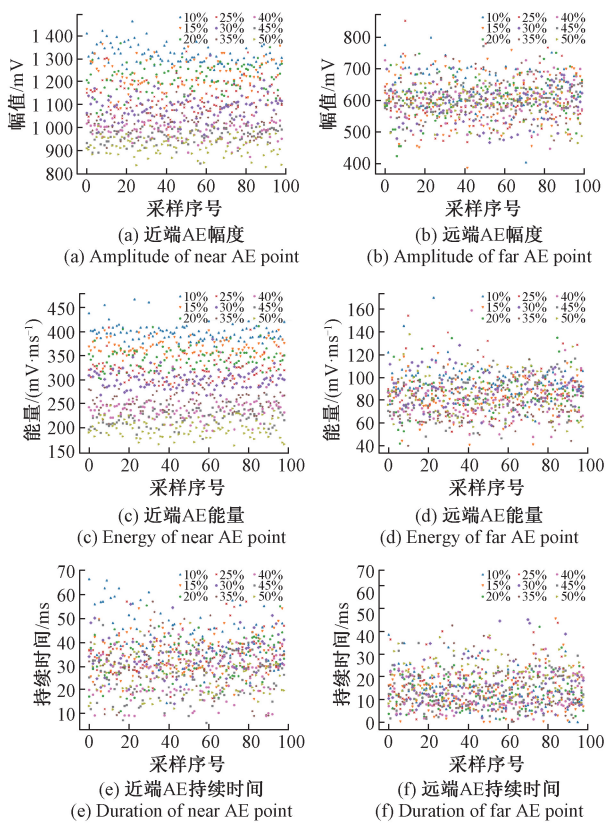


图 7 各木材样品的近/远端 AE 信号采集数据
Fig. 7 AE result of wood samples with different moisture content

表 1 AE 特征筛选结果

Table 1 Feature selection result of mRMR	
筛选 算法	AE 特征量优劣排序
mRMR	①近/远端能量差;②近/远端幅度差;③近端幅度;④近端能量;⑤近端振铃计数;⑥近/远端持续时间差;⑦近端持续时间;⑧近端上升时间;⑨远端上升时间;⑩近/远端振铃计数差;⑪近/远端上升时间差;⑫远端振铃计数;⑬远端幅度;⑭远端持续时间;⑮远端能量

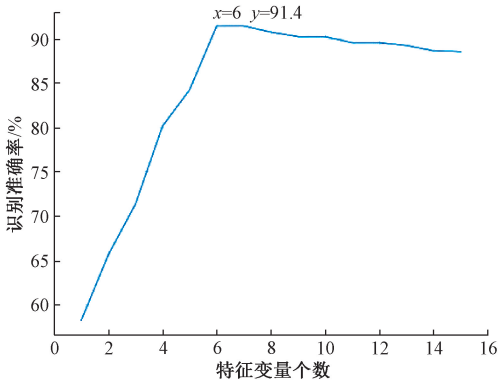


图 8 不同特征变量个数时的识别准确率
Fig. 8 Classification accuracy under different feature set

3.2 SSA-SVM 诊断算法

SSA 算法于 2020 年由 Xue 等^[16]提出,是一种新型的群体智能优化算法,相较于其他算法具有搜索精度高、稳定性好、鲁棒性强等特点^[17]。基于此,本文将 SSA 算法应用到 SVM 的参数寻优中,以 SVM 识别准确率为优化目标,选择最优的惩罚因子和核参数,建立 SSA-SVM 诊断模型。

SSA 主要模拟了麻雀觅食的过程,它将种群分为 3 种群体,发现者、加入者和侦察者。发现者本身适应度较高,搜索范围广,引导种群搜索和觅食;加入者跟随发现者觅食,以获取更高的适应度;侦察者发现有危险时会发出警报,整个种群做出反捕食行为。其中,发现者和加入者可以互相转换,但是占种群的比例保持恒定,发现者一般占到种群的 10%~20%。

假设在一个 D 维的搜索空间,存在 N 只麻雀,则第 k 只麻雀的位置为 $\mathbf{X}_k = [\mathbf{x}_{k1}, \dots, \mathbf{x}_{kd}, \dots, \mathbf{x}_{kD}]$, $\mathbf{x}_{kd}$ 表示第 k 只麻雀在第 d 维的位置。发现者更新位置如下:

$$x_{kd}^{t+1} = \begin{cases} x_{kd}^t \cdot \exp\left(\frac{-k}{a \cdot \text{iter}_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{kd}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (12)$$

式中: t 代表当前迭代次数; $\text{iter}_{\max}$ 是最大迭代次数; x_{kd}^{t+1} 表示在 $t+1$ 代第 k 只麻雀的适应度; $a \in (0, 1]$; R_2 表示预警值; ST 表示安全阈值; Q 是服从标准正态分布的随机数; L 是一行多维的全 1 矩阵。当 $R_2 < ST$ 时,种群未发现捕食者的存在或其他危险,搜索环境安全,发现者可广泛搜索,引导种群获取更高的适应度;当 $R_2 \geq ST$ 时,侦察麻雀发现捕食者,立即释放危险信号,种群做出反捕食行为,调整搜索策略,迅速向安全区域靠拢。加入者更新位置如下:

$$x_{kd}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{\text{worst}}^t - x_{kd}^t}{k^2}\right), & k > \frac{n}{2} \\ x_{\text{best}}^{t+1} + |x_{kd}^t - x_{\text{best}}^{t+1}| \cdot \mathbf{A}^+ \cdot \mathbf{L}, & \text{其他} \end{cases} \quad (13)$$

式中: x_{worst}^t 表示种群第 t 次迭代时最差位置; x_{best}^{t+1} 表示种群第 $t+1$ 次迭代时的最优位置; $\mathbf{A}$ 为只含 1 或 -1 元素的 $1 \times d$ 矩阵,且 $\mathbf{A}^+ = \mathbf{A}^T(\mathbf{A}\mathbf{A}^T)^{-1}$ 。侦察者位置更新:

$$x_{kd}^{t+1} = \begin{cases} x_{\text{best}}^t + \beta(x_{kd}^t - x_{\text{best}}^t), & f_k \neq f_g \\ x_{kd}^t + K\left(\frac{x_{kd}^t - x_{\text{worst}}^t}{|f_k - f_w| + e}\right) f_k = f_g \end{cases} \quad (14)$$

式中: β 表示步长控制参数; $K \in [-1, 1]$; f_k 表示第 k 只麻雀的适应度值; f_g 和 f_w 是当前最佳适应度和最差适应度。

图 9 所示为 SSA 算法对 SVM 参数 C 和 γ 的优化以及利用优化后的 SSA-SVM 算法建立含水率诊断模型的过程。经前述特征选择后,样本集确定,即可初始化 SSA 的种群规模、最大迭代次数、SVM 参数;然后计算麻雀个

体的适应度,更新发现者、跟随者和侦查者的位置;再比较新位置与上一代最优值的优劣,直至满足终止条件;最后输出最优的 SVM 参数,得到 SSA-SVM 含水率诊断模型以供实测。

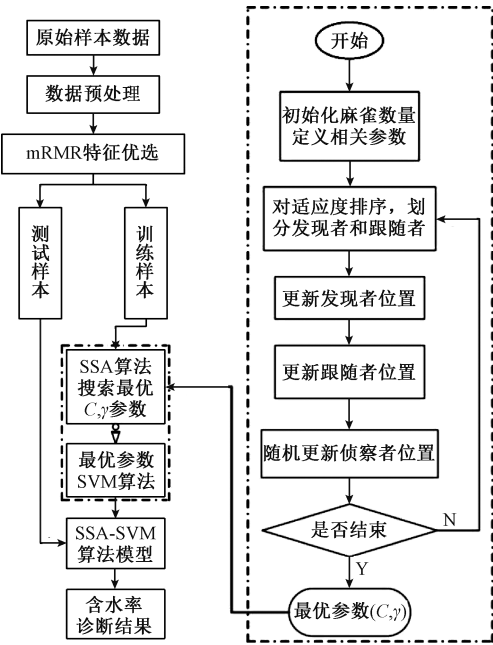


图9 SSA-SVM 程序工作流程
Fig. 9 Flow of SSA-SVM algorithm

4 立木含水率测量系统实验及分析

4.1 算法验证

WASN 的黄杨木样材实测共收集 900 组数据样本,其中包括含水率 10%、15%、20%、25%、30%、35%、40%、

45%、50% 样本各 100 组,按照 7 : 3 的比例随机分成两份,即 630 组训练样本和 270 组测试样本。为了验证 mRMR 特征选择算法的有效性和 SSA-SVM 含水率识别算法的优越性,本文设计了如下两组实验:实验 1) 对比了采用皮尔森相关系数^[18]方法所筛选的特征与 mRMR 选择特征的含水率识别结果,其中识别算法统一使用默认参数的 SVM;实验 2) 对比了 SVM 算法、遗传算法 (GA) 优化的 SVM 算法 (GA-SVM)^[19-20]、网格算法 (GS) 优化的 SVM 算法 (GS-SVM)^[21-22] 以及 SSA 算法优化的 SVM 算法 (SSA-SVM) 对目标含水率进行识别的结果,此处用于训练的特征向量统一由 mRMR 算法所筛选结果构建。

两组试验中,均选用识别准确率和 Kappa 系数作为评价指标。准确率是指分类正确样本占总测试样本的比例;Kappa 系数表示算法分类结果和完全随机的分类结果相比,分类错误减少的比例,其数值在-1~1,越大表示分类效果越好。

1) 特征选择性能分析

皮尔森相关系数能够反映两个特征变量间的相关程度,定义为变量间的协方差与其标准差积的商。系数的绝对值越接近 1,两个变量之间的相关性越强;系数绝对值越接近 0,相关性越弱。广泛应用于各类特征选择过程中。通过计算 AE 信号众特征参数的皮尔森系数,选择独立性强、辨识度高的特征子集作为 SVM 识别的数据来源。经计算其相关分析热力图如图 10 所示,坐标的 0~14 特征变量依次为近端幅度、远端幅度、近/远端幅度差、近端振铃计数、远端振铃计数、近/远端振铃计数差、近端能量、远端能量、近/远端能量差、近端持续时间、远端持续时间、近/远端持续时间差、近端上升时间、远端上升时间、近/远端上升时间差。

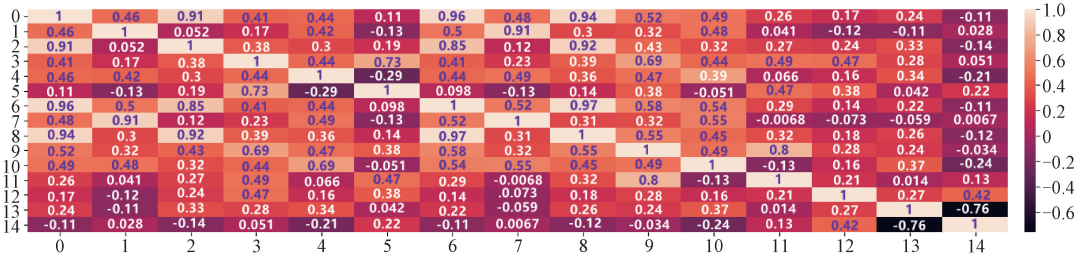


图 10 相关性分析热力图
Fig. 10 Correlation analysis heat map

从图 10 中明显可以得出近端幅度与幅度差,近端能量与能量差,远端幅度与其能量,近端振铃计数与振铃计数差,近端持续时间与持续时间差相关性较大,故可删除近端幅度、远端幅度、近端能量、近/远端幅度差、近端振铃计数、近端持续时间等 6 个特征。

表 2 说明当使用皮尔森相关系数法筛选出的 9 维特

征进行 SVM 识别时,准确率为 83.3%,Kappa 系数为 0.743 5;而使用 mRMR 筛选的特征进行识别,准确率提升至 91.4%,Kappa 系数提升为 0.862 4。相比于皮尔森法的结果,mRMR 算法优选的特征参数维度更低且识别准确率更高,证明了其在 WASN 中 AE 信号特征选择的高效性。

表 2 皮尔森和 mRMR 特征筛选后的 SVM 结果

Table 2 SVM result of Pearson and mRMR feature selection

特征选择方法	特征维度	测试结果	
		准确率/%	Kappa
Pearson	9	83.3	0.743 5
mRMR	6	91.4	0.862 4

2) 不同智能诊断方法效果对比

选取了传统 SVM、GS-SVM 算法、GA-SVM 和 SSA-SVM 算法 4 种方法进行含水率诊断对比测试。其中均采用 mRMR 特征优选的 AE 特征集作为输入,测试结果如表 3 所示。

表 3 各含水率诊断方法性能测试结果

Table 3 Moisture content recognition result of four methods

算法模型	参数		测试结果		迭代时间/s
	C	γ	准确率/%	Kappa	
SVM	2	1	91.4	0.862 4	3.08
GS-SVM	28.56	25.53	92.8	0.901 4	14.74
GA-SVM	66.54	2.56	93.2	0.904 3	17.46
SSA-SVM	33.09	10.19	96.1	0.943 6	7.33

由表 3 可知,优化过的 SVM 算法识别准确率均高于未优化的 SVM 算法,其中 GS-SVM 算法的识别准确率为 92.8%,GA-SVM 算法的识别准确率为 93.2%,本文采用的 SSA-SVM 算法针对测试集的识别准确率为 96.1%,此时的 $C=33.09,\gamma=10.19$ 。

在时间上,SSA-SVM 模型所需迭代时间为 7.33 s,相对 GS-SVM 缩短了 7.41 s,而 GA-SVM 的寻优速度相对较慢,且故障准确率较低。

4.2 活立木实测分析

为验证所设计的 WASN 含水率诊断系统于活立木上的可靠性,实地测试采集了冬季及春季时节南林校园内水杉、杨树、松树、山毛榉等立木的 AE 数据进行分析如图 11 所示,并使用 MD914 型高精度木材水分测试仪标定 (<http://www.weihuameter.com/en/ProductView.Asp?ID=338>) (测量含水率分别为 45.9%、26.1%、34.7%、40.4%)。识别结果如图 12 所示,可见其对在线动态数据仍然具有良好的诊断效果,准确率达到 95.5% 以上。本系统对针叶木和阔叶木均能精确地辨识其含水率,证明诊断模型具有较强大的泛化能力和较好的鲁棒性。

4.3 系统能耗探究

本 WASN 节点的功耗主要由 3 部分构成,分别为模拟 AE 信号源(微型振动电机)的能耗、LoRa 无线通信的能耗和高速 AE 信号采集(模数转换)的能耗。其中所使用的 3612 微型振动马达额定工作电压 3.3 V,工作电流

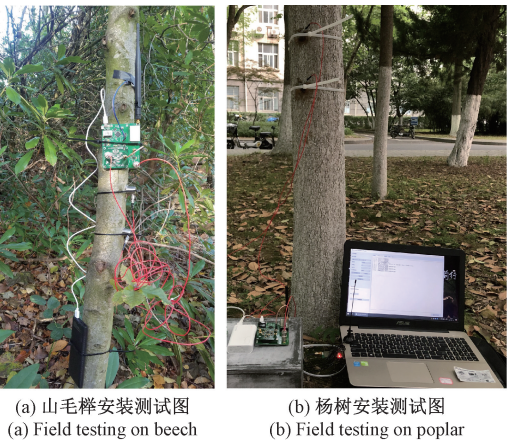


图 11 本 WASN 在树林活立木中的实测

Fig. 11 Field test of the WASN on standing trees

诊断 准确率	水杉	杨树	松树	山毛榉
水杉	96.4%			
杨树		96.7%		
松树			96.3%	
山毛榉				95.5%

图 12 活立木测试结果的混淆矩阵图

Fig. 12 Confusion matrix diagram results on standing trees

85 mA,即功耗为 280.5 mW;LoRa 模块 SX1278 的最大发射功率是 100 mW;模数转换 AD7356 及前置放大器 OPA627 芯片的功耗则约为 111 mW。故整体系统的工作状态能耗约为 492 mW。但由于无线节点均采用工作/休眠模式,其工作/休眠占空比常设置为 3% 左右,而且 AE 信号测量每日只进行 4 次(即每 6 h 测量 1 次)。因此系统的总能耗约为 2 000 mW/d。若结合 3.7 V 30 Ah 的锂电池组,每个无线节点的正常工作生命周期可达 55.5 d。基本可满足林业物联网的野外独立应用要求。

5 结 论

本文研究了基于无线声发射传感器系统的立木含水率无损诊断策略,采用 mRMR 进行 AE 信号特征选择,并构建了 SSA-SVM 诊断模型。系统基于选择后的特征子集,优化了 SVM 运行参数,取得了精确的辨识率。通过对 4 种诊断模型的比较和评价,结论如下,采用 mRMR 算法进行特征选择,输入前 6 个特征变量时,SVM 对采集数据的识别准确率达到 91% 以上;在经过特征优选后,针对黄杨木样品的识别准确率为 96.1%,且与 GA-SVM 和 GS-SVM 相比,SSA-SVM 模型的表现最好;该系统对多种

活立木树干含水率的在线诊断具有较好的泛化性能及良好的鲁棒性,分别应用于水杉、杨树、松树和山毛榉时,其识别准确率可达 96.4%、96.7%、96.3% 和 95.5%;相比于传统手持插针式含水率测量仪,本系统不会给树木造成侵入式的损伤,并可有效表征出树干胸径段的平均水分含量,对野外较高含水率的活立木也具有更强的适用性。

参考文献

- [1] 鲁芮伶,杜莹,晏黎明,等. 森林树木死亡的判定方法及其应用综述[J]. 科学通报, 2019, 64(23): 2395-2409.
- LU R L, DU Y, YAN L M, et al. A methodological review on identification of tree mortality and their applications [J]. Chinese Science Bulletin, 2019, 64(23): 2395-2409.
- [2] 陈志成,姜丽娜,冯锦霞,等. 木本植物木质部栓塞测定技术的争议与进展[J]. 林业科学, 2018, 54(5): 143-151.
- CHEN ZH CH, JIANG L N, FENG J X, et al. Progress and controversy of xylem embolism determination techniques in woody plants [J]. Scientia Silvae Sinicae, 2018, 54(5): 143-151.
- [3] 李文彬,庞帅,阚江明. 森林监测无线传感器网络自供电技术研究进展[J]. 森林工程, 2015, 31(5): 56-61.
- LI W B, PANG SH, KAN J M. Review on self-powered technology of a wireless sensor network in forest monitoring [J]. Forest Engineering, 2015, 31(5): 56-61.
- [4] YANG L, LIU H H, CAI Y C, et al. Real-time moisture content measurement of wood under radio-frequency / vacuum (RF/V) drying [J]. Drying Technology, 2014, 32(14): 1675-1682.
- [5] 李超,张明辉,于建芳. 利用核磁共振自由感应衰减曲线测定木材含水率[J]. 北京林业大学学报, 2012, 34(4): 142-145.
- LI CH, ZHANG M H, YU J F. Determining wood moisture content by free induction decay of nuclear magnetic resonance [J]. Journal of Beijing Forestry University, 2012, 34(4): 142-145.
- [6] 何小东,于大伟,王子奇,等. 木材含水率值电阻法标定及校验方法的研究[J]. 林业科技, 2016, 41(3): 49-51.
- HE X D, YU D W, WANG Z Q, et al. Study on calibration and verification of wood moisture detection by resistance method [J]. Forestry Science & Technology, 2016, 41(3): 49-51.
- [7] 韩建,李雨昭,曹志民,等. 原油含水率红外光谱测量的超稀疏表示方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 78-85.
- HAN J, LI Y ZH, CAO ZH M, et al. Ultra-sparse representation method for measuring crude oil water content using infrared spectroscopy technique [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 78-85.
- [8] 徐群,徐华东,狄亚楠,等. 探针插入深度对时域反射法反演白桦树干含水率精度的影响[J]. 林业工程学报, 2019, 4(4): 120-126.
- XU Q, XU H D, DI Y N, et al. Investigation of the effect of probe insert depth on inversion accuracy of moisture content of Betula platyphylla Suk. Standing trees using time domain reflectometry [J]. Journal of Forestry Engineering, 2019, 4(4): 120-126.
- [9] DAHLEN J, SCHIMLECK L, SCHILLING E. Modeling and monitoring wood moisture content using time-domain reflectometry [J]. Forests, 2020, 11(4): 479.
- [10] 赵燕东,高超,张新,等. 基于驻波率原理的植物茎体水分无损检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 310-316.
- ZHAO Y D, GAO CH, ZHANG X, et al. Non-destructive measurement of plant stem water content based on standing wave ratio [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 310-316.
- [11] 于帅帅,申丽娟,李杨,等. 云南松表面声发射信号采集与特征分析[J]. 西北林学院学报, 2017, 32(2): 247-251, 300.
- YU SH SH, SHEN L J, LI Y, et al. Acquisition and characteristic analysis of the surface of pinus yunnanensis acoustic emission signal [J]. Journal of Northwest Forestry University, 2017, 32(2): 247-251, 300.
- [12] NASIR V, NOURIAN S, AVRAMIDIS S, et al. Stress wave evaluation for predicting the properties of thermally modified wood using neuro-fuzzy and neural network modeling [J]. Holzforschung, 2019, 73(9): 827-838.
- [13] LLANA D F, ÍÑIGUEZ-GONZÁLEZ G, ESTEBAN M, et al. Timber moisture content adjustment factors for nondestructive testing (NDT): Acoustic, vibration and probing techniques [J]. Holzforschung, 2020, 74(9): 817-827.
- [14] 李冰雪,梁振宗,高珊,等. 活立木生物电智能移动终端查询系统的设计[J]. 森林工程, 2019, 35(3): 41-47.
- LI B X, LIANG ZH Z, GAO SH, et al. Design of intelligent mobile terminal system for bioelectricity of standing tree [J]. Forest Engineering, 2019, 35(3): 41-47.

- 41-47.
- [15] 杨焜,吴寅. 一种用于木建筑健康监测无线声发射传感器系统[C]. 2018 中国自动化大会, 2018: 28-34.
YANG K, WU Y. A wireless acoustic emission sensor system for wooden structural health monitoring [C]. 2018 China Automation Congress, 2018: 28-34.
- [16] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal, 2020, 8(1): 22-34.
- [17] 李黄曼,张勇,张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(3): 123-129.
LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Study of transformer fault diagnosis based on improved sparrow search algorithm optimized support vector machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(3): 123-129.
- [18] 陈功平,王红. 改进 Pearson 相关系数的个性化推荐算法[J]. 山东农业大学学报(自然科学版), 2016, 47(6): 940-944.
CHEN G P, WANG H. A personalized recommendation algorithm on improving pearson correlation coefficient [J]. Journal of Shandong Agricultural University (Natural Science Edition), 2016, 47(6): 940-944.
- [19] 周建民,王发令,张臣臣,等. 基于特征优选和 GA-SVM 的滚动轴承智能评估方法[J]. 振动与冲击, 2021, 40(4): 227-234.
ZHOU J M, WANG F L, ZHANG CH CH, et al. An intelligent method for rolling bearing evaluation using feature optimization and GA-SVM [J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(4): 227-234.
- [20] 崔丽洁,程换新,刘军亮,等. 群智能优化算法优化支持向量机的方法及应用[J]. 电子测量技术, 2019, 42(7): 44-48.
CUI L J, CHENG H X, LIU J L, et al. Method and

application of swarm intelligence optimization algorithm for support vector machine optimization [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(7): 44-48.

- [21] HUANG W C, LIU H Y, ZHANG Y, et al. Railway dangerous goods transportation system risk identification: Comparisons among SVM, PSO-SVM, GA-SVM and GS-SVM [J]. Applied Soft Computing, 2021, 109:107541.
- [22] 徐云,王福能. 采用 sEMG 的手势识别用 APSO/CS-SVM 方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(7): 1-7.
XU Y, WANG F N. Gesture recognition method based on sEMG by APSO/CS-SVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(7): 1-7.

作者简介



刘一柏, 2019 年于南京林业大学获学士学位, 现为南京林业大学硕士研究生, 主要研究方向为林业物联网技术。

E-mail: 1098181715@qq.com

Liu Yibai received his B. Sc. degree from Nanjing Forestry University in 2019. Now he is a M. Sc. candidate at Nanjing Forestry University. His main research interest includes internet of things in the forests.



吴寅, 2003 年于同济大学获得学士学位, 2007 年于上海理工大学获得硕士学位, 2013 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京林业大学副教授, 主要研究方向为林业物联网和木材无损检测技术。

E-mail: wuyin@njfu.edu.cn

Wu Yin received his B. Sc. degree from Tongji University in 2003, M. Sc. degree from University of Shanghai for Science and Technology in 2007, and Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2013, respectively. Now he is an associated professor at Nanjing Forestry University. His main research interests include internet of things in the forests and wood non-destructive testing.