

基于茎干含水率的紫薇病虫害等级早期诊断方法

高超<sup>1,2</sup> 赵玥<sup>1,3</sup> 赵燕东<sup>1,2</sup>

(1. 北京林业大学工学院, 北京 100083; 2. 城乡生态环境北京实验室, 北京 100083;  
3. 林业装备与自动化国家林业局重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 为了对植物病虫害进行早期预警,提出一种基于茎干含水率的植物病虫害等级早期诊断方法。以紫薇为研究对象,监测复苏萌芽期内不同健康等级紫薇的茎干含水率;然后,分别通过关键参数和主成分分析对茎干含水率进行特征提取;最后,结合有监督和无监督学习模型实现对紫薇病虫害等级的早期诊断。基于方差分析,紫薇健康等级对日最小含水率、日最大含水率、日平均含水率、日极差含水率4个关键参数的影响均为极显著。基于主成分分析,茎干含水率时间序列前4个主成分的累计贡献率达到99.7%。在有监督模型中,以主成分特征为输入的BP模型的性能最优,平均识别率达到98%;在无监督模型中,以主成分特征为输入的K均值模型最优,平均识别率达到92%。因此,茎干含水率可以作为诊断植物病虫害等级的早期指标,主成分特征优于关键参数特征,有监督模型优于无监督模型。

**关键词:** 紫薇; 茎干含水率; 病虫害等级; 早期诊断; 特征提取; 学习模型

**中图分类号:** TP391      **文献标识码:** A      **文章编号:** 1000-1298(2018)11-0189-06

Early Diagnosis Method of Disease and Pest Level on *Lagerstroemia indica* Based on Stem Water Content

GAO Chao<sup>1,2</sup> ZHAO Yue<sup>1,3</sup> ZHAO Yandong<sup>1,2</sup>

(1. School of Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China

2. Beijing Laboratory of Urban and Rural Ecological Environment, Beijing Municipal Education Commission, Beijing 100083, China

3. Key Laboratory of State Forestry Administration for Forestry Equipment and Automation, Beijing 100083, China)

**Abstract:** A new method was proposed for early diagnosis of disease and pest level based on stem water content, which provided early warning for diseases and pests. *Lagerstroemia indica* seedlings with different health levels were monitored for acquiring stem water content. Then the features of stem water content were respectively extracted by two methods, including key parameter and principle component analysis. Ultimately, some supervised and unsupervised models were established for early diagnosis of disease and pest level on *Lagerstroemia indica*. Judging from variance analysis, the effects of health level on four key parameters (daily minimum, maximum, average and range of stem water contents) were all in very significant difference. Judging from principle component analysis, the cumulative contribution rate of the first four principal components of stem water content reached 99.7%. Among supervised models, BP model with input of PCA features performed the best and its average recognition reached 98%. Among unsupervised models, K-means model with input of PCA features performed the best and its average recognition rate reached 92%. Hence, stem water content can be chosen as a reliable index for early diagnosis of plant disease and pest level. The PCA features were superior to the key parameter features. The performance of supervised models was better than that of unsupervised models.

**Key words:** *Lagerstroemia indica*; stem water content; disease and pest level; early diagnosis; feature extraction; learning model

收稿日期: 2018-09-11    修回日期: 2018-09-30

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2017YFD0600901)、北京市科技计划项目(Z161100000916012)和北京市共建项目

**作者简介:** 高超(1991—),男,博士生,主要从事生态智能检测与控制研究,E-mail: gaochao9158@sina.com

**通信作者:** 赵燕东(1965—),女,教授,博士生导师,主要从事生态智能检测与控制研究,E-mail: yandongzh@bjfu.edu.cn

0 引言

森林植被中病虫害的大面积传播蔓延,将破坏森林生态平衡。因此,及时对植物病虫害进行诊断具有重大意义,这也成为广大学者的研究热点。

目前,植物病虫害诊断方法主要分为两类,即基于植物外部表现特征的诊断方法和基于植物内部生理特征的诊断方法<sup>[1-3]</sup>。植物一般在感染病虫害后,其茎、花、叶、果实等部位会残留病斑或虫斑,结合机器视觉和相关图像处理方法即可完成植物病虫害的诊断。BOISSARD 等<sup>[4]</sup>融合图像扫描、采样优化、视觉认知等技术,设计了温室玫瑰叶粉虱早期诊断系统,该系统能够准确地识别并统计粉虱,且效率是人工识别计数的 5 倍。PYDIPATI 等<sup>[5]</sup>在实验室采用模拟相机获取正常柑橘叶片和 3 种染病叶片的图像,并以颜色指数为特征构建了基于神经网络的柑橘病害分类系统,该系统的平均识别准确率达到 95%。EBRAHIMI 等<sup>[6]</sup>在温室中采用数字相机获取草莓冠层图像,并以图像区域指数和颜色指数为特征构建了基于支持向量机的草莓寄生虫分类系统,该系统的平均相对误差小于 2.25%。MOHANTY 等<sup>[7]</sup>借助植物叶片图像的开源数据库,训练了卷积神经网络,该网络对 14 种作物和 26 种病虫害的识别准确率达到 99.35%。尽管随着图像特征提取和分类识别算法的优化和创新,基于植物外部表现特征的病虫害识别率逐步上升,但是此时病虫害已经严重危害植物健康,达不到提前预警、防治的目标。

当植物受到病虫害侵袭时,植物各种组织的新陈代谢活动不稳定,进一步影响植物的生理生化参数,而植物的外部表现症状与其内部生理变化在时间上存在滞后性,因此通过测量植物的生理生化指标可以实现对病虫害的提前预警<sup>[8]</sup>。MOSHOU 等<sup>[9]</sup>运用高光谱反射成像和多光谱荧光成像技术对染病前后冬小麦的叶绿素含量进行监测,并通过敏感波段提取和数据融合算法实现了对小麦条锈病的诊断识别,识别准确率达到 94.5%。ELLIS 等<sup>[10]</sup>以苹果树为试验对象,发现感染白粉病的苹果树叶片的光合速率和呼吸速率都显著下降,这种抑制作用在幼叶中表现得更为强烈。MOALEMIYAN 等<sup>[11]</sup>以芒果树为试验对象,通过判别分析挥发性有机物含量对茎腐病和炭疽病进行诊断,该方法的识别率在 33%~88% 之间。与此同时,一些学者采用酶联免疫吸附试验法和聚合酶链式反应法在分子水平上实现了对植物病虫害的精确诊断<sup>[12-14]</sup>。尽管通过监测植物的生理生化参数可以实现对病虫害的早期诊断,但是现阶段对植物生理生化指标难以实现野

外快速、无损、连续地测量,因此限制了其在农林业生产中的大规模应用。

有学者证实,在病虫害侵染植物的早期阶段,植物体内水分含量有显著变化,因此可以作为检测病虫害的早期指标<sup>[15-17]</sup>。随着茎干含水率检测技术的发展,现阶段国内已研发出适用于野外快速、无损、连续测量的茎干含水率传感器,这使得通过监测植物茎干含水率变化实现病虫害的早期诊断成为可行<sup>[18-20]</sup>。本文以紫薇为研究对象,通过长期监测紫薇萌芽期茎干含水率变化,分析不同染病程度紫薇的茎干含水率差异,并以茎干含水率为特征,结合相关机器学习算法实现对紫薇病虫害等级的早期诊断。

1 试验材料与方法

1.1 试验地点概况

试验地点位于北京市海淀区东升镇八家村的三顷园苗圃,其地理位置为 116°20′43.6236″E, 40°0′41.9184″N,海拔高度为 50 m 左右,地势平坦,占地约 31 200 m<sup>2</sup>,苗圃内培育有紫薇、核桃楸、海棠等多种小型乔木。土壤质地为粘壤土,土壤 pH 值在 7~8 之间。四季分明,春秋短促,年均气温为 12.6℃,年均降水量为 620 mm,年均日照时数为 2 569 h,属温带季风气候。

1.2 试验样本制备

依据历史的栽培经验,苗圃内的紫薇每年 6 月都会被紫薇绒蚧所侵蚀,而其分泌物又极易引发煤污病,在叶面上形成黑色小霉斑,在影响叶片光合作用的同时也降低了紫薇的观赏价值<sup>[21]</sup>。并且紫薇绒蚧通常在枝干的裂缝内越冬孵化,难以从表现上识别,因此试验中选取树势相近的紫薇作为研究对象,分析不同染病程度紫薇的茎干含水率差异。为了获取不同染病程度的紫薇样本,将苗圃内紫薇分为 3 等份并施加不同等级的病虫害防治措施。对第 1 等份紫薇在冬春两季均施加病虫害防治措施,包括修剪枝条、喷洒石硫合剂等;对第 2 等份紫薇只在春季发芽前施加病虫害防治措施;对第 3 等份紫薇则不施加任何病虫害防治措施。由于采取了不同等级的防治措施,紫薇在 7 月长出叶片后呈现出不同的健康状态,具体的表现特征如图 1 所示。图 1a 为第 1 等份紫薇叶片的典型特征,即几乎没有黑斑,可将其标记为健康紫薇;图 1b 为第 2 等份紫薇叶片的典型特征,即黑斑面积小于 1/3 叶面积,可将其标记为轻微病虫害紫薇;图 1c 为第 3 等份紫薇叶片的典型特征,即黑斑面积大于 1/3 叶面积,可将其标记为严重病虫害紫薇。表 1 展示了不同健康等级紫薇

在各生长周期中的树势,从表中可以看出,在落叶休眠期,不同健康等级紫薇在树势上无显著差异,而在复苏萌芽期、开花期、结果期,不同健康等级紫薇在树势上有显著差异,从好到坏依次为:健康紫薇、轻微病虫害紫薇、严重病虫害紫薇,因此表明复苏萌芽期是实现紫薇病虫害等级早期诊断的最佳时间周期。

1.3 试验数据采集

在完成了 3 种不同健康等级紫薇样本的制备之

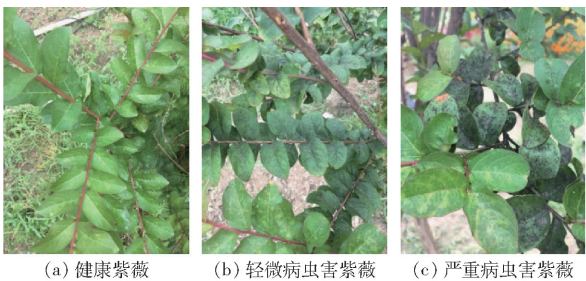


图 1 不同健康等级的紫薇

Fig. 1 Lagerstroemia indica with different health levels

表 1 不同健康等级紫薇在各生长周期中的树势

Tab.1 Tree vigor with different health levels of Lagerstroemia indica in different growth periods

| 紫薇树势  | 生长周期        |              |           |             |
|-------|-------------|--------------|-----------|-------------|
|       | 落叶休眠期       | 复苏萌芽期        | 开花期       | 结果期         |
|       | 11 月—次年 3 月 | 3—7 月        | 7—9 月     | 9—11 月      |
| 健康    |             | 叶片舒展且没有黑斑    | 花量大且花期长   | 果量大且果实饱满    |
| 轻微病虫害 | 外观上无显著差异    | 叶片轻微扭曲且有少量黑斑 | 花量偏少且花期偏短 | 果量偏少且果实轻微干瘪 |
| 严重病虫害 |             | 叶片严重扭曲且有大量黑斑 | 花量少且花期短   | 果量少且果实严重干瘪  |

后,从每种健康等级紫薇中选取 24 株作为试验对象。采用 BD-IV 型植物茎干含水率传感器(北京林业大学,0~60%,±1%)测量紫薇茎干体积含水率,传感器的安装位置紧邻于主干第一分叉处,采用自主设计的基于 AVR128 的多通道数字采集器连接各路茎干含水率传感器,试验中的一个监测站如图 2 所示。采集器每 10 min 自动采集并存储一个数据包,1 d 总计采集 144 个数据包,即对于每株紫薇,采集器每天可以记录 144 个茎干含水率。在紫薇整个萌芽过程中,对所有试验对象均采用相同的栽培管理模式,保证其水分、养分供给等外部环境相近,并记录紫薇茎干含水率的变化过程。

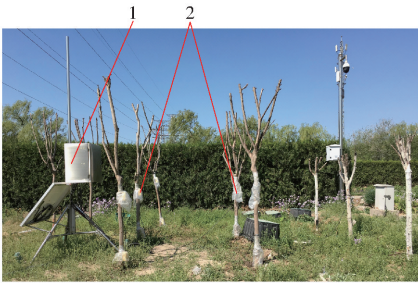


图 2 茎干含水率监测站

Fig. 2 Monitoring station of stem water content

1. 数字采集器 2. 茎干含水率传感器

2 结果与分析

2.1 茎干含水率特征提取

2.1.1 基于关键参数的特征提取

通过茎干含水率监测站的连续监测,得到紫薇茎干含水率的时间序列数据。基于时间序列的

茎干含水率采样数据具有一定的冗余性,直接用于建模不仅会增加模型的复杂度,而且会降低模型的泛化能力,因此有必要对原始茎干含水率数据进行特征提取<sup>[22-23]</sup>。图 3 展示了 3 种不同健康等级紫薇的茎干含水率在复苏萌芽期的变化规律(由于采集器的故障,2017 年 6 月 21—26 日期间数据缺失)。由图 3 可以看出,健康和轻微病虫害紫薇的茎干含水率在萌芽期呈现先下降后上升的趋势,严重病虫害紫薇的茎干含水率则是一直在下降。依据萌芽期茎干含水率的变化规律可以对紫薇健康状态进行初步评估,但是需要等待到紫薇长出新叶,而此时新叶表面已有病斑,不能达到对病虫害提前预警的目的。

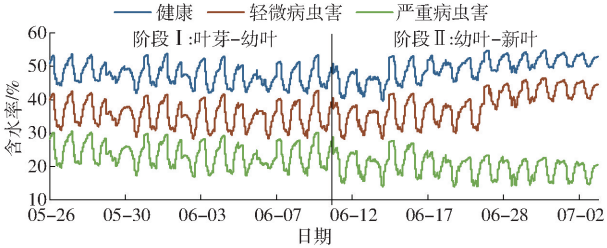


图 3 2017 年复苏萌芽期不同健康等级紫薇的茎干含水率变化曲线

Fig. 3 Stem water content changing curves of Lagerstroemia indica with different health levels in bud stage

紫薇茎干含水率呈现出单波峰单波谷的周期性变化规律,周期为 1 d,因此以天为单位对茎干含水率时间序列进行特征提取具有可行性,并选取日最小含水率、日最大含水率、日平均含水率、日极差含水率 4 个关键参数作为茎干含水率特征。以萌芽期第 I 阶段数据为基础,图 4 展示了 2017 年 6 月 1 日



不同健康等级紫薇茎干含水率 4 种关键参数的均值和方差。由图 4 可以看出,不同健康等级紫薇茎干含水率的日最小含水率、日最大含水率、日平均含水率差异较大,与健康状态正相关,日极差含水率差异较小,与健康状态负相关。这种现象符合植物的病虫害生理特性,因为健康植物的茎干储水能力和调节能力均高于感染病虫害的植物,所以健康植物的茎干含水率会处在一个较高的水平且波动较小。为了进一步验证 4 种关键参数在不同健康等级紫薇中差异性,表 2 展示了关键参数的方差分析结果。从表 2 可以看出,4 种关键参数的显著水平  $P$  值均小于 0.01,表明健康等级对关键参数的影响均为极显著。由于健康等级分为 3 个水平,还需要分析每 2 个健康等级间对关键参数的影响,表 3 展示了健康等级间的两两比较结果。由表 3 可以看出,只有健康等级 1、2 对极差含水率的影响为不显著,其余两两比较的结果均为极显著。综合以上的分析结果,表明 4 种关键参数可以作为茎干含水率的特征向量用以诊断紫薇的病虫害等级。

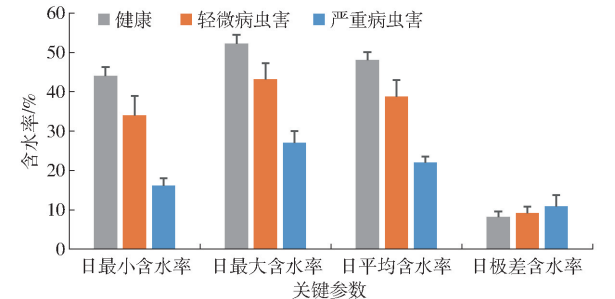


图 4 萌芽期不同健康等级紫薇茎干含水率的关键参数  
Fig.4 Stem water content key parameters of *Lagerstroemia indica* with different health levels in bud stage

表 2 关键参数的方差分析

| Tab.2 Variance analysis of key parameters |    |       |     |        |         |        |
|-------------------------------------------|----|-------|-----|--------|---------|--------|
| 关键参数                                      | 来源 | 平方和   | 自由度 | 均方     | $F$     | $P$    |
| 日最小含水率                                    | 组间 | 0.953 | 2   | 0.476  | 421.562 | <0.001 |
|                                           | 组内 | 0.078 | 69  | 0.001  |         |        |
|                                           | 总计 | 1.031 | 71  |        |         |        |
| 日最大含水率                                    | 组间 | 0.778 | 2   | 0.389  | 368.243 | <0.001 |
|                                           | 组内 | 0.073 | 69  | 0.001  |         |        |
|                                           | 总计 | 0.851 | 71  |        |         |        |
| 日平均含水率                                    | 组间 | 0.842 | 2   | 0.421  | 534.468 | <0.001 |
|                                           | 组内 | 0.054 | 69  | 0.001  |         |        |
|                                           | 总计 | 0.896 | 71  |        |         |        |
| 日极差含水率                                    | 组间 | 0.009 | 2   | 0.004  | 10.350  | <0.001 |
|                                           | 组内 | 0.029 | 69  | <0.001 |         |        |
|                                           | 总计 | 0.038 | 71  |        |         |        |

2.1.2 基于主成分的特征提取

茎干含水率采样数据可以被视作时间序列上的高维向量,采用主成分分析可以将高维向量映射成

表 3 健康等级间的两两比较

| Tab.3 Pairwise comparisons among health levels |      |      |        |        |        |
|------------------------------------------------|------|------|--------|--------|--------|
| 关键参数                                           | 健康等级 | 健康等级 | 均值差值/% | 标准误差/% | $P$    |
| 日最小含水率                                         | 1    | 2    | 10.0   | 1.0    | <0.001 |
|                                                |      | 3    | 27.8   | 1.0    | <0.001 |
|                                                | 2    | 1    | -10.0  | 1.0    | <0.001 |
|                                                |      | 3    | 17.8   | 1.0    | <0.001 |
|                                                | 3    | 1    | -27.8  | 1.0    | <0.001 |
|                                                |      | 2    | -17.8  | 1.0    | <0.001 |
| 日最大含水率                                         | 1    | 2    | 9.0    | 0.9    | <0.001 |
|                                                |      | 3    | 25.1   | 0.9    | <0.001 |
|                                                | 2    | 1    | -9.0   | 0.9    | <0.001 |
|                                                |      | 3    | 16.1   | 0.9    | <0.001 |
|                                                | 3    | 1    | -25.1  | 0.9    | <0.001 |
|                                                |      | 2    | -16.1  | 0.9    | <0.001 |
| 日平均含水率                                         | 1    | 2    | 9.3    | 0.8    | <0.001 |
|                                                |      | 3    | 26.1   | 0.8    | <0.001 |
|                                                | 2    | 1    | -9.3   | 0.8    | <0.001 |
|                                                |      | 3    | 16.8   | 0.8    | <0.001 |
|                                                | 3    | 1    | -26.1  | 0.8    | <0.001 |
|                                                |      | 2    | -16.8  | 0.8    | <0.001 |
| 日极差含水率                                         | 1    | 2    | -10.0  | 0.6    | 0.097  |
|                                                |      | 3    | -2.7   | 0.6    | <0.001 |
|                                                | 2    | 1    | 10.0   | 0.6    | 0.097  |
|                                                |      | 3    | -1.7   | 0.6    | 0.006  |
|                                                | 3    | 1    | 2.7    | 0.6    | <0.001 |
|                                                |      | 2    | 1.7    | 0.6    | 0.006  |

注:等级 1 表示健康,等级 2 表示轻微病虫害,等级 3 表示严重病虫害。

低维向量,在达到特征提取目的的同时,还能保证各特征之间相互独立<sup>[24-26]</sup>。同样以复苏萌芽期数据为基础,图 5 展示了整个复苏萌芽期不同健康等级紫薇茎干含水率的主成分贡献率。在图 3 中,不同健康等级紫薇在阶段 I 和阶段 II 中呈现出不同的变化规律,但在图 5 中,不同健康等级紫薇茎干含水率的前 4 个主成分累计贡献率均超过 99.5%,表明基于主成分的特征提取适用于整个复苏萌芽期。为了能达到对病虫害等级提前诊断的目的,应该以阶段 I 的数据为基础进行分析,因为紫薇此时并没有长出新叶,并且 2017 年 6 月 1 日这天所对应的主成分累计贡献率最低,如果使用该天数据进行主成分特征提取能够实现对病虫害的早期诊断,那么对萌芽期内其它日期数据进行同样处理也能实现该目的。表 4 展示了 2017 年 6 月 1 日不同健康等级紫薇茎干含水率时间序列的主成分分析结果,从表中可以看出,茎干含水率时间序列前 4 个主成分的累计贡献率达到 99.7%,可以完好地表征原始序列所包含的信息,因此可以选取前 4 个主成分作为茎干含水率的特征向量用以诊断紫薇的病虫害等级,这样也

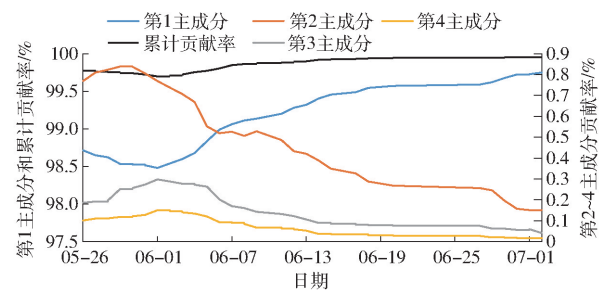


图 5 2017 年复苏萌芽期不同健康等级紫薇茎干含水率的主成分贡献率

Fig. 5 Principal component contribution rate of stem water content of *Lagerstroemia indica* with different health levels in bud stage

表 4 不同主成分下的特征值和贡献率

Tab. 4 Eigenvalues and contribution rates by using different numbers of principal component

| 主成分     | 特征值       | 累计特征值     | 贡献率/%  | 累计贡献率/% |
|---------|-----------|-----------|--------|---------|
| 第 1 主成分 | 8 721 289 | 8 721 289 | 98. 48 | 98. 48  |
| 第 2 主成分 | 68 091    | 8 789 380 | 0. 77  | 99. 25  |
| 第 3 主成分 | 26 373    | 8 815 753 | 0. 30  | 99. 55  |
| 第 4 主成分 | 13 297    | 8 829 050 | 0. 15  | 99. 70  |

统一了关键参数特征和主成分特征的维度。

2.2 病虫害等级诊断模型构建

试验中模型的输入为带有健康等级标签的紫薇茎干含水率特征,模型的核心为分类器,模型的输出为对应紫薇的健康等级。紫薇茎干含水率特征有 3 种,分别为时序特征、关键参数特征、主成分特征,其中时序特征为 144 维,关键参数和主成分特征均为 4 维,分类器有 4 种,分别为 RBF 神经网络、BP 神经网络、支持向量机 (Support vector machine, SVM)、K 均值聚类。因此依据茎干含水率特征和分类器的不同组合方式可以构建 12 种紫薇病虫害等级诊断模型,由前 3 种分类器构建的模型称为有监督模型,由 K 均值聚类构建的模型称为无监督模型,两类模型的工作流程图如图 6 所示。在图 6 中,样本预处理包括标签化、归一化、乱序化,分类器需要设置网络层次、网络初始参数、激活函数、核函数、迭代停止条件等参数,聚类需要设置距离函数,模型评价指标为分类准确率。由于试验样本数量较小,因此试验中对有监督模型采取了 3 折交叉验证,以期得到更加稳定可靠的模型。

2.3 病虫害等级诊断模型性能分析

试验中分别测试了 3 种不同茎干含水率特征在 4 种分类器下的模型性能,试验结果如表 5 所示。从模型的输入来看,以茎干含水率的时序特征为输入变量时,4 种模型的平均识别率均不小于 93%,性

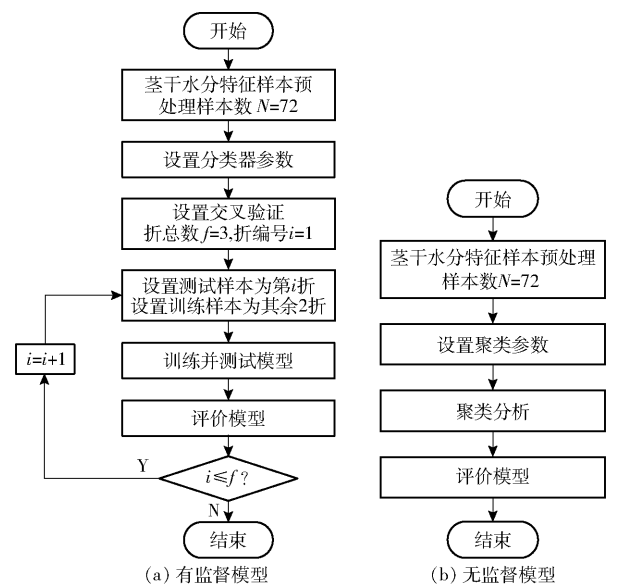


图 6 模型工作流程图

Fig. 6 Flow charts of model operation

能最优;以茎干含水率关键参数和主成分特征为输入变量时,相同模型的平均识别率相近,但是 RBF 模型的平均识别率低于 70%,性能最差,表明 RBF 模型严重依赖于输入特征,鲁棒性较差。从模型的分

类器来看,基于 BP 神经网络、SVM 的有监督模型平均识别率均在 94% 以上,基于 K 均值聚类的无监督模型平均识别率低于 93%,表明有监督模型的性能优于无监督模型。在有监督模型中,BP 和 SVM 模型性能相近,且对输入特征均具有较强的鲁棒性,但 SVM 是一个二分类器,文中的紫薇病虫害等级诊断是一个三分类问题,因此 SVM 模型至少需要训练 3 个分类器才能解决紫薇病虫害等级诊断问题<sup>[27]</sup>,而 BP 神经网络本身就能解决多分类问题,所以相较于 SVM,BP 神经网络能够降低模型的复杂度。对于有监督模型,需要对输入特征添加健康等级标签,但是有些时候难以获取标签,此时就需要建立无监督模型。尽管 K 均值模型的性能不如 BP 和 SVM 模型,但是其平均识别率也不小于 86%,能够满足一般的林业生产应用。

因此,在综合考虑到模型复杂度 (包括输入特征维度和分类器数量) 和准确识别率情况下,对于有监督模型来说,以主成分特征为输入的 BP 模型的性能最优,平均识别率达到 98%,对于无监督模型来说,以主成分特征为输入的 K 均值模型最优,平均识别率达到 92%。

3 结论

(1) 提出了一种基于茎干含水率的紫薇病虫害等级早期诊断方法,并针对不同健康等级紫薇的茎干含水率在复苏萌芽期的变化规律,选取日最小含

表 5 病虫害等级诊断模型的性能分析

Tab.5 Performance analysis of health diagnosis models

| 模型   | 折编号 | 健康等级 1 识别率/% |     |     | 健康等级 2 识别率/% |     |     | 健康等级 3 识别率/% |     |     | 总体识别率/% |    |     | 平均识别率/% |    |     |
|------|-----|--------------|-----|-----|--------------|-----|-----|--------------|-----|-----|---------|----|-----|---------|----|-----|
|      |     | I            | II  | III | I            | II  | III | I            | II  | III | I       | II | III | I       | II | III |
| RBF  | 1   | 100          | 67  | 62  | 83           | 79  | 92  | 100          | 33  | 38  | 94      | 58 | 70  |         |    |     |
|      | 2   | 94           | 67  | 63  | 88           | 81  | 80  | 100          | 56  | 63  | 94      | 68 | 68  | 94      | 61 | 69  |
|      | 3   | 84           | 86  | 78  | 100          | 70  | 91  | 100          | 19  | 52  | 94      | 58 | 70  |         |    |     |
| BP   | 1   | 89           | 100 | 88  | 100          | 83  | 100 | 100          | 100 | 100 | 96      | 94 | 96  |         |    |     |
|      | 2   | 100          | 93  | 94  | 95           | 100 | 100 | 100          | 100 | 100 | 98      | 98 | 98  | 98      | 96 | 98  |
|      | 3   | 100          | 90  | 100 | 100          | 100 | 100 | 100          | 100 | 100 | 100     | 96 | 100 |         |    |     |
| SVM  | 1   | 93           | 94  | 100 | 100          | 95  | 78  | 100          | 100 | 100 | 98      | 96 | 92  |         |    |     |
|      | 2   | 100          | 100 | 85  | 89           | 88  | 100 | 100          | 100 | 100 | 96      | 96 | 94  | 97      | 96 | 94  |
|      | 3   | 90           | 91  | 94  | 100          | 93  | 94  | 100          | 100 | 100 | 96      | 96 | 96  |         |    |     |
| K 均值 |     | 100          | 100 | 100 | 80           | 58  | 98  | 100          | 100 | 78  | 93      | 86 | 92  | 93      | 86 | 92  |

注：I 表示时序特征，II 表示关键参数特征，III 表示主成分特征。

水率、日最大含水率、日平均含水率、日极差含水率 4 个关键参数作为茎干含水率特征,其中日最小含水率、日最大含水率、日平均含水率与紫薇健康状态正相关,而日极差含水率与紫薇健康状态负相关。

(2) 基于主成分分析,对不同健康等级紫薇的茎干含水率进行特征提取,茎干含水率时间序列前 4 个主成分的累计贡献率均达到 99.7%,可以完好

地表征原始序列所包含的信息。

(3) 基于 3 种不同茎干含水率特征和 4 种分类器,构建了 12 种紫薇病虫害等级诊断模型。在综合考虑模型复杂度和识别准确率情况下,对于有监督模型,以主成分特征为输入的 BP 模型性能最优,平均识别率达到 98%;对于无监督模型,以主成分特征为输入的 K 均值模型最优,平均识别率达到 92%。

参 考 文 献

1 CUBERO S, LEE W S, ALEIXOS N, et al. Automated systems based on machine vision for inspecting citrus fruits from the field to postharvest—a review[J]. Food and Bioprocess Technology, 2016, 9(10): 1623–1639.

2 SANKARAN S, MISHRA A, EHSANI R, et al. A review of advanced techniques for detecting plant diseases[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 72(1): 1–13.

3 MARTINELLI F, SCALENGHE R, DAVINO S, et al. Advanced methods of plant disease detection: a review[J]. Agronomy for Sustainable Development, 2015, 35(1): 1–25.

4 BOISSARD P, MARTIN V, MOISAN S. A cognitive vision approach to early pest detection in greenhouse crops[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 62(2): 81–93.

5 PYDIPATI R, BURKS T F, LEE W S. Statistical and neural network classifiers for citrus disease detection using machine vision[J]. Transactions of the ASAE, 2005, 48(5): 2007–2014.

6 EBRAHIMI M A, KHOSHTAGHAZA M H, MINAEI S, et al. Vision-based pest detection based on SVM classification method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 137: 52–58.

7 MOHANTY S P, HUGHES D P, SALATHÉ M. Using deep learning for image-based plant disease detection[J]. Frontiers in Plant Science, 2016, 7: 1419.

8 游崇娟,王建美,田呈明. 植物病害检测领域的电生理学进展[J]. 西北林学院学报, 2010, 25(1): 118–122, 153. YOU Chongjuan, WANG Jianmei, TIAN Chengming. Research progress of electrophysiology in plant disease detection[J]. Journal of Northwest Forestry University, 2010, 25(1): 118–122, 153. (in Chinese)

9 MOSHOU D, BRAVO C, OBERTE R, et al. Plant disease detection based on data fusion of hyper-spectral and multi-spectral fluorescence imaging using Kohonen maps[J]. Real-Time Imaging, 2005, 11(2): 75–83.

10 ELLIS M A, FERREE D C, SPRING D E. Photosynthesis, transpiration, and carbohydrate content of apple leaves infected by *Podosphaera leucotricha*[J]. Phytopathology, 1981, 71(4): 392–395.

11 MOALEMIYAN M, VIKRAM A, KUSHALAPPA A C, et al. Volatile metabolite profiling to detect and discriminate stem-end rot and anthracnose diseases of mango fruits[J]. Plant Pathology, 2006, 55(6): 792–802.

12 MINSAVAGE G V, THOMPSON C M, HOPKINS D L, et al. Development of a polymerase chain reaction protocol for detection of *Xylella fastidiosa* in plant tissue[J]. Phytopathology, 1994, 84(5): 456–461.

13 SAPONARI M, MANJUNATH K, YOKOMI R K. Quantitative detection of citrus tristeza virus in citrus and aphids by real-time reverse transcription-PCR (TaqMan®)[J]. Journal of Virological Methods, 2008, 147(1): 43–53.

14 GUTIÉRREZ-AGUIRRE I, MEHLE N, DELIĆ D, et al. Real-time quantitative PCR based sensitive detection and genotype discrimination of *Pepino mosaic virus*[J]. Journal of Virological Methods, 2009, 162(1–2): 46–55.

15 SELMAN I W. Virus infection and water loss in tomato foliage[J]. Journal of Pomology and Horticultural Science, 1945, 21(1): 146–154.

16 SPOTTS R A, FERREE D C. Photosynthesis, transpiration and water potential of apple leaves infected by *Venturia inaequalis* [J]. Phytopathology, 1979, 69: 717–719.

- oilseed rape (*Brassica napus* L.) [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(2):271 – 278. (in Chinese)
- 29 WANG X, SUO Y, LIN X, et al. Recovery of  $^{15}\text{N}$ -labeled urea and soil nitrogen dynamics as affected by irrigation management and nitrogen application rate in a double rice cropping system [C] // Abstract of the International Symposium on Ecological Remediation of Environmental Pollution and Bioenergy Exploitation, 2010:195 – 208.
- 30 林晶晶, 李刚华, 薛利红, 等.  $^{15}\text{N}$  示踪的水稻氮肥利用率细分 [J]. 作物学报, 2014, 40(8):1424 – 1434.
- LIN Jingjing, LI Ganghua, XUE Lihong, et al. Subdivision of nitrogen use efficiency of rice based on  $^{15}\text{N}$  tracer [J]. Acta Agronomica Sinica, 2014, 40(8):1424 – 1434. (in Chinese)
- 31 丁艳锋, 刘胜环, 王绍华, 等. 氮素基、肥用量对水稻氮素吸收与利用的影响 [J]. 作物学报, 2004, 30(8):762 – 767.
- DING Yanfeng, LIU Shenghuan, WANG Shaohua, et al. Effects of the amount of basic and tillering nitrogen applied on absorption and utilization of nitrogen in rice [J]. Acta Agronomica Sinica, 2004, 30(8):762 – 767. (in Chinese)
- 32 郝树荣, 郭相平, 张展羽. 水分胁迫及复水对水稻冠层结构的补偿效应 [J]. 农业机械学报, 2010, 41(3):52 – 55.
- HAO Shurong, GUO Xiangping, ZHANG Zhanyu. Compensation effects of water stress and rewating on the structure of rice canopy [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3):52 – 55. (in Chinese)
- 33 周伟, 田玉华, 尹斌. 太湖地区水稻追肥的氨挥发损失和氮素平衡 [J]. 中国生态农业学报, 2011, 19(1):32 – 36.
- ZHOU Wei, TIAN Yuhua, YIN Bin. Ammonia volatilization and nitrogen balance after topdressing fertilization in paddy fields of Taihu Lake region [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2011, 19(1):32 – 36. (in Chinese)
- 34 张君, 赵沛义, 潘志华, 等. 基于产量及环境友好的玉米氮肥投入阈值确定 [J]. 农业工程学报, 2016, 32(12):136 – 143.
- ZHANG Jun, ZHAO Peiyi, PAN Zhihua, et al. Determination of input threshold of nitrogen fertilizer based on environment-friendly agriculture and maize yield [J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(12):136 – 143. (in Chinese)
- 35 崔远来, 李远华, 吕国安, 等. 不同水肥条件下水稻氮素运移与转化规律研究 [J]. 水科学进展, 2004, 15(3):280 – 285.
- CUI Yuanlai, LI Yuanhua, LÜ Guoan, et al. Nitrogen movement and transformation with different water supply for paddy rice [J]. Advances in Water Science, 2004, 15(3):280 – 285. (in Chinese)

(上接第 194 页)

- 17 CLOVER G R G, JAGGARD K W, SMITH H G, et al. The use of radiation interception and transpiration to predict the yield of healthy, droughted and virus-infected sugar beet [J]. The Journal of Agricultural Science, 2001, 136(2):169 – 178.
- 18 ZHOU H, SUN Y, TYREE M T, et al. An improved sensor for precision detection of in situ stem water content using a frequency domain fringing capacitor [J]. New Phytologist, 2015, 206(1):471 – 481.
- 19 周海洋, 孙宇瑞, SCHULZE L P, 等. 基于内边缘场电容效应的树干/枝水分传感器研究 [J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1):317 – 323. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20160143&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160143&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.043.
- ZHOU Haiyang, SUN Yurui, SCHULZE L P, et al. Inner fringing-field capacitance sensor for measurement of stem water content [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1):317 – 323. (in Chinese)
- 20 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/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1):310 – 316. [http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view\\_abstract.aspx?file\\_no=20160142&flag=1](http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160142&flag=1). DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.042.
- ZHAO Yandong, GAO Chao, ZHANG Xin, et al. Non-destructive measurement of plant stem water content based on standing wave ratio [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1):310 – 316. (in Chinese)
- 21 严太淑. 紫薇虫害紫薇绒蚧形态特征及防治对策探讨 [J]. 农业灾害研究, 2017, 7(3):44 – 45.
- YAN Taishu. Discussion on morphological features and countermeasures of *Eriococcus lagerstroemiae* Kuwana on *Lagerstroemia indica* [J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2017, 7(3):44 – 45. (in Chinese)
- 22 SOPHIAN A, TIAN G Y, TAYLOR D, et al. A feature extraction technique based on principal component analysis for pulsed eddy current NDT [J]. NDT & E International, 2003, 36(1):37 – 41.
- 23 SAEYS Y, INZA I, LARRAÑAGA P. A review of feature selection techniques in bioinformatics [J]. Bioinformatics, 2007, 23(19):2507 – 2517.
- 24 BALLABIO D. A MATLAB toolbox for principal component analysis and unsupervised exploration of data structure [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2015, 149(12):1 – 9.
- 25 ABDI H, WILLIAMS L J. Principal component analysis [J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4):433 – 459.
- 26 BRO R, SMILDE A K. Principal component analysis [J]. Analytical Methods, 2014, 6(9):2812 – 2831.
- 27 MATHUR A, FOODY G M. Multiclass and binary SVM classification: implications for training and classification users [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2008, 5(2):241 – 245.