

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.05.018

褐飞虱诱导的水稻冠层热图像温度特征变异评估方法

刘又夫^{1,2} 肖德琴³ 刘亚兰⁴ 钟伯平^{1,2} 周志艳^{1,2}

(1. 华南农业大学广东省农业航空应用工程技术研究中心, 广州 510642;

2. 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广州 510642;

3. 华南农业大学数学与信息学院, 广州 510642; 4. 华南农业大学资源环境学院, 广州 510642)

摘要: 为寻求水稻被褐飞虱侵害后冠层温度特征的有效评估方法,以褐飞虱易感水稻品种“TN1”为研究对象,设置了褐飞虱侵害及未侵害两个处理,运用热红外成像技术获取水稻的冠层温度特征,使用机器学习分类器,对褐飞虱诱导的水稻冠层热图像温度特征变异评估方法进行了研究。首先,对试验采集的水稻冠层热图像和对应时刻的空气温度、相对湿度以及水稻灌溉水层水温信息进行分析,针对水稻冠层热图像提取了3种统计学温度特征,并使用了累计差值法分析水稻冠层的特征数;然后,对空气温度、相对湿度、水温与冠层温度特征分别进行了相关性分析;最后,分别采用逻辑回归算法与支持向量机算法进行评估模型的拟合。结果表明:3种统计学特征中,冠层温度变异系数的累计差值为30.78,是差异性最大的特征值;统计学特征与空气温度、相对湿度和水温的皮尔逊系数分别为0.27、-0.34和0.41。将3种冠层特征作为输入向量,采用逻辑回归算法判断水稻受褐飞虱侵害状况的测试集精准率为87.15%,召回率为86.54%,F1综合指标为86.55%。本文提出将气象因子与水稻的冠层特征数相结合,对水稻受褐飞虱侵害的冠层温度特征进行评估,可为水稻虫害的监测与诊断提供参考。

关键词: 水稻; 褐飞虱; 热红外技术; 机器学习; 统计学特征; 气象因子

中图分类号: TN219; S435.112 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2020)05-0165-08 **OSID:** 

Temperature Eigenvalues Evaluation Method of Rice Canopy Thermal Image Induced by Brown Rice Planthopper

LIU Youfu^{1,2} XIAO Deqin³ LIU Yalan⁴ ZHONG Boping^{1,2} ZHOU Zhiyan^{1,2}

(1. Guangdong Engineering Research Center for Agricultural Aviation Application (ERCAA), South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. National Center for International Collaboration Research on Precision Agricultural Aviation Pesticides Spraying Technology (NPAAC), Guangzhou 510642, China

3. College of Mathematics and Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

4. College of Natural Resources and Environment, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: The change of canopy statistical temperature eigenvalue is one of the important index for crop pest identification. However, with the effects of environmental temperature and humidity fluctuations, when canopy temperature is used directly in the time series for pest evaluation, the healthy plants must be set for comparison. Therefore, the method is not operable in practical production applications. In order to find an effective method for evaluating the canopy statistical temperature eigenvalues of rice plants after brown planthopper infestation, the brown planthopper susceptible rice variety “TN1” was taken as the object, and two treatments of brown planthopper infestation and non-infestation were set. The infrared canopy was used to obtain the canopy of rice. The temperature eigenvalues were evaluated by using a machine learning classifier to evaluate the temperature characteristics of rice canopy-induced thermal images of rice canopy. In data analysis, three canopy statistical temperature eigenvalues extracted from the thermal images were used, and the features that best reflected the differences were selected. The

收稿日期: 2019-11-12 修回日期: 2020-02-13

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD0200301)、国家自然科学基金项目(31371539)和广东省重点领域研发计划项目(2019B020217003)

作者简介: 刘又夫(1995—),男,研究助理,主要从事热红外技术和计算机视觉研究,E-mail: lyf0313@126.com

通信作者: 周志艳(1972—),男,教授,博士,主要从事农业航空应用技术研究,E-mail: zyzhou@scau.edu.cn

cumulative difference of the canopy temperature coefficient of variation was 30.78. And then, combined with air temperature, relative humidity and water temperature, the logistic regression and support vector machine were used to fit the evaluation model. For determining brown rice planthopper damage by the logistic regression algorithm, when three canopy statistical temperature eigenvalues were used as input vector, the accuracy of the logistic regression test set was 87.15%, the recall rate was 86.54%, and the F1-measure was 86.55%. Support vector machine algorithm test set accuracy rate was 86.74%, recall rate was 86.90%, and F1-measure was 86.53%. In practical applications, the statistical eigenvalue of the canopy thermal image of rice can be obtained by calculating the air temperature, relative humidity and water temperature information to evaluate whether the inversion showed the invasion of brown rice planthopper. It was of great significance for the health monitoring and diagnosis of rice.

Key words: rice; brown rice planthopper; thermal infrared technology; machine learning; statistical eigenvalue; meteorological factors

0 引言

水稻是主要粮食作物之一,约占粮食总产量的30%^[1]。稻飞虱是水稻生产中危害最为严重的害虫之一,每年都会造成水稻产量的巨大损失^[2]。因此,稻飞虱早期监测研究对精准用药和早期防治具有重要意义。

目前,对虫害的检测方法主要有光谱检测法、图像识别法和电子鼻检测法等。光谱检测法通过检测水稻冠层的光谱特征来判断是否存在病虫害^[3]。图像识别法通过获取受害作物的图像,结合图像处理、分类识别、深度学习等方法^[4]进行病虫害识别。电子鼻检测法通过检测受害水稻的气体挥发物进行判别^[5]。

上述虫害检测方法中,冠层温度特征是作物虫害识别的重要指标之一^[6]。水稻与自身周围的病虫害存在着复杂的相互作用^[7],在受到病虫害侵害时,水稻会出现一系列生理变化^[8-10]。其中,气孔导度变化会引起其冠层蒸腾作用强度的改变,从而改变水稻的冠层表面温度^[11]。

红外热成像技术具有非接触、远程以及无损^[12-14]等优点,因此可用于监测水稻生长过程中的冠层温度变化情况^[15]。目前,基于红外热成像技术的农业应用研究主要以旱地作物为主^[16-18],通常仅讨论了同时刻下健康组与胁迫组的温度特征变化,鲜有与气象因子相结合进行分析。此外,作物冠层的温度特征会受气象因子的影响,仅用单一温度对作物状态进行评估,需要在同一时刻下设置健康作物作为参照,并进行差异性分析^[19-22],该方式在实际生产中的可操作性不强。

为寻求水稻被褐飞虱侵害后冠层温度特征的有效评估方法,本文以褐飞虱易感水稻品种“TN1”为研究对象,运用热红外成像技术获取健康水稻与受侵害水稻的冠层温度特征,使用机器学习分类器,对褐飞虱诱导的水稻冠层热图像温度特征变异评估方法进行

研究,以期为稻飞虱虫害的机器监测技术提供参考。

1 材料和方法

1.1 试验地点及研究对象

试验地点为广东省广州市华南农业大学岑村校内农场。水稻品种为“TN1”(稻飞虱易感品种)。稻种经过选种催芽后,将露白的种子种在12个混有有机肥的土壤盆栽中进行培育,待水稻长到苗期进行试验。选择长势接近的8盆稻苗用作试验,分成2个处理,每个处理4次重复,即:4盆作为褐飞虱侵害胁迫组,4盆作为健康对照组。

褐飞虱来自广东省农业科学院植物保护研究所,虫源放置在种植好的TN1水稻上进行培养扩繁,取3龄左右的褐飞虱用于试验,胁迫组平均每株水稻接种褐飞虱5~6头。

胁迫组的水稻与对照组的水稻分开放置,并分别用网罩罩住,以防褐飞虱逃逸及交叉影响。试验期间,胁迫组与对照组采用相同的水肥管理方式,以保证胁迫组与对照组水稻的含水状态一致。

1.2 仪器设备

热图像采集仪器与温湿度、水温采集试验仪器如图1所示。热像仪和温湿度传感器的仪器参数如表1所示。

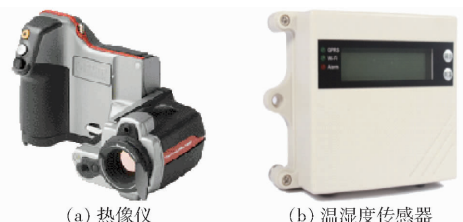


图1 试验仪器设备

Fig. 1 Test equipments

T400型热像仪为美国FILR公司生产,拥有可视化界面、自动定时拍摄功能。COGO SMTDOG280型温湿度传感器为北京安嵌科贸有限公司生产,拥有GPRS数据上传模块与过热过冷报警模块。

表 1 仪器参数

Tab. 1 Instruments parameter values

仪器	参数	数值
T400 型热像仪	测温范围/°C	-20 ~ 120
	测温精度/°C	± 0.05
	图像分辨率/(像素 × 像素)	320 × 240
	波长范围/μm	7.5 ~ 13
COGO SMTDOG280 型 温湿度传感器	温度测量范围/°C	40 ~ 125
	湿度测量范围/%	0 ~ 100
	温度测量精度/°C	± (0.2 ~ 0.5)
	湿度测量精度/%	± (2 ~ 3)
	温度分辨率/°C	0.1
	湿度分辨率/%	0.1

1.3 数据采集

采用 T400 型热像仪采集水稻冠层的热红外正射图像,同时使用 COGO SMTDOG280 型温湿度传感器实时进行环境温度、相对湿度以及水稻灌溉水层水温的采集。热像仪中被测对象发射率的设置参照文献[23]提供的参考值,即水稻冠层的发射率调整为 0.98^[23]。

数据采集时段为每天 09:30—15:00^[24],持续采集 10 d。热红外图像的采样间隔为 5 min,温湿度传感器的采样间隔为 30 s,每次采集的对象为空气温度、相对湿度与水稻灌溉水层水温。数据采集方案示意图如图 2 所示。

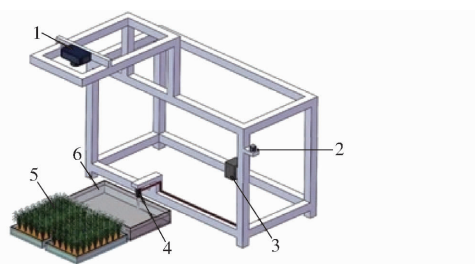


图 2 数据采集方案示意图

Fig. 2 Data acquisition diagram

- 1. 热像仪 2. 温湿度传感器探头 3. 数据采集器 4. 水温传感器探头 5. 水稻冠层 6. 装有水的水盆

1.4 数据预处理

数据统计分析处理的软件主要包括 Excel 软件、ResearchIR 热红外图像处理软件与 Python 3.0。Excel 用于记录数据;ResearchIR 用于提取热红外图像的 CSV 文件;Python 3.0 用于批量处理图像并自动提取冠层统计学指标。由于种植密度高,基本看不到水稻冠层间隙中的水和土壤,因此采取框取主要区域的方式进行特征提取。水稻冠层热图像预处理的具体流程如图 3 所示。

1.5 热图像特征提取

1.5.1 统计学特征

褐飞虱侵害水稻时,主要通过刺吸式口器吸食

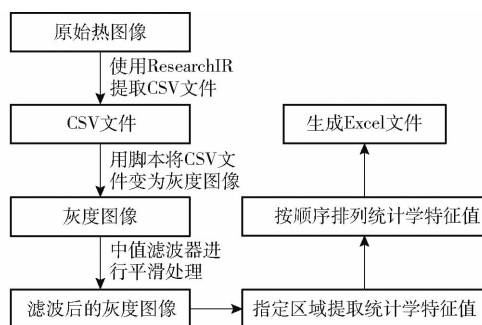


图 3 热图像预处理流程

Fig. 3 Thermal image preprocessing

汁液^[25],造成植株水分部分流失。因此水稻冠层水分胁迫是褐飞虱危害后的特征之一^[26],可通过对水稻热红外图像进行统计学分析,进行水分胁迫情况评估。

热红外技术的本质是把目标对象射出的热辐射场转变为灰度数字矩阵,并添加伪彩处理。作物冠层的灰度数字矩阵的统计学特征可用于判断水分胁迫程度^[27-28]。本文通过提取水稻冠层温度极差 (Canopy temperature range, CTR)、众数频率 (Maximum frequency of canopy temperature, CTM) 和变异系数 (Canopy temperature coefficient of variation, CTCV) 来对褐飞虱的侵害作出评估。相应的统计学特征公式为

$$E_{CTCV} = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - T_{leaf})^2}}{T_{leaf}} \quad (1)$$

$$E_{CTR} = T_{max} - T_{min} \quad (2)$$

$$E_{CTM} = \frac{T_{fmax}}{N} \quad (3)$$

式中 E_{CTCV} ——CTCV 冠层特征数

N ——水稻冠层热红外图像像素点总数量

T_i ——水稻冠层热红外图像第 i 个像素温度

T_{leaf} ——水稻冠层热红外图像平均温度

E_{CTR} ——CTR 冠层特征数

T_{max} ——水稻冠层热红外图像最大温度

T_{min} ——水稻冠层热红外图像最小温度

E_{CTM} ——CTM 冠层特征数

T_{fmax} ——水稻冠层热红外图像温度众数

在提取 CTR 指数时,为了防止极偏差数据的产生,在将数组排列完顺序后,取排于数组的第 2.5% 和第 97.5% 位置的数据作极差。

在提取 E_{CTM} 时,将像素点对应的温度保留一位小数进行统计。

由于统计学特征量纲不统一,为了方便相互之间进行比较,对所有提取结果进行归一化。归一化表达式为

$$\beta_0 = \frac{C_0 - C_{\min}}{C_{\max} - C_{\min}} \quad (4)$$

式中 β_0 ——归一化后的统计学特征值

C_0 ——原统计学特征值

C_{\max} ——统计学特征值数据集的最大值

C_{\min} ——统计学特征值数据集的最小值

1.5.2 胁迫条件下的统计学特征变化特点

在叶片发生水分胁迫后,其冠层胁迫特征会随之变化^[29]。为探究该问题的数学机理,假设一个理想的叶片胁迫模型如图4所示,叶子表面温度场由有限个离散点的温度代替,其中绿色点代表无胁迫温度,黄色点代表轻度胁迫温度,红色点代表重度胁迫温度。

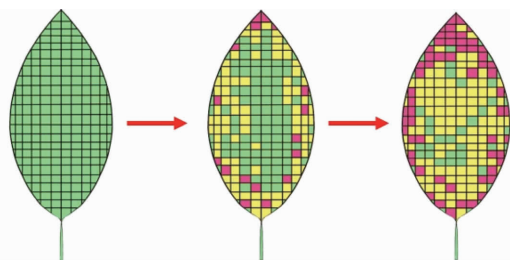


图4 理想的胁迫过程

Fig.4 Ideal stress process

在理想的极端条件下,叶片未受到胁迫时,可假设每个离散点的温度相等,如图4最左边的全绿色叶片。随着胁迫的加重,黄色点变多,红色点也开始出现。胁迫再加重后,黄色点与红色点逐渐变多,绿色点只剩下几个。根据上述的变化过程,对应的统计学特征预测变化趋势如表2所示。

表2 统计学特征变化趋势

Tab.2 Trend of statistical characteristics

统计学特征	理想初始值	早期胁迫过程的变化趋势
CTR	0℃	上升
CTM	1	下降
CTCV	0	上升

CTCV随着温度场的离散程度增大而变大,温度场初始值无离散,因此为CTCV的初始值(0)。CTR随着温度场的极端值之差变大而变大,温度场初始值无极端值,或极端值之差为0℃,因此CTR的初始值也为0℃。CTM随着温度场的离散程度变大而变小,温度场初始值的众数与温度场离散点的数量一致,因此初始值为1。

1.6 数据分析

1.6.1 累计差值法

累计差值法是将同一时刻下的两组数据作差,再取绝对值作累加。本文采用累计差值法筛选出差

异性最大的统计学特征。累计差值法表达式为

$$A = \sum_{i=1}^n |\beta_{i1} - \beta_{i2}| \quad (5)$$

式中 A ——所有数据统计学特征值的累计差值

n ——数据统计学特征值的总组数

β_{i1} ——第*i*组健康水稻的统计学特征值

β_{i2} ——第*i*组被侵害水稻的统计学特征值

1.6.2 机器学习分类器

机器学习是一种通过数据集的训练能自动拟合出模型的算法,其本质是一种对真实模型的逼近。在机器学习的监督学习中,数据的分类是重要的任务之一。分类器通过已有的数据集进行训练,其得到的参数模型可用于判断预测所输入的数据类别,且该类别必须是离散的形式。本文采用逻辑回归(Logistic regression, LR)算法与支持向量机(Support vector machine, SVM)算法拟合褐飞虱的危害评估分类模型。

LR算法是基于概率思想的算法,其结果是以概率的形式进行判断分类。由于普通感知机模型的变量值范围为正负无穷大,无法给予某种概率的表达,因此LR算法引入了连续可分的sigmoid函数,将模型映射成0到1的范围。逻辑回归的损失函数是由最大似然估计所推导得出,逻辑回归损失函数 $J(\theta)$ 的表达式为

$$J(\theta) = - \sum_{i=1}^m (y_i \ln y_{\theta}(\mathbf{x}_i) + (1 - y_i) \ln(1 - y_{\theta}(\mathbf{x}_i))) \quad (6)$$

式中 θ ——求解出的一组参数

m ——样本的个数

y_i ——样本*i*的真实标签

$y_{\theta}(\mathbf{x}_i)$ ——样本*i*基于参数 θ 所计算出的逻辑回归返回值

\mathbf{x}_i ——样本*i*的特征向量

为防止过拟合现象,通过在损失函数后方添加L2范数来达到优化模型泛化能力的效果。添加了L2范数的逻辑回归损失函数 $J_{L2}(\theta)$ 表达式为

$$J_{L2}(\theta) = CJ(\theta) + \sqrt{\sum_{j=1}^k \theta_j^2} \quad (7)$$

式中 $J(\theta)$ ——逻辑回归的原始损失函数

C ——控制正则化程度的超参数

k ——方程中的特征总数

θ_j ——第*j*个参数向量

其中, C 为主要的调参对象, j 为大于等于1的正整数,因为在参数向量中,第一个参数 θ_0 是截距,通常不参与正则化。

SVM算法的特点主要体现在核函数以及松弛

系数或惩罚系数的使用。SVM 算法的核心思想是在样本空间中寻找出一个可将数据集分离的超平面,同时还要找出满足离超平面距离最近的若干个样本点达到最大化的条件。当该超平面找出后,即可根据该超平面对输入到样本空间的特征向量进行分类。SVM 的损失函数表达式为

$$\begin{cases} H(\mathbf{w}, b, \delta) = \min_{\mathbf{w}, b, \delta} \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} + \vartheta \sum_{i=1}^m \delta_i \\ \text{s. t. } y_i(\mathbf{w}\Phi(\mathbf{x}_i) + b) \geq 1 - \delta_i \end{cases} \quad (8)$$

式中 \mathbf{w} ——超平面方向参数向量
 b ——超平面截距
 ϑ ——惩罚系数
 δ_i ——样本 i 的松弛系数,用于衡量容纳错误样本的程度

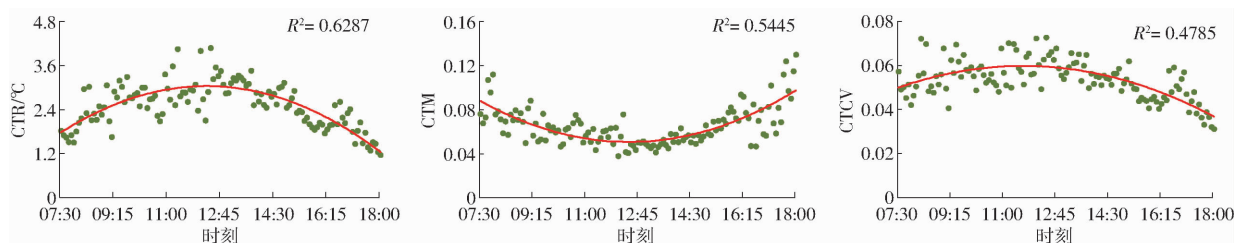


图 5 统计学特征日变化趋势

Fig. 5 Statistical eigenvalues trend of daily variation

由图 5 可知,从上午到中午期间,胁迫会随着高温高光强而加重,水稻为调节自身的温度,水分供给足够的情况下,在中午时气孔开度会达到最大^[30],蒸腾作用最强,3 种特征数在此期间都发生了变化,其中 CTR 与 CTCV 都呈上升趋势,CTM 呈下降趋势,与前面的假设符合。随后在中午到傍晚期间,随着温度与光强的减弱,环境因素造成的胁迫下降,CTR 与 CTCV 都随之下降,CTM 上升,与 1.5.2 节提出的假设符合。同时也可知,由于环境温湿度等条件的变化,上述特征也相应发生变化。

2.1.2 统计学特征的累计差值对比

试验过程中共采集了 242 组水稻温度冠层特征值数据,每组数据表示的是胁迫组与对照组 3 种冠层特征值均值的组合。将采集的数据集使用累计差值法进行分析。某条冠层特征值数据的差值越大,代表该时刻下,健康水稻热图像与受褐飞虱胁迫水稻热图像的冠层统计特征值差异性越大。将某个冠层特征值每条数据的差值进行累加,得到的差值累计值越大,表示该冠层特征值更容易判断出是否有褐飞虱侵害的状态,从而更有利于评估模型的拟合。

数据集的累计差值,CTR 与 CTM 分别为 25.44、27.23,均低于 30,而 CTCV 为 30.78,说明 CTCV 更能反映健康水稻与受侵害水稻的差异性,因此,在后续研究中,重点针对该统计学特征进行分

$\Phi(\mathbf{x}_i)$ ——核函数,用于将样本集 \mathbf{x}_i 映射于更高维的空间

式(8)为 SVM 的损失函数基本型及其 SVM 损失函数的约束条件。惩罚系数 ϑ 与核函数 $\Phi(\mathbf{x}_i)$ 为主要的调参对象。

2 结果与分析

2.1 冠层热图像统计学特征

2.1.1 健康水稻冠层热图像统计学特征趋势

为验证由 1.5.2 节提出的冠层热图像统计学特征与胁迫程度的变化关系,先分析健康水稻冠层温度统计学特征的日变化量,在晴朗无云的条件下采集数据,时间段为 07:30—18:00。3 种统计学特征数的变化趋势如图 5 所示。

析讨论。

2.2 环境气象因子与 CTCV 之间的相关关系

水稻冠层温度会因周围的气象因子变化而变化,因此冠层的统计学特征数也会随之变化,在没有健康水稻作为参照的条件下,很难单纯使用冠层统计学特征数判断褐飞虱的侵害状态,因此进行褐飞虱侵害的评估时应将气象因子也作为特征考虑在内。

水的比热容较大,环境温度变化时,水温的变化较缓慢,因此,引入水稻灌溉水层水温作为参考因子。水温虽然不会影响水稻冠层温度,但水温与气象因子具有一定的关系,有助于模型的拟合。本文采集水稻冠层热图像对应时刻的环境空气温度、相对湿度以及水稻灌溉水层水温,与 CTCV 进行相关分析^[31]。结果如表 3 所示。

由表 3 可知,CTCV 与空气温度和 水稻灌溉水层水温呈正相关关系,与相对湿度呈负相关关系。

表 3 相关分析结果

Tab. 3 Correlation analysis between CTCV and meteorological factors

气象因子与参照物	皮尔逊系数
空气温度	0.27
相对湿度	-0.34
水稻灌溉水层水温	0.41

三者与 CTCV 的皮尔逊系数均高于 0.2, 其中水温的皮尔逊系数为 0.41, 在三者中密切程度最高。从表 3 可看出, 使用传统的线性拟合法建立模型较困难。

2.3 基于环境因子与冠层温度特征融合的侵害评估

由上述分析可知, 非线性评估模型的拟合应使用 CTCV、空气温度、相对湿度以及灌溉水层水温作为特征值进行训练。CTCV 虽然是累计差值中最高的一个特征, 但 CTR 与 CTM 的信息未必全部无效。因此除了单独使用 CTCV 进行建模时, 也尝试将 3 种统计学特征一起参与建模进行对比。

采集的数据集正负样本各 242 条, 按照 7:3 的比例设置训练集与测试集, 其中正负样本训练数据条数各为 169, 测试数据条数各为 73, 健康水稻标签为 1, 受褐飞虱侵害的水稻标签为 0。分别采用 LR 算法与 SVM 算法进行分类, 结果如表 4 所示。

LR 算法所训练的参数设定为: L2 正则化, 最大迭代次数为 1 000。SVM 算法所训练的参数设定为: L1 惩罚项, 最大迭代次数为 1 000。

表 4 中, LR 与 SVM 算法经过 5 折交叉验证法

调参后达到了最优值。其中单独 CTCV 加气象因子的 LR 算法最优正则化系数为 766, SVM 算法的最优核函数采用线性内核, 惩罚系数为 51。其中 CTCV、CTR、CTM 加气象因子的 LR 算法最优正则化系数为 684, SVM 算法的最优核函数采用线性内核, 惩罚系数为 49。

表 4 中, 精准率、召回率与 F1 综合指标均为测试集的结果。在单独使用 CTCV 与气象因子的组合作为输入特征对模型训练拟合时, LR 与 SVM 算法的精准率分别为 86.61%、84.62%, 召回率分别为 86.54%、84.62%, F1 综合指标分别为 86.37% 与 84.62%。而在将所有冠层统计学特征与气象因子组合作为输入拟合模型时, LR 与 SVM 算法的精准率为 87.15%、86.74%, 召回率为 86.54%、86.90%, F1 综合指标为 86.55%、86.53%。

相比单独使用 CTCV 与气象因子的组合, 将全部冠层统计学特征用作模型拟合时, SVM 算法的效果有所提升。而 2 种组合中 LR 算法的精准率与 F1 综合指标均优于对应的 SVM 算法。

表 4 虫害评估模型的拟合结果

Tab. 4 Fitting results of estimate models

特征组合	算法	超参数	超参数最佳值	精准率/%	召回率/%	F1 综合指标/%
CTCV + 气象因子	LR	正则化系数	766	86.61	86.54	86.37
		核函数	线性内核	84.62	84.62	84.62
	SVM	惩罚系数	51			
CTCV、CTR、CTM + 气象因子	LR	正则化系数	684	87.15	86.54	86.55
		核函数	线性内核	86.74	86.90	86.53
	SVM	惩罚系数	49			

3 结论

(1) 通过采集从清晨至傍晚的水稻冠层热图像及环境气象数据, 证明了气象因子对冠层热图像统计学特征的影响。采用累计差值法筛选出健康水稻与受侵害水稻间差异性最大的统计学特征。在提取的 3 个统计学特征中, CTCV 的累计差值为 30.78, 是最大的特征值, 因此 CTCV 更能反映健康水稻与受侵害水稻的差异性。

(2) 空气温度、水稻灌溉水层水温与 CTCV 呈正相关关系, 相对湿度与 CTCV 呈负相关关系。

(3) 基于环境气象因子与冠层热图像温度特征融合的方法, 包括: CTCV 与气象因子组合、3 个冠层

热图像统计学特征与气象因子组合, 采用 LR 算法与 SVM 算法进行水稻分类及评估, 结果表明, LR 算法整体效果优于 SVM 算法。在同时使用 3 个水稻冠层热图像统计学特征时, SVM 算法的效果有所提升, LR 算法的准确率也有提升。总体而言, 将所有冠层统计学特征作为输入向量的 LR 算法效果较优, 其精准率为 87.15%, 召回率为 86.54%, F1 综合指标为 86.55%。

(4) 本研究所述的分类及评估方法仍有较大提升空间。从输入特征向量的角度, 今后可考虑增加光照强度、风速等气象因子, 使输入参量更全面; 此外, 分类输出只考虑了健康和胁迫 2 个类别, 缺乏对受侵害程度的评估。

参 考 文 献

- [1] 赵凌, 赵春芳, 周丽慧, 等. 中国水稻生产现状与发展趋势[J]. 江苏农业科学, 2015, 43(10): 105-107. ZHAO Ling, ZHAO Chunfang, ZHOU Lihui, et al. Current status and development trend of rice production in China[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2015, 43(10): 105-107. (in Chinese)
- [2] 刘万才, 刘振东, 黄冲, 等. 近 10 年农作物主要病虫害发生危害情况的统计和分析[J]. 植物保护, 2016, 42(5): 1-9. LIU Wancai, LIU Zhendong, HUANG Chong, et al. Statistics and analysis of crop yield losses caused by main diseases and

- insect pests in recent 10 years[J]. *Plant Protection*, 2016, 42(5): 1-9. (in Chinese)
- [3] HUANG J R, SUN J, LIAO H, et al. Detection of brown planthopper infestation based on SPAD and spectral data from rice under different rates of nitrogen fertilizer[J]. *Precision Agriculture*, 2015, 16(2): 148-163.
- [4] YAO Q, XIAN D X, LIU Q J, et al. Automated counting of rice planthoppers in paddy fields based on image processing[J]. *Journal of Integrative Agriculture*, 2014, 13(8): 1736-1745.
- [5] XU S, ZHOU Z, LU H, et al. Estimation of the age and amount of brown rice planthoppers based on bionic electronic nose use[J]. *Sensors*, 2014, 14(10): 18114-18130.
- [6] KHANAL S, FULTON J, SHEARER S. An overview of current and potential applications of thermal remote sensing in precision agriculture[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2017, 139: 22-32.
- [7] 高杜娟, 唐善军, 陈友德, 等. 水稻主要病害生物防治的研究进展[J]. *中国农学通报*, 2019, 35(26): 140-147.
- [8] GAO Dujuan, TANG Shanjun, CHEN Youde, et al. Biological control of major rice diseases[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2019, 35(26): 140-147. (in Chinese)
- [9] 黄双萍, 齐龙, 马旭, 等. 基于高光谱成像的水稻穗瘟病害程度分级方法[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(1): 212-219.
- [10] HUANG Shuangping, QI Long, MA Xu, et al. Grading method of rice panicle blast severity based on hyperspectral image[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015, 31(1): 212-219. (in Chinese)
- [11] 陈夕军, 徐艳, 童蕴慧, 等. 水稻纹枯病菌毒素致病机理研究[J]. *植物病理学报*, 2009, 39(4): 439-443.
- [12] CHEN Xijun, XU Yan, TONG Yunhui, et al. Pathogenic mechanism of phytotoxin produced by *Rhizoctonia solani*, the causal pathogen of rice sheath blight[J]. *Acta Phytopathologica Sinica*, 2009, 39(4): 439-443. (in Chinese)
- [13] 张重煊, 何习光, 李华标. 水稻生理性病害青立病和旱青立病及其防止和补救措施[J]. *湖北植保*, 2005(4): 30-31.
- [14] ZHANG Zhongxua, HE Xiguang, LI Huabiao. Physiological diseases of rice, green disease and drought and disease prevention and remedial measures[J]. *Hubei Plant Protection*, 2005(4): 30-31. (in Chinese)
- [15] 张竞成, 袁琳, 王纪华, 等. 作物病虫害遥感监测研究进展[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(20): 1-11.
- [16] ZHANG Jingcheng, YUAN Lin, WANG Jihua, et al. Research progress of crop diseases and pests monitoring based on remote sensing[J]. *Transactions of the CSAE*, 2012, 28(20): 1-11. (in Chinese)
- [17] 孙圣, 张劲松, 孟平, 等. 基于红外热成像的核桃冠层温度测量不确定性分析[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(6): 249-256.
- [18] SUN Sheng, ZHANG Jinsong, MENG Ping, et al. Uncertainty analysis of walnut canopy temperature measurement based on thermal infrared imaging [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(6): 249-256. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190628&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.06.028. (in Chinese)
- [19] 卢劲竹, 蒋焕煜, 崔笛. 荧光成像技术在植物病害检测的应用研究进展[J/OL]. *农业机械学报*, 2014, 45(4): 244-252.
- [20] LU Jingzhu, JIANG Huanyu, CUI Di. Progress of fluorescence imaging technology in detection of plant diseases[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(4): 244-252. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20140439&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2014.04.039. (in Chinese)
- [21] 冯雷, 高吉兴, 何勇, 等. 波谱成像技术在作物病害信息早期检测中的研究进展[J/OL]. *农业机械学报*, 2013, 44(9): 169-176.
- [22] FENG Lei, GAO Jixing, HE Yong, et al. Research development of spectral imaging technology in early detection of botanical diseases[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(9): 169-176. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20130930&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2013.09.030. (in Chinese)
- [23] 程旺大, 姚海根, 赵国平, 等. 冠层温度在作物水分状况探测中的应用[J]. *中国农学通报*, 2000, 16(5): 42-44.
- [24] CHENG Wangda, YAO Haigen, ZHAO Guoping, et al. Application of canopy temperature in the detection of crop moisture status[J]. *Chinese Agricultural Science Bulletin*, 2000, 16(5): 42-44. (in Chinese)
- [25] MANGUS D L, SHARDA A, ZHANG Naiqian. Development and evaluation of thermal infrared imaging system for high spatial and temporal resolution crop water stress monitoring of corn within a greenhouse[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2016, 121(4): 149-159.
- [26] O'SHAUGHNESSY S A, EVETT S R, COLAIZZI P D, et al. Using radiation thermography and thermometry to evaluate crop water stress in soybean and cotton[J]. *Agricultural Water Management*, 2011, 98(10): 1523-1535.
- [27] 张智韬, 许崇豪, 谭丞轩, 等. 覆盖度对无人机热红外遥感反演玉米土壤含水率的影响[J/OL]. *农业机械学报*, 2019, 50(8): 213-225.
- [28] ZHANG Zhitao, XU Chonghao, TAN Chengxuan, et al. Influence of coverage on soil moisture content of field corn inverted from thermal infrared remote sensing of UAV [J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(8): 213-225. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190823&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.08.023. (in Chinese)
- [29] LIMA R S N, GARCÍA-TEJERO I, LOPES T S, et al. Linking thermal imaging to physiological indicators in *Carica papaya* L. under different watering regimes[J]. *Agricultural Water Management*, 2015, 164: S613542369.
- [30] WANG Min, XIONG Yinfeng, LING Ning, et al. Detection of the dynamic response of cucumber leaves to fusaric acid using thermal imaging[J]. *Plant Physiol Biochem*, 2013, 66(5): 68-76.
- [31] ROMANO G, ZIA S, SPREER W, et al. Use of thermography for high throughput phenotyping of tropical maize adaptation in water stress[J]. *Computers & Electronics in Agriculture*, 2011, 79(1): 67-74.
- [32] COHEN Y, ALCHANATIS V, MERON M, et al. Estimation of leaf water potential by thermal imagery and spatial analysis [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2005, 56(417): 1843-1852.
- [33] 林芬芳, 邓劲松, 丁晓东, 等. 水稻冠层热红外发射率的野外测量方法研究初报[J]. *浙江大学学报(农业与生命科学)*

- 版), 2010, 36(2): 175 - 180.
- LIN Fenfang, DENG Jingsong, DING Xiaodong, et al. Preliminary research on field measurement of spectral emissivity of rice in thermal infrared[J]. Journal of Zhejiang University(Agriculture and Life Sciences), 2010, 36(2): 175 - 180. (in Chinese)
- [24] 王康丽, 韩迎春, 雷亚平, 等. 利用机载红外相机监测脱叶剂对棉花冠层温度的影响[J]. 中国棉花, 2018, 45(10): 16 - 21.
- WANG Kangli, HAN Yingchun, LEI Yaping, et al. Using airborne thermal infrared camera to monitor the effect of defoliant on cotton canopy temperature[J]. China Cotton, 2018, 45(10): 16 - 21. (in Chinese)
- [25] 李毅, 张嘉娇, 杜波, 等. 水稻与褐飞虱化学关系的研究进展[J]. 植物生理学报, 2018, 54(4): 528 - 538.
- LI Yi, ZHANG Jiajiao, DU Bo, et al. Research progress of chemical interactions between rice and brown planthopper[J]. Plant Physiology Journal, 2018, 54(4): 528 - 538. (in Chinese)
- [26] WANG Liming, QIU Guoyu, ZHANG Xiying, et al. Application of a new method to evaluate crop water stress index[J]. Irrigation Science, 2005, 24(1): 49 - 54.
- [27] MING Han, ZHANG Huihui, DEJONGE K C, et al. Estimating maize water stress by standard deviation of canopy temperature in thermal imagery[J]. Agricultural Water Management, 2016, 177: 400 - 409.
- [28] 张智韬, 边江, 韩文霆, 等. 无人机热红外图像计算冠层温度特征数诊断棉花水分胁迫[J]. 农业工程学报, 2018, 34(15): 77 - 84.
- ZHANG Zhitao, BIAN Jiang, HAN Wenting, et al. Cotton moisture stress diagnosis based on canopy temperature characteristics calculated from UAV thermal infrared image[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(15): 77 - 84. (in Chinese)
- [29] GONZÁLEZ-DUGO M P, MORAN M S, MATEOS L, et al. Canopy temperature variability as an indicator of crop water stress severity[J]. Irrigation Science, 2006, 24(4): 233.
- [30] 袁德桔. 不同灌水下限对水稻生长特性及产量的影响[J]. 广东农业科学, 2014, 41(20): 9 - 14.
- YUAN Dezhi. Effects of irrigation threshold on growth characteristics and yield of rice[J]. Guangdong Agricultural Sciences, 2014, 41(20): 9 - 14. (in Chinese)
- [31] 徐赛, 陆华忠, 周志艳, 等. 基于理化指标和电子鼻的果园荔枝成熟度识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 2015, 46(12): 226 - 232.
- XU Sai, LU Huazhong, ZHOU Zhiyan, et al. Identification of litchi's maturing stage in orchard based on physicochemical indexes and electronic nose[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(12): 226 - 232. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20151230&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2015.12.030. (in Chinese)

(上接第 214 页)

- [27] 王雪梅, 陈兴蜀, 王海舟, 等. 基于标签和分块特征的新闻网页关键信息自动抽取[J]. 山东大学学报(理学版), 2019, 54(3): 67 - 74.
- WANG Xuemei, CHEN Xingshu, WANG Haizhou, et al. Automatic extraction of key information for news web pages based on tag and block features[J]. Journal of Shandong University(Natural Science), 2019, 54(3): 67 - 74. (in Chinese)
- [28] 顾亦然, 许攀馨. 基于 PageRank 的新闻关键词提取算法[J]. 电子科技大学学报, 2017, 46(5): 777 - 783.
- GU Yiran, XU Mengxin. Keyword extraction from news articles based on PageRank algorithm[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2017, 46(5): 777 - 783. (in Chinese)
- [29] 李航, 唐超兰, 杨贤, 等. 融合多特征的 TextRank 关键词抽取方法[J]. 情报杂志, 2017, 36(8): 187 - 191.
- LI Hang, TANG Chaolan, YANG Xian, et al. TextRank keyword extraction based on multi feature fusion[J]. Journal of Intelligence, 2017, 36(8): 187 - 191. (in Chinese)
- [30] 李钰曼, 陈志泊, 许福. 基于 KACC 模型的文本分类研究[J]. 数据分析与知识发现, 2019, 3(10): 89 - 97.
- LI Yuman, CHEN Zhibo, XU Fu. Classifying texts with KACC model [J]. Data Analysis and Knowledge Discovery, 2019, 3(10): 89 - 97. (in Chinese)
- [31] MANALU S R, WILLY, SUNDJAJA A M, et al. Review assessment support in open journal system using TextRank[C]// Journal of Physics Conference Series, Kobe, 2017.
- [32] 邓松, 万常选. 基于主题与概率模型的非合作深网数据源选择[J]. 软件学报, 2017, 28(12): 3241 - 3256.
- DENG Song, WAN Changxuan. Non-cooperative deep web data source selection based on subject and probability model[J]. Journal of Software, 2017, 28(12): 3241 - 3256. (in Chinese)
- [33] 彭圳生, 巩青歌, 高志强, 等. 基于密度及文本特征的新闻标题抽取算法[J]. 中文信息学报, 2018, 32(10): 78 - 86.
- PENG Zhensheng, GONG Qingge, GAO Zhiqiang, et al. Newstitle extraction algorithm based on density and text-features[J]. Journal of Chinese Information Processing, 2018, 32(10): 78 - 86. (in Chinese)
- [34] 周冰, 李飞, 侯位昭, 等. 基于簇过滤的优势集模糊聚类集成[J]. 计算机与网络, 2019, 45(7): 67 - 70.
- ZHOU Bing, LI Fei, HOU Weizhao, et al. Dominant set fuzzy clustering ensemble based on cluster filtering[J]. Computer & Network, 2019, 45(7): 67 - 70. (in Chinese)
- [35] FLORESCU C, CARAGEA C. A position-biased PageRank algorithm for keyphrase extraction[C]// Proceedings of the 31st American Association for Artificial Intelligence, Hawaii, 2017.
- [36] LIU Z, HUANG W, ZHENG Y, et al. Automatic keyphrase extraction via topic decomposition[C]// Proceedings of the 2010 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Cambridge, 2010.