

灌溉柑橘园中叶片湿润传感器校准方法研究

胡洁¹ 望梦成¹ 兰玉彬¹ 张亚莉² 卢小阳²

(1. 华南农业大学电子工程学院, 广州 510642; 2. 华南农业大学工程学院, 广州 510642)

摘要: 叶片湿润时间是植物病害模型的重要输入变量之一,它与许多叶部病原菌的侵染有关,影响病原侵染和发育速率。叶片湿润传感器可以实现对其实时、自动化监测,而由于叶片湿润时间受到环境和植物交互效应的影响,需要在灌溉环境下的柑橘园中进行校准。以生长季的柑橘为试验材料研究校准方法。叶片湿润传感器角度为30°,采用移液枪向传感器滴水和使用灌溉设施向传感器喷灌2种方法来确定传感器的干湿阈值;比较了柑橘冠层不同位置的传感器监测效果,并研究了有雨和无雨条件下对传感器监测效果的影响,最后通过神经网络模型验证阈值的合理性。结果表明:叶片湿润传感器在灌溉环境下干湿阈值为270 mV,此时传感器的监测效果最好,误差在2 h以内,通过与神经网络模型预测结果对比,证实此阈值下传感器监测效果良好;位于柑橘冠层底部位置的传感器监测准确率最高,可达0.95;传感器在无雨条件下监测效果优于有雨条件。该叶片湿润传感器校准方法可以用于灌溉柑橘园叶片湿润时间监测,符合柑橘病害预警系统的要求。

关键词: 柑橘; 叶片湿润时间; 叶片湿润传感器; 校准; 灌溉

中图分类号: S126; S163 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)04-0356-10

OSID:



Calibration Method of Leaf Wetness Sensor in Irrigated Citrus Orchard

HU Jie¹ WANG Mengcheng¹ LAN Yubin¹ ZHANG Yali² LU Xiaoyang²

(1. College of Electronic Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China

2. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

Abstract: Leaf wetness duration is one of the important input variables of plant disease model, which is related to the infection of many leaf pathogens and affects the infection and development rate of pathogens. The leaf wetness sensor can realize real-time and automated monitoring, and since the leaf wetness duration is affected by the interaction between the environment and plants, it needs to be calibrated in citrus orchards under irrigation. Citrus in growing season was used as experimental material to study the calibration method. The angle of the leaf wetness sensor was 30°, and two methods were used to determine the dry-wet threshold of the sensor: drip water to the sensor by pipetting gun and sprinkle irrigation facility to the sensor. The monitoring effects of sensors in different positions of the citrus canopy were compared, and the effects of rain and no rain conditions on the monitoring effects of the sensors were studied. Finally, the neural network model was used to verify the rationality of the threshold. The results showed that the leaf wetness sensor obtained a dry-wet threshold of 270 mV in the irrigation environment. At this time, the monitoring effect of the sensor was the best, and the error was within 2 h. By comparing with the prediction results of the neural network model, it was confirmed that the monitoring effect of the sensor was good under this threshold. The sensor located at the bottom of the citrus canopy had the highest monitoring accuracy, which can reach 0.95. The monitoring effect of the sensor was better in no rain condition than that in rainy condition. Overall, the calibration method of the leaf wetness sensor can be used to monitor the leaf wetness duration of irrigated citrus orchards, which met the requirements of the citrus disease early warning system.

Key words: citrus; leaf wetness duration; leaf wetness sensor; calibration; irrigation

收稿日期: 2022-07-07 修回日期: 2022-09-04

基金项目: 高等学校学科创新引智计划项目(D18019)、广东省重点领域研发计划项目(2019B020221001)和广东省科技计划项目(2018A050506073)

作者简介: 胡洁(1980—),女,副教授,博士,主要从事农业人工智能和农业物联网研究,E-mail: hjgz79@scau.edu.cn

通信作者: 张亚莉(1975—),女,副教授,博士,主要从事农业航空传感器技术与农产品产地环境监测研究,E-mail: ylzhang@scau.edu.cn

0 引言

柑橘园中果树叶片湿润主要是由叶片表面的结露、自然降雨和灌溉设施洒水造成的^[1]。对于柑橘溃疡病等大多数真菌性植物疾病来说,叶片湿润时间(Leaf wetness duration, LWD)是决定病原菌能否侵染及产孢的关键因素^[2],例如柑橘溃疡病的严重程度与叶片湿润间的关系可用单分子模型来解释,在最适温度 25 ~ 35℃ 下,叶片湿润达到 24 h 时病情最严重,湿润时间 4 h 足以引起 100% 的发病率^[3],因此叶片湿润时间也是疾病预警系统的重要输入参数。根据 SENTELHAS 等^[4]和 GLEASON 等^[5]研究建议,每天的叶片湿润时间误差低于 2 h 时可在疾病预警系统中操作使用,原因是在一种作物的一个时期内,每天测得的叶片湿润时间的变化经常超过 2 h。

与气温、相对湿度等常规参数不同,LWD 测量或估计较为困难,这是由于其受环境条件及其与植物冠层结构和组分的交互效应双重驱动,存在冠层内的异质性^[6]。以灌溉环境下的柑橘为例,多数柑橘品种生长势强,叶面积指数高,叶面积指数、叶面积密度、叶倾角、叶方位角等结构要素在不同生育时期有明显的变化,这些变化与差异对柑橘的辐射截获、分布及平衡有重要影响^[7],并决定了冠层微环境的温度、湿度和通风状况。这些微环境条件都会影响 LWD,使得在不同位置的叶片,甚至叶片的不同部位表现出不同的湿润状况,即空间异质性^[8]。常规监测 LWD 的方法大多是在作物冠层顶部放置传感器,但是由于柑橘溃疡病等病害在果树不同部位叶片上均有发病,因此冠层不同位置的 LWD 监测对于柑橘溃疡病预警更具有针对性。

目前已有的且比较成熟的两种度量叶片湿润时间的方法包括测量法和模拟法^[9]。测量法主要使用传感器,目前已研发了包括静止型、机械型、电子型等不同类型的叶片湿润传感器^[10-11],而只有电子型中的叶片湿润传感器商业化最为成功,在大田作物、果树、森林等病害预警上得到广泛应用^[12-13]。模拟法基于 LWD 与标准农业气象站提供的气象变量的关系^[14],类似的应用还有土壤水分与环境变量间的关系^[15],通过建立模型预测 LWD,LWD 模型可以分为经验模型^[16]和物理模型^[17]。物理模型对数据要求很高,因为它需要的输入有些较难获取,如云量、反射率和净太阳辐射,经典的物理模型有 SWEB (Surface wetness energy balance) 模型^[18]和 PM (Penman - Monteith) 模型^[19]。经验模型有简单的相对湿度 (Relative humidity, RH) 阈值模型,它模拟

当相对湿度高于阈值时叶片湿度的发生^[20-21];露点温差模型 (Dew point depression, DPD),基于露水的形成原理^[22-23];分类回归树 (Classification and regression tree, CART) 模型,它在决策节点中考虑相对湿度、风速、露温和叶片湿润状态间的非线性关系来确定叶片湿润状态^[24];神经网络模型 (Neural network, NN) 也被用于预测 LWD,相较于以上 3 种经验模型,神经网络模型具有学习和建模非线性和复杂关系的能力,可以用于预测准确的叶片湿度信息,而不需要假设数据集中存在任何固定关系,能够挖掘气象变量与 LWD 的潜在关系^[25-28]。

在测量叶片湿度的传感器中,介电型叶片湿润传感器具有良好的稳定性,但不同传感器之间存在微小差异,在使用前需要校准^[29-30]。介电型叶片湿润传感器可以将湿润状况转换为电压,这是一个连续变化的过程,需要确定一个叶片干湿转换的临界值或范围,即干湿阈值,以便于统计叶片湿润时间。但目前很难人工模拟叶片变湿的过程,所以传感器校准方法多是通过向传感器上喷水观察变干时段内的电压变化来确定干湿阈值,这种方法可能会由于人工误差导致对于湿润时间的低估,因此需要在实际叶片出现湿润的条件下进行检验^[31]。但目前叶片湿润传感器的校准研究多集中在实验室环境下^[32],在灌溉环境下的应用较少,国内目前还未见报道。而对于柑橘来说,由于其叶片长、宽及面积相对常见叶片湿润传感器都小,因此在现有条件下传感器的湿润时间和真实柑橘叶片的湿润时间的异质性及不同天气条件对测量的影响等校准方法关键点亟需研究。

本文以柑橘为试验材料,研究介电型叶片湿润传感器在灌溉环境下的校准方法,包括比较不同的干湿阈值确定方法,重点探讨传感器在冠层不同位置的监测效果且通过模型进行校验,并在不同天气条件下进行验证,以期能在灌溉环境下利用叶片湿润传感器监测叶片湿润时间,为相关病害预警系统建立奠定基础。

1 材料与方法

1.1 叶片湿润时间实测值获取方法

试验于 2022 年 3—4 月在广州市天河区华南农业大学国家精准农业航空施药中心的柑橘种植园 (23. 17°N, 113. 37°E) 内进行。果树按行种植,行距为 3 m,行间距为 2 m,树冠直径约 3 m,树间无行间空隙。冠层底部和顶部高度分别为距地表 0.5 m 和 3.5 m 左右。果园采用滴灌,每株滴灌 2 个滴头,每小时灌水量 2 L,无雨天气进行作业,行向南北。

叶片湿润传感器校准需要对应的校准参考值,但是目前对于叶片湿润时间尚无标准的定义和测量方法^[33],只能采用人工观测作为校准参考值,定义为人工实测值。随机选择柑橘冠层不同位置的叶片进行观测,对叶片开始湿润或干枯的目视观察是基于液态水覆盖叶片的百分比^[34-35],记录超过 10% 的叶片出现湿润的时间点 (Leaf wetting, LW), 超过 90% 的叶片变干的时间点 (Leaf drying, LD), LW 与 LD 差值作为当前冠层位置叶片的湿润时间。每隔 1 h 记录 1 次所有取样叶片的湿润情况,为减少人为误差,试验期间的数据采集和记录等操作均由同一人严格按照以上试验标准执行。由于某些天气条件下,湿润时间会持续到午后,因此每天的计时从 14:00 到次日 14:00。为了验证叶片湿润传感器在不同天气条件下的监测效果,将观测天气分为有雨和无雨,并对数据进行分类统计。

1.2 叶片湿润传感器校准方法

1.2.1 叶片湿润传感器工作原理

试验采用的叶片湿润传感器为电容式传感器 (PHYTOS 31 型, Decagon Devices, 美国), 基于变介电常数电容器原理, 变介电常数电容器由两个平行电极组成, 极间以空气为介质, 其电容 C 计算公式为

$$C = \frac{\epsilon S}{d} \tag{1}$$

式中 ϵ ——两极板间介电常数
 S ——两极板正对面积
 d ——两极板间距

变介电常数电容器的原理是保持电容器的 S 和 d 固定不变, 通过极板间电介质的改变引起介电常数的变化, 从而引发电容器电容发生变化^[36]。

PHYTOS 31 型叶片湿润传感器采用仿叶片设计, 通过模拟真实树叶的热力学性质和辐射特性, 可以更接近树冠的潮湿状态。PHYTOS 31 型叶片湿润传感器的外形和局部电容器放大示意图如图 1 所示。传感器表面分布着数排并联且间距相等的变介电常数电容器, 电容器固定在树脂板上, 且被聚合物涂层包裹。A、B 为间距为 d 的固定金属板, 两极板的正对面积为 S 。

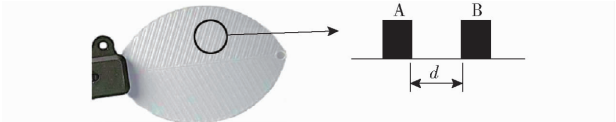


图 1 叶片湿润传感器示意图

Fig. 1 Diagram of leaf wetness sensor

PHYTOS 31 型叶片湿润传感器测量距离传感器上表面约 1 cm 区域的介电常数。水 (80 F/m) 和

冰 (5 F/m) 的介电常数比空气 (1 F/m) 的介电常数大得多, 因此测量的介电常数强烈依赖于传感器表面是否有水分或霜的存在。传感器输出的毫伏电压信号与测量区域的电介质成正比, 因此与传感器表面的水或冰的量成正比。

本试验共采用 6 个传感器, 编号为 LWS_1 ~ LWS_6。传感器连接到数据采集器 (CR1000 型, Decagon Devices, 美国), 设置每隔 1 min 记录 1 次, 每天转储 1 次数据, 为防止啮齿动物损坏, 采用塑料管道对电缆进行包裹, 且在安装过程中留有足够的长度保持电缆松弛以防止出现意外情况导致传感器不可用。参考文献 [33] 方法, 定义如果 1 h 内有 12 min 以上 (包含 12 min) 的时间, 传感器数值在干湿阈值之上, 则认为这 1 h 内叶片处于湿润状态; 累加 1 d 内的叶片湿润时间 (h) 就得出该日的叶片湿润时间 (h), 此值为传感器检测值。传感器每日叶片湿润时间的监测结果基于该定义进行判定。

1.2.2 干湿阈值确定方法

叶片湿润传感器可以将湿润状况转换为电压, 当其连接到数据采集器后, 数据采集器将其转换为电压 (250 ~ 1 250 mV), 这通常是一个连续变化的过程, 需要确定一个叶片干湿转变的临界值或范围, 即干湿阈值, 以便于统计叶片湿润时间。干湿阈值确定方法包括:

(1) 柑橘园中喷水校准

在仪器使用前, 参考文献 [32] 方法, 将 6 个传感器并排置于柑橘园中随机一棵柑橘树的冠层中间同一高度位置, 安装角度为 30°, 采用移液枪向传感器上滴水, 每个传感器滴水 1 mL, 记录传感器变湿和变干的时间节点, 并将输出数值与时间节点相对应, 找出传感器输出电压值和叶片湿润状态的关系, 从而确定干湿阈值 T_1 , 作为已报道的标准方法的参考结果。

(2) 使用厂商推荐阈值

传感器在出厂前都经过工厂的校准, 推荐阈值为 T_2 , 但由于实际情况的不同需要动态调整阈值, 此阈值仅作参考。

(3) 灌溉环境下校准

在柑橘生长季, 将 6 个传感器放置在一棵柑橘树上, 按照图 2 所示布置传感器, 树的两侧 (南、北), 每侧 3 个 (1、2、3 m), 安装角度为 30°。灌溉设施每天定时进行喷灌。一般推荐模拟叶片型叶片湿润传感器, 要放到冠层中不与叶片接触的位置^[37]。通过对自然状态下变湿/变干的监测, 确定干湿阈值 T_3 。并利用传感器检测数据对 T_1 、 T_2 和 T_3 进行比较分析。

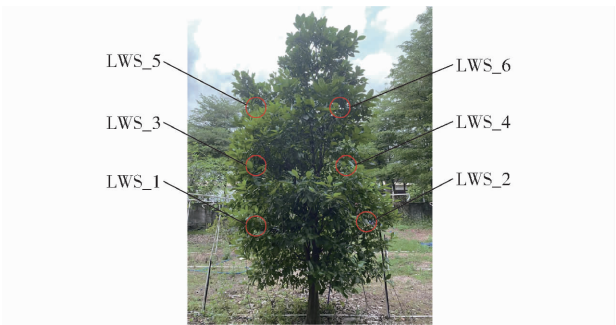


图2 叶片湿润传感器在柑橘冠层的位置示意图
Fig.2 Position of leaf wetness sensors in citrus canopy

2 叶片湿润时间预测模型与评价指标

2.1 叶片湿润时间预测模型

叶片湿润时间预测模型主要通过气象因素对叶片是否处于湿润状态进行预测,为进一步验证叶片湿润时间传感器的监测效果,在叶片湿润传感器进行监测的同时,利用同一时段气象站的气象数据进行预测,验证传感器的监测效果是否可靠。

2.1.1 相对湿度(RH)模型

相对湿度(RH)模型假设叶片湿润时间等于相对湿度(RH)大于或等于恒定阈值的时间(h)。如果RH低于该阈值,则假定树叶是干燥的;反之,如果RH高于该阈值,则假设树叶是湿润的。该模型只需要输入相对湿度。阈值可以根据试验情况修改,本试验选取的相对湿度阈值为90%。

2.1.2 露点温差(DPD)模型

露点温差(DPD)模型是根据气温和露点温度之差计算的,该模型根据此计算差值作为确定叶片是否湿润的标准,从而统计叶片湿润时间。当DPD小于等于阈值时,叶片开始湿润,当DPD大于阈值时,则判断为干燥^[22-23]。本研究认为当DPD小于等于2.0℃时,此1h内叶片湿润,否则叶片干燥。

2.1.3 分类回归树(CART)模型

分类回归树(CART)模型是根据相对湿度、露点温差(DPD)和风速建立的一种非参数法模型。该模型划分了3个层次和2个线性判断器对叶片湿润状态进行预测,使用露点温差(DPD)、风速和相对湿度作为阈值对每小时数据进行处理判断叶片湿润还是干燥^[24-25]。

2.1.4 神经网络(BPNN)模型

反向传播神经网络(Back propagation neural network, BPNN)是一种常见的人工神经网络结构,它的上一层和下一层之间的每个神经元都相互连接(全连接),信息共享,通过多层叠加,将具体的任务分配到不同的层中,每层完成任务的一小部分。BPNN主要包括输入层、隐含层和输出层^[25-28]。输入和输出都可以是多维的,输入的数据通过神经元

处理,不同维度的不同信息在高层中被整合成一维向量,通过对高层数据的判断得到最终的输出结果。输出结果和预计值相比较,将比较的结果反向传播到网络中(反向传播),对网络权重进行迭代更新,以此实现对模型参数更新直达到预期结果或者完成所有迭代。全连接层对数据的处理是线性的,因此,往往在BPNN中添加非线性处理单元(激活函数)来提升整体网络的非线性拟合能力。本研究中,输入层为温度、相对湿度、风速、降雨量和净太阳辐射,隐含层为10层,输出层为叶片是否湿润。

2.2 校准结果验证分析

2.2.1 干湿阈值检验方法与指标

为了评估在 T_1 、 T_2 和 T_3 下每日LWD的监测效果,将传感器检测值和人工实测值列散点图进行比较,计算均方根误差(Root mean square error, RMSE),并进行“0,1检验”(计算回归系数 a 、回归截距 b 和决定系数 R^2)。另外,为了进一步分析准确度、精度、偏差率等,分别用拟合指数(Willmott agreement index, W)和置信指数(Confidence index, D)表述检测的准确度和精度;采用平均离差(Mean absolute error, MAE)表述平均误差幅度^[34]。

2.2.2 空间异质性检验方法与指标

为了研究柑橘的空间异质性,在柑橘冠层的不同位置安装了叶片湿润传感器,为了评估叶片湿润传感器的布设位置对监测结果的影响,将图2所布设的不同位置传感器监测结果与人工观测叶片湿润与否的结果进行对比,将每次人工观测叶片湿润与否的结果(以下简称实测)与传感器检测结果(以下简称检测)分类汇总如表1所示^[38],并计算准确率 F_c 、灵敏度 C_{SI} 、误报率 F_{AR} 和偏差率 B_s ,计算式为

$$F_c = \frac{X + Z}{n} \tag{2}$$

$$C_{SI} = \frac{X}{X + Y + P} \tag{3}$$

$$F_{AR} = \frac{P}{X + P} \tag{4}$$

$$B_s = \frac{X + P}{X + Y} \tag{5}$$

式中 X ——命中数 Y ——漏报数
 P ——误报数 Z ——真阴性数
 n ——样本数

表1 叶片湿润传感器布置方法的检验分析指标
Tab.1 Inspection and analysis indexes of arrangement method of leaf wetness sensors

	检测湿润	检测干燥
实测湿润	X	Y
实测干燥	P	Z

3 结果与分析

3.1 传感器干湿阈值确定

图3为柑橘生长季,移液枪滴水 and 喷灌方式下观察的叶片湿润传感器电压变化曲线,表2为图3中数值突变的位置,结合图3和表2可观测传感器的干湿阈值。其中,图3a为6个传感器同时滴上1 mL水,在12:20—13:20之间陆续变干,从图中可以看出,传感器电压在274 mV附近发生突变,此时也是传感器变干的时间段,表2记录了此时刻内传感器数据突变前的数值,因此可以初步确定干湿阈值为274 mV。图3b为2022年3月20—21日监测结果,该日天气多云转晴,柑橘园中的灌溉设施在20日15:20进行喷灌作业,冠层不同位置的传感器电压发生剧烈变化,冠层顶部位置的传感器峰值为413 mV,冠层中部位置的传感器峰值为463 mV,冠层底部位置的传感器峰值为496 mV,经过一段时间后,6个传感器电压趋于稳定,且均在270 mV以下,结合图3和表2,可得出传感器干湿阈值为270 mV。

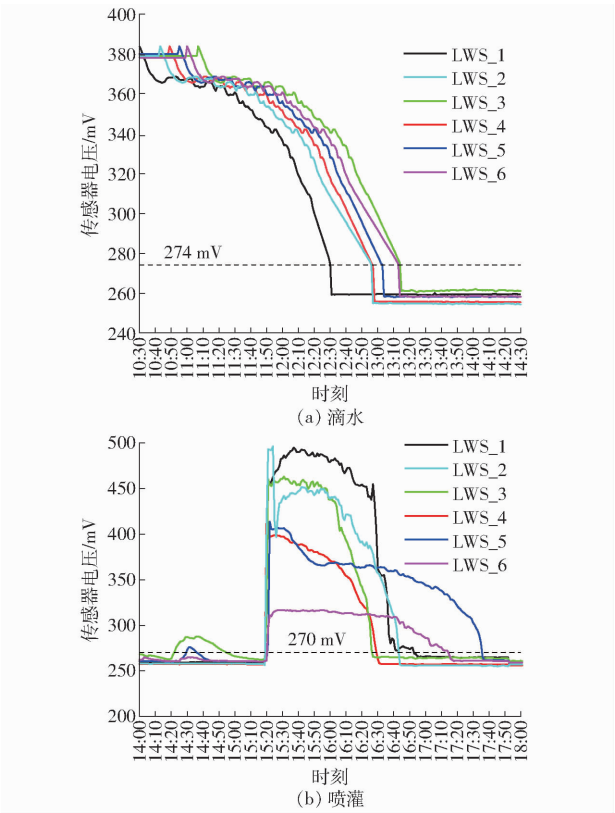


图3 叶片湿润传感器电压变化曲线

Fig.3 Voltage variation curves of leaf wetness sensors

将按照 $T_1 = 274\text{ mV}$ 、 $T_2 = 284\text{ mV}$ (传感器厂商提供的使用说明书中标明) 和 $T_3 = 270\text{ mV}$ 统计得出的2022年3月的冠层不同位置的叶片湿润时间检测值分别与实测值进行比较,结果如图4~6所示,图中斜线是1:1线。可以看出3个阈值中,只有

表2 叶片湿润传感器电压突变信息

Tab.2 Voltage mutation information of leaf wetness sensors

干湿 阈值 确定 方法	传感器 编号	突变时刻	突变前 传感器 电压/ mV	电压 变化率/ %
滴水	LWS_1	2022年3月12日12:31	274	6
	LWS_2	2022年3月12日12:58	273	6
	LWS_3	2022年3月12日13:15	275	5
	LWS_4	2022年3月12日13:04	274	6
	LWS_5	2022年3月12日12:57	274	7
	LWS_6	2022年3月12日13:14	274	6
喷灌	LWS_1	2022年3月20日15:20	265	29
	LWS_2	2022年3月20日15:20	275	63
	LWS_3	2022年3月20日15:20	263	20
	LWS_4	2022年3月20日15:22	281	47
	LWS_5	2022年3月20日15:20	266	59
	LWS_6	2022年3月20日15:21	270	13

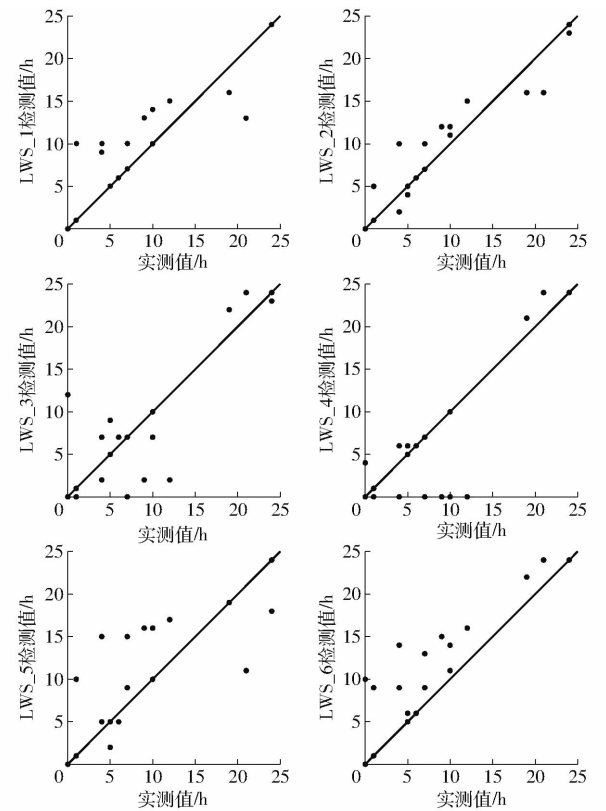


图4 每日LWD实测值与干湿阈值为284 mV时传感器检测值对比

Fig.4 Comparison results between daily LWD and sensor measured values when threshold was 284 mV

阈值为270 mV时,每日LWD实测值与传感器检测值的散点图分布更靠近1:1线。

表3为3种干湿阈值下每日LWD传感器检测值和实测值的回归分析结果。从表3中的RMSE来看,干湿阈值为270 mV (RMSE为2.96 h) 时传感器的预测效果最好,干湿阈值为284 mV (RMSE为3.12 h) 次之,干湿阈值为274 mV (RMSE为3.14 h) 效果最差。干湿阈值为270 mV时传感器

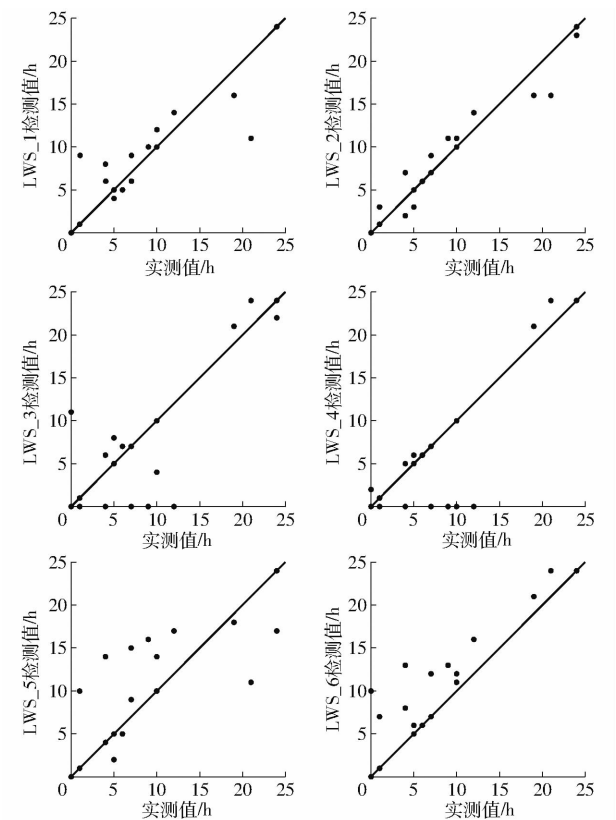


图5 每日LWD实测值与干湿阈值为274 mV时传感器检测值对比

Fig.5 Comparison results between daily LWD and sensor measured values when threshold was 274 mV

监测的准确度、精度和平均误差幅度均比其他2种干湿阈值好,误差在2 h左右(MAE为1.74 h)。

3.2 冠层不同位置叶片湿润传感器监测效果

表4为叶片湿润传感器位于柑橘冠层不同位置的分析结果,使用不同阈值对744次监测数据进行列联表分析,结果表明:在不同传感器阈值下,置于树冠最底层传感器的监测准确率 F_C 高于其他冠层位置的传感器;从灵敏度 C_{sl} 看,阈值为270 mV时各个冠层位置的传感器灵敏度都在0.7以上,效果良好,阈值为284 mV时,各个冠层位置的传感器灵敏度均在0.7以下,效果较差,阈值为274 mV时传感器的灵敏度处于其他2个阈值中间。误报率 F_{AR} 方面,在3种阈值下,冠层顶部传感器最高,冠层底部传感器最低,冠层中部传感器可以满足需求。从偏差率 B_s 看,各传感器表现均较差,且冠层顶部的传感器偏差率最高,位于冠层中部和底部的传感器相对低一些。从6个传感器的准确率、灵敏度、误报率和偏差率平均值来看,阈值270 mV时的指标优于阈值284 mV和阈值274 mV。

3.3 模型预测结果分析

为进一步验证叶片湿润传感器的干湿阈值和监测效果,首先将叶片湿润时间模型的预测结果和人

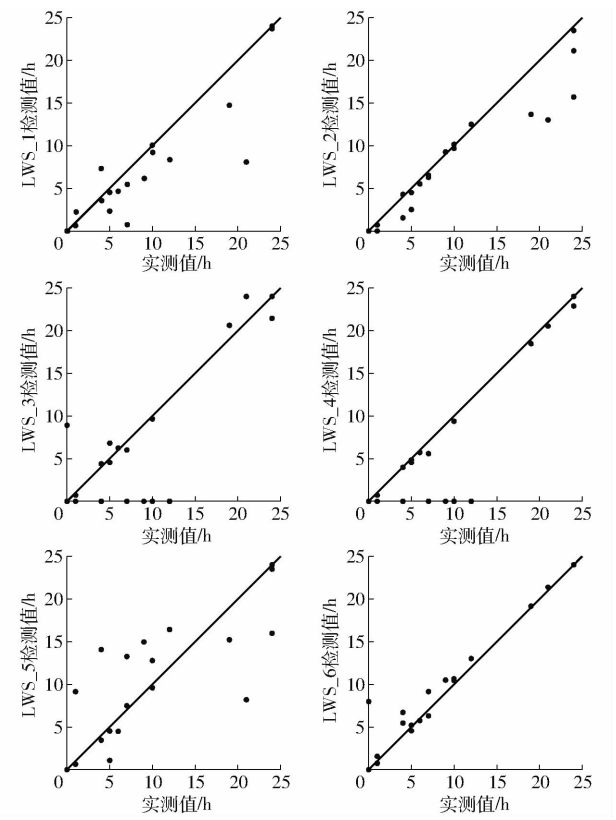


图6 每日LWD实测值与干湿阈值为270 mV时传感器检测值对比

Fig.6 Comparison results between daily LWD and sensor measured values when threshold was 270 mV

表3 3种干湿阈值下每日LWD传感器检测值和实测值回归分析

Tab.3 Regression analysis of daily LWD sensor detected value and measured value under three thresholds

干湿阈 值/mV	传感器 编号	<i>a</i>	<i>b</i> /h	<i>R</i> ²	<i>W</i>	<i>D</i>	MAE/ h	RMSE/ h
284	LWS_1	1.04	0.88	0.88	0.96	0.90	2.50	2.96
	LWS_2	1.16	0.19	0.94	0.97	0.94	2.05	2.44
	LWS_3	0.86	1.76	0.79	0.94	0.83	3.74	3.99
	LWS_4	0.92	1.94	0.84	0.95	0.87	2.84	3.57
	LWS_5	0.92	0.34	0.74	0.92	0.79	4.15	4.14
	LWS_6	0.98	-0.44	0.96	0.99	0.97	1.23	1.64
	平均值	0.98	0.78	0.86	0.96	0.88	2.75	3.12
274	LWS_1	1.01	-0.19	0.89	0.97	0.92	2.18	2.60
	LWS_2	1.03	-0.14	0.97	0.99	0.97	1.47	1.49
	LWS_3	0.85	1.44	0.79	0.94	0.83	3.71	3.93
	LWS_4	0.86	1.80	0.83	0.95	0.87	3.06	3.64
	LWS_5	0.89	0.01	0.77	0.93	0.82	3.94	4.01
	LWS_6	0.90	-0.85	0.90	0.96	0.91	3.00	3.16
	平均值	0.92	0.35	0.86	0.96	0.89	2.89	3.14
270	LWS_1	0.96	-0.50	0.88	0.96	0.90	1.45	2.92
	LWS_2	0.99	-0.32	0.94	0.98	0.95	1.10	1.89
	LWS_3	0.86	0.99	0.82	0.95	0.86	1.84	3.12
	LWS_4	0.86	1.74	0.82	0.95	0.86	1.77	2.78
	LWS_5	0.87	-0.02	0.76	0.93	0.81	2.23	3.39
	LWS_6	0.87	-0.95	0.87	0.95	0.89	2.03	3.68
	平均值	0.90	0.16	0.85	0.95	0.88	1.74	2.96

表 4 柑橘冠层不同位置叶片湿润传感器监测结果

Tab.4 Analysis of monitoring results of leaf wetness sensors in different positions of citrus canopy

干湿阈值/ mV	传感器 编号	准确率 F_C	灵敏度 C_{SI}	误报率 F_{AR}	偏差率 B_s
284	LWS_1	0.91	0.68	0.12	0.84
	LWS_2	0.91	0.66	0.07	0.74
	LWS_3	0.88	0.59	0.23	0.92
	LWS_4	0.87	0.56	0.25	0.92
	LWS_5	0.86	0.53	0.28	0.92
	LWS_6	0.86	0.51	0.31	0.96
	平均值	0.88	0.59	0.21	0.88
274	LWS_1	0.91	0.69	0.12	0.87
	LWS_2	0.93	0.74	0.09	0.87
	LWS_3	0.88	0.61	0.19	0.89
	LWS_4	0.91	0.66	0.10	0.79
	LWS_5	0.88	0.62	0.26	1.07
	LWS_6	0.93	0.79	0.17	1.12
	平均值	0.91	0.69	0.16	0.94
270	LWS_1	0.95	0.80	0.03	0.84
	LWS_2	0.96	0.84	0	0.84
	LWS_3	0.91	0.70	0.11	0.86
	LWS_4	0.94	0.77	0	0.77
	LWS_5	0.91	0.71	0.19	1.04
	LWS_6	0.97	0.89	0.10	1.09
	平均值	0.94	0.79	0.07	0.91

工实测结果进行对比,从中挑选出最准确的预测模型,与传感器检测值进行对比分析。图 7 为 2022 年 3 月每日 LWD 实测值和 RH、DPD、CART、BPNN 模型预测值的对比结果,图中斜线为 1:1 线。从图 7 可以看出,RH 和 DPD 模型的预测值和实测值相关

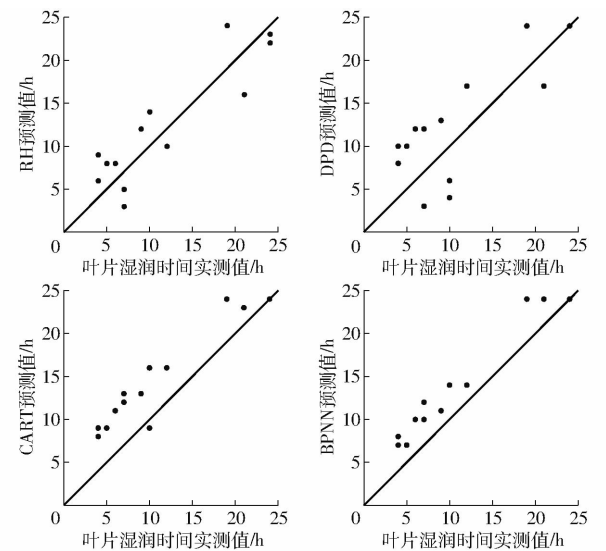


图 7 每日 LWD 实测值与各模型预测值的对比结果

Fig.7 Comparison results between daily LWD measured values and predicted values of models

性不高,CART 和 BPNN 模型的预测值和实测值相关性较高,BPNN(RMSE 为 2.29 h)的预测效果相较于其他 3 种模型更好。

表 5 为 RH、DPD、CART、BPNN 模型每日 LWD 实测值和预测值的回归分析。从表 5 可以看出,4 种模型中 BPNN 的 F_C 和 C_{SI} 均为最高, F_{AR} 和 B_s 均为最低,是 4 种模型中表现最好的,且 BPNN 模型的预测值和叶片湿润时间实测值之间的相关性最高(R^2 为 0.96),平均误差幅度最小(MAE 为 1.87 h),模型的准确度、精度较其他模型也是最优的。综合各项指标分析得出,BPNN 预测效果最好,故使用 BPNN 和传感器测量结果进行校准。

表 5 每日 LWD 实测值与各模型预测值的回归分析

Tab.5 Regression analysis of daily LWD measured values and predicted values of models

模型	a	b/h	R^2	W	D	MAE/h	RMSE/h	F_C	C_{SI}	F_{AR}	B_s
RH	0.78	1.02	0.88	0.91	0.89	3.11	3.14	0.88	0.67	0.30	1.33
DPD	0.88	0	0.92	0.93	0.90	2.62	2.89	0.89	0.67	0.28	1.27
CART	0.83	0	0.95	0.96	0.92	2.29	2.77	0.91	0.73	0.23	1.24
BPNN	0.89	-0.58	0.96	0.98	0.96	1.87	2.29	0.93	0.78	0.19	1.22

比较表 4 的传感器监测结果与表 5 中 BPNN 的预测结果,从 F_C 来看,传感器在阈值 270、274、284 mV 时的平均 F_C 分别为 0.94、0.91 和 0.88,BPNN 的 F_C 为 0.93,和传感器在阈值 270 mV 时最接近;从灵敏度来看,传感器在阈值 270、274、284 mV 时的平均 C_{SI} 分别为 0.79、0.69 和 0.59,BPNN 的 C_{SI} 为 0.78,几乎和传感器在阈值 270 mV 时持平;从 F_{AR} 来看,传感器在阈值 270、274、284 mV 时的平均 F_{AR} 分别为 0.07、0.16 和 0.21,BPNN 的 F_{AR} 为 0.19,高于阈值为 270 mV 时传感器的平均误报率;从 B_s 来看,传感器在阈值 270、274、284 mV 时

的平均 B_s 分别为 0.91、0.94 和 0.88,BPNN 的 B_s 为 1.22,高于所有阈值下传感器的平均偏差率。从 RMSE 来看,传感器在阈值为 270、274、284 mV 时的平均 RMSE 分别为 2.96、3.14、3.12 h,BPNN(RMSE 为 2.29 h)的预测效果优于 3 种阈值下传感器的测量效果。从准确率、精度和平均误差幅度来看,BPNN 模型预测的准确度、精度、平均误差幅度等与阈值为 270 mV 时传感器的测量结果相差不大,且误差也在 2 h 以内(MAE 为 1.87 h),而阈值为 274 mV(MAE 为 2.89 h)和 284 mV(MAE 为 2.75 h)时传感器测量的相对误差较大。这说明传感器在阈值为

270 mV 时能够准确地反映叶片湿润时间。

3.4 天气状况对叶片湿润传感器测量结果的影响

图 8、9 为有雨和无雨情况下叶片湿润时间实测值和检测值之间的关系。由图 8 可以看出,无雨条件(RMSE 为 0.72 h)下传感器的监测准确性优于有雨条件(RMSE 为 3.89 h)。由于广州市 3 月雨量充沛,有时几乎一整天都有降雨,导致很多极大数据的产生,冠层不同位置传感器由于柑橘叶片的遮挡以及受风力因素致使雨滴倾斜的情况,导致冠层不同位置传感器上的雨量差别较大,从而导致输出数值间差异较大,误差较大。无雨情况下只有灌溉设施进行喷灌,由于气温相对较高,太阳辐射足够充足,叶片表面的水分很容易蒸发掉,所以叶片湿润时间的实测值和传感器检测值都相对较小(小于 8 h),可以很好地记录叶片湿润持续时间,所以误差较小。

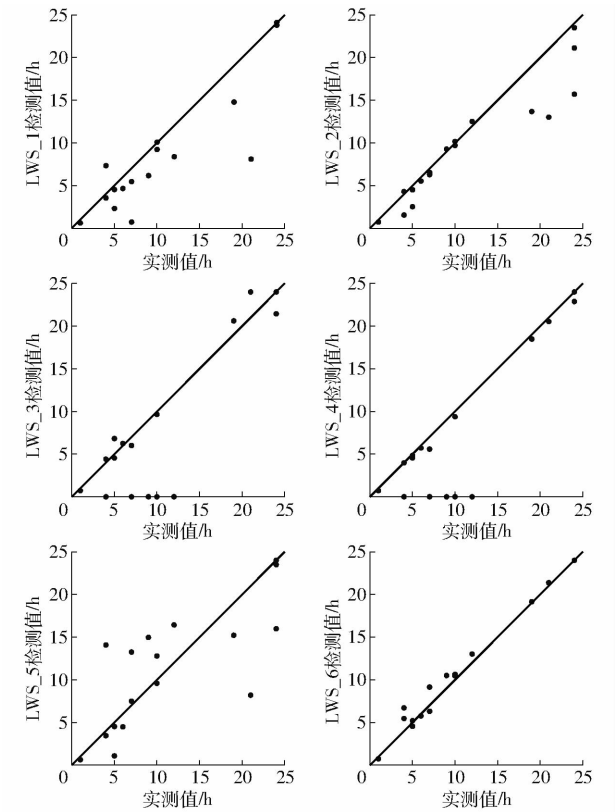


图 8 有雨情况下每日 LWD 实测值与传感器检测值对比

Fig. 8 Comparison results between daily LWD and sensor measured values under rainy condition

表 6 为不同天气条件下每日 LWD 实测值和传感器检测值的回归分析结果。由表 6 可以看出,无雨条件下监测的准确度、精度均优于有雨条件,平均测量误差(0.67 h)明显小于有雨条件(2.46 h)。有雨条件下,冠层不同位置传感器的输出结果差异较大,无雨条件下,冠层不同位置传感器的输出结果较

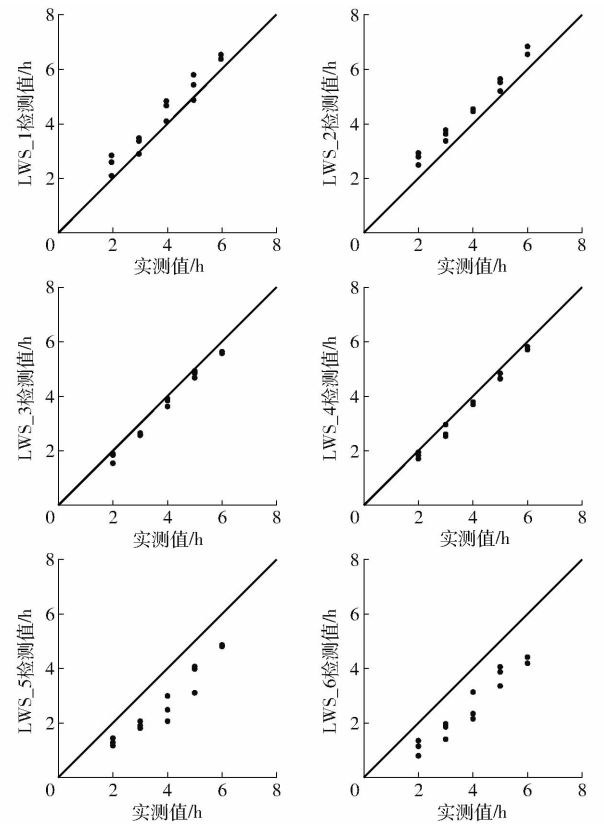


图 9 无雨情况下每日 LWD 实测值与传感器检测值对比
Fig. 9 Comparison results between daily LWD and sensor measured values under no rain condition

表 6 不同天气条件下每日 LWD 实测值与传感器检测值的回归分析

Tab. 6 Regression analysis of daily LWD and sensor measured values under different weather conditions

天气状况	传感器编号	<i>a</i>	<i>b</i> /h	<i>R</i> ²	<i>W</i>	<i>D</i>	MAE/h	RMSE/h
有雨天	LWS_1	0.91	2.84	0.81	0.93	0.84	2.43	3.98
	LWS_2	1.14	0.52	0.89	0.94	0.89	1.99	3.29
	LWS_3	0.73	4.77	0.79	0.91	0.81	3.16	4.93
	LWS_4	0.76	4.82	0.82	0.91	0.83	2.78	4.82
	LWS_5	0.84	1.96	0.56	0.86	0.65	3.67	5.23
	LWS_6	1.02	-0.73	0.99	0.99	0.99	0.73	1.06
平均值		0.90	2.36	0.81	0.92	0.84	2.46	3.89
无雨天	LWS_1	0.95	-0.24	0.95	0.96	0.94	0.47	0.54
	LWS_2	1.02	-0.66	0.98	0.95	0.94	0.59	0.62
	LWS_3	0.99	0.31	0.99	0.99	0.98	0.28	0.31
	LWS_4	1.01	0.22	0.99	0.99	0.99	0.25	0.28
	LWS_5	1.06	0.97	0.92	0.78	0.75	1.14	1.20
	LWS_6	1.09	1.05	0.93	0.72	0.69	1.28	1.34
平均值		1.02	0.28	0.96	0.90	0.88	0.67	0.72

平均,足以说明天气条件对叶片湿润传感器的测量结果有较大影响。针对有雨条件下,试验中所采用的传感器监测效果下降的情况,需要对测量结果进行修正。

4 讨论

干湿阈值的确定是叶片湿润传感器应用的关键,也是校准方法的第一步。目前已报道的校准方法,多是针对大田作物^[12]和温室环境^[35],且均在实验室内进行,针对灌溉环境下的试验几乎没有。对于仪器校准,通常采用喷壶或针管向传感器上喷水,随后记录传感器变干的时间,再结合传感器输出的电压或电阻值来设定阈值,容易低估叶片湿润时间^[5]。本试验中,在柑橘园未进行灌溉的环境中,采用更精确的移液枪来控制滴到传感器面板上的水量,发现当水滴到面板上时,传感器输出的数值立刻达到 380 mV 附近,当面板变干时,电压变化很快(图 3),干湿阈值测定为 274 mV。但在灌溉环境下,且传感器位于冠层的不同位置上时,测量的传感器电压波动较大,但最终都会稳定在 270 mV 附近,此数值即为灌溉环境下的干湿阈值。采用观测的叶片湿润时间进行检验,证明干湿阈值 270 mV 的监测效果优于其他 2 种阈值。造成以上差异的原因可能是:采用喷水的方法模拟叶片湿润,显然与实际叶片湿润状况尚有差距,得到的干湿阈值用于实际叶片湿润时间监测,效果自然不佳。在目前还无法在实验室中人工模拟复杂环境下叶片湿润状况的条件下,最好在室外叶片实际发生湿润时对仪器进行校准。

安装在柑橘冠层不同位置的叶片湿润传感器在试验中测量的数据差异较大,冠层顶部位置的传感器峰值最小(413 mV),冠层底部位置的传感器峰值最大(496 mV),可能是由于喷灌设施喷洒不均匀导

致,也有可能是传感器安装位置被其他叶片遮挡导致传感器面板上水滴聚集较少,总体结果表明安装在柑橘冠层底部的叶片湿润传感器测量的结果更加精确,且无雨条件下叶片湿润传感器监测的效果优于有雨条件,测量误差在 1 h 以内。

灌溉环境下确定的干湿阈值为 270 mV,对于叶片湿润时间的估计误差在 2 h 左右,通过与 BPNN 模型的结果对比表明,这能够满足柑橘病害中大多数高湿性真菌性病害预警的要求。例如柑橘溃疡病菌在最适温度下 4 h 的叶片湿润时间足以达到 100% 的发病率^[3],而 2 h 左右的估计误差,完全可以满足对于此病害侵染的预警需求^[39]。因此,本文提出的叶片湿润传感器校准方法,可以用于灌溉环境下柑橘叶片湿润时间监测,进而用于柑橘疾病预警系统。

5 结论

(1) 叶片湿润传感器在灌溉环境下进行校准所确定的干湿阈值,在叶片湿润时间监测中的表现优于喷水校准条件下所得的干湿阈值和厂商推荐的干湿阈值,测量误差在 2 h 左右。

(2) 柑橘冠层底部的叶片湿润传感器的监测效果最优,冠层中部和顶部的叶片湿润传感器的监测效果相似。

(3) 4 种叶片湿润时间模型中,BPNN 预测效果最好。

(4) 无雨条件下叶片湿润传感器的监测效果优于有雨条件,平均测量误差为 0.67 h。

参 考 文 献

- [1] BASSIMBA D D M, INTRIGLIOLO D S, DALLA MARTA A, et al. Leaf wetness duration in irrigated citrus orchards in the Mediterranean climate conditions[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2017, 234: 182 – 195.
- [2] MOSCHINI R C, CANTEROS B I, MARTINEZ M I, et al. Quantification of the environmental effect on citrus canker intensity at increasing distances from a natural windbreak in northeastern Argentina[J]. *Australasian Plant Pathology*, 2014, 43(6): 653 – 662.
- [3] DALLAPRIA M, CHRISTIANO R C S, FURTADO E L, et al. Effect of temperature and leaf wetness duration on infection of sweet oranges by Asiatic citrus canker[J]. *Plant Pathology*, 2006, 55(5): 657 – 663.
- [4] SENTELHAS P C, DALLAMARTA A, ORLANDINI S, et al. Suitability of relative humidity as an estimator of leaf wetness duration[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148(3): 392 – 400.
- [5] GLEASON M L, TAYLOR S E, LOUGHIN T M, et al. Development and validation of an empirical model to estimate the duration of dew periods[J]. *Plant Disease*, 1994, 78(10): 1011 – 1016.
- [6] 刘鉴,任爱新,刘冉,等.考虑日光温室空间异质性的黄瓜叶片湿润时间估算模型研究[J]. *智慧农业(中英文)*, 2020, 2(2): 135 – 144.
LIU Jian, REN Aixin, LIU Ran, et al. Estimation model of cucumber leaf wetness duration considering the spatial heterogeneity of solar greenhouse[J]. *Smart Agriculture*, 2020, 2(2): 135 – 144. (in Chinese)
- [7] SENTELHAS P C, GILLESPIE T J, BATZER J C, et al. Spatial variability of leaf wetness duration in different crop canopies[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2005, 49(6): 363 – 370.
- [8] LULU J, SENTELHAS P C, PEDRO JÚNIOR M J, et al. Spatial variability of leaf wetness duration in a ‘Niagara Rosada’ vineyard[J]. *Engenharia Agrícola*, 2008, 28(1): 104 – 114.
- [9] WANG H, SANCHEZ-MOLINA J A, LI M, et al. Improving the performance of vegetable leaf wetness duration models in greenhouses using decision tree learning[J]. *Water*, 2019, 11(1): 158.
- [10] HEUSINKVELD B G, BERKOWICZ S M, JACOBS A F G, et al. A new remote optical wetness sensor and its applications[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2008, 148: 580 – 591.

- [11] ROWLANDSON T, GLEASON M, SENTELHAS P, et al. Reconsidering leaf wetness duration determination for plant disease management[J]. *Plant Disease*, 2015, 99(3): 310–319.
- [12] KIM K S, GLEASON M L, TAYLOR S E. Forecasting site-specific leaf wetness duration for input to disease-warning systems[J]. *Plant Disease*, 2006, 90(5): 650–656.
- [13] OLIVER B, HANNAH C, INGRID C, et al. Measuring the vertical profile of leaf wetness in a forest canopy[J]. *MethodsX*, 2021, 8: 101332.
- [14] IGARASHI W T, SILVA M A D E, DE FRANCE J A, et al. Estimation of soybean leaf wetness from meteorological variables[J]. *Pesquisa Agropecuaria Brasileira*, 2018, 53(10): 1087–1092.
- [15] 王思楠, 李瑞平, 吴英杰, 等. 基于环境变量和机器学习的土壤水分反演模型研究[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(5): 332–341.
WANG Sinan, LI Ruiping, WU Yingjie, et al. Soil moisture inversion based on environmental variables and machine learning[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(5): 332–341. (in Chinese)
- [16] KIM K S, TAYLOR S E, GLEASON M L, et al. Model to enhance site-specific estimation of leaf wetness duration[J]. *Plant Disease*, 2002, 86(2): 179–185.
- [17] SENTELHAS P C, GILLESPIE T J, SANTOS E A. Evaluation of FAO Penman–Monteith and alternative methods for estimating reference evapotranspiration with missing data in Southern Ontario, Canada[J]. *Agricultural Water Management*, 2010, 97(5): 635–644.
- [18] MAGAREY R D, RUSSO J M, SEEM R C. Simulation of surface wetness with a water budget and energy balance approach[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2006, 139(3–4): 373–381.
- [19] SHIN J Y, PARK J, KIM K R. Emulators of a physical model for estimating leaf wetness duration[J]. *Agronomy*, 2021, 11(2): 216.
- [20] BREGAGLIO S, FRASSO N, PAGANI V, et al. New multi-model approach gives good estimations of wheat yield under semi-arid climate in Morocco[J]. *Agronomy for Sustainable Development*, 2015, 35(1): 157–167.
- [21] ZHAO C J, LI M, YANG X T, et al. A data-driven model simulating primary infection probabilities of cucumber downy mildew for use in early warning systems in solar greenhouses[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2011, 76(2): 306–315.
- [22] MASHONJOWA E, RONSSE F, MUBVUMA M, et al. Estimation of leaf wetness duration for greenhouse roses using a dynamic greenhouse climate model in Zimbabwe[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 95: 70–81.
- [23] BERUSKI G C, GLEASON M L, SENTELHAS P C, et al. Leaf wetness duration estimation and its influence on a soybean rust warning system[J]. *Australasian Plant Pathology*, 2019, 48(4): 395–408.
- [24] KIM K S, TAYLOR S E, GLEASON M L, et al. Estimation of leaf wetness duration using empirical models in northwestern Costa Rica[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2005, 129(1–2): 53–67.
- [25] ASADI P, TIAN D. Estimating leaf wetness duration with machine learning and climate reanalysis data[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2021, 307: 108548.
- [26] PARK J, SHIN J Y, KIM K R, et al. Leaf wetness duration models using advanced machine learning algorithms: application to farms in Gyeonggi Province, South Korea[J]. *Water*, 2019, 11(9): 1878.
- [27] STELLA A, CALIENDO G, MELGANI F, et al. Leaf wetness evaluation using artificial neural network for improving apple scab fight[J]. *Environments*, 2017, 4(2): 42.
- [28] WRZESIEN M, TREDER W, KLAMKOWSKI K, et al. Prediction of the apple scab using machine learning and simple weather stations[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 161: 252–259.
- [29] MAGAREY R D, SEEM R C, WEISS A, et al. Estimating surface wetness on plants[J]. *Micrometeorology in Agricultural Systems*, 2005, 47: 199–226.
- [30] SANTOS E A, SENTELHAS P C, GILLESPIE T J, et al. Performance of cylindrical leaf wetness duration sensors in a tropical climate condition[J]. *Scientia Agricola*, 2008, 65: 1–9.
- [31] LAU Y F, GLEASON M L, ZRIBA N, et al. Effects of coating, deployment angle, and compass orientation on performance of electronic wetness sensors during dew periods[J]. *Plant Disease*, 2000, 84(2): 192–197.
- [32] PORTRAZ K J, GLEASON M L, HOCKMUTH M L, et al. Testing the accuracy and precision of wetness sensors in a tomato field and turfgrass[J]. *Journal of the Iowa Academy of Sciences*, 1994, 101: 56–60.
- [33] MAGAREY R D, SEEM R C, RUSSO J M. Grape canopy surface wetness: Simulation versus visualization and measurement[J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2006, 139(3/4): 361–372.
- [34] GAO Z Y, SHI W J, WANG X, et al. Comparison of the performance of leaf wetness duration models for rainfed jujube (*Ziziphus jujuba* Mill.) plantations in the loess hilly region of China using machine learning[J]. *Ecohydrology*, 2020, 13(7): e2237.
- [35] 李明, 赵春江, 李道亮, 等. 日光温室黄瓜叶片湿润传感器校准方法[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(2): 224–230.
LI Ming, ZHAO Chunjiang, LI Daoliang, et al. Calibration method of leaf wetness sensor for cucumber in solar greenhouse[J]. *Transactions of the CSAE*, 2010, 26(2): 224–230. (in Chinese)
- [36] 张瑞瑞, 陈立平, 兰玉彬, 等. 航空施药中雾滴沉积传感器系统设计与实验[J]. *农业机械学报*, 2014, 45(8): 123–127.
ZHANG Ruirui, CHEN Liping, LAN Yubin, et al. Development of a deposit sensing system for aerial spraying application[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2014, 45(8): 123–127. (in Chinese)
- [37] GETZ R R. Report on the measurement of leaf wetness[R]. Geneva: WMO Technical Commission for Instruments and Methods of Observation, 1992.
- [38] MONTONE V O, FRAISSE C W, PERES N A, et al. Evaluation of leaf wetness duration models for operational use in strawberry disease-warning systems in four US states[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2016, 60(11): 1761–1774.
- [39] PERONDI D, FRAISSE C W, DEWDNEY M M, et al. Citrus advisory system: a web-based postbloom fruit drop disease alert[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105781.