

基于CS-CatBoost的温室番茄水分胁迫预测模型

李莉¹ 陈浩哲¹ 赵奇慧² 马德新³ 孟繁佳²

(1. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

3. 青岛农业大学智慧农业研究院, 青岛 266109)

摘要: 为预测温室番茄水分胁迫程度, 利用传感器获取温室内部环境信息, 包括空气温度(Ta)、空气相对湿度(Rh)、基质湿度(Hs)、光照强度(Li)、二氧化碳浓度(CO₂)和基质温度(Ts), 通过气象站获取温室外部环境信息, 包括风速(Ws)、室外相对湿度(Rho)和室外空气温度(Tao)。根据以上9个参数建立基于布谷鸟搜索优化CatBoost(CS-CatBoost)的温室番茄水分胁迫指数(CWSI)预测模型。通过梯度提升算法计算特征权重并进行筛选, 对比不同输入特征数量下CS-CatBoost算法的性能。同时, 与原CatBoost模型、CS-LightGBM模型和CS-RF模型进行对比分析。结果表明, 当模型的输入参数数量为7时, CS-CatBoost与CatBoost、CS-LightGBM、CS-RF相比, RMSE降低了0.012 3、0.011 8和0.031 1, MAE下降了0.006 6、0.007 5和0.020 8, MAPE下降了0.963、1.123 2和3.089 2, R²则提高了0.017 7、0.016 5和0.076 7。在模型输入参数数量为其他值时, CS-CatBoost模型的预测能力均优于其他3种模型。该研究证明了CS-CatBoost模型拥有较好的预测能力与泛化能力, 可为温室番茄种植的水分胁迫程度分析提供一种新的策略, 从而提高农业水资源的利用效率。

关键词: 温室; 番茄; 作物水分胁迫指数; 布谷鸟搜索算法; CatBoost

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0427-07

Crop Water Stress Index Prediction Model of Greenhouse Tomato Based on CS-CatBoost

LI Li¹ CHEN Haozhe¹ ZHAO Qihui² MA Dexin³ MENG Fanjia²

(1. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Modern Precision System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. Intelligent Agriculture Institute, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

Abstract: In order to predict the degree of water stress of tomato in greenhouse, sensors were used to obtain the internal environmental information of greenhouse, including air temperature (Ta), air relative humidity (Rh), substrate humidity (Hs), light intensity (Li), carbon dioxide concentration (CO₂) and substrate temperature (Ts). The wind speed (Ws), outdoor relative humidity (Rho) and outdoor air temperature (Tao) of the greenhouse were obtained from local weather station. According to the above nine parameters, the crop water stress index (CWSI) prediction model of greenhouse tomato was established based on CS-CatBoost. The feature weights were calculated and screened by the gradient lifting algorithm. The performance of the CS-CatBoost algorithm under different input feature numbers was compared with the original CatBoost model, CS-LightGBM model and CS-RF model. The results showed that when the number of input parameters of the model was 7, compared with CatBoost, CS-LightGBM and CS-RF, the RMSE was decreased by 0.012 3, 0.011 8 and 0.031 1, MAE was decreased by 0.006 6, 0.007 5 and 0.020 8, MAPE was decreased by 0.963 0, 1.123 2 and 3.089 2, while R² was increased by 0.017 7, 0.016 5 and 0.076 7. When the number of other parameters as the

收稿日期: 2021-07-18 修回日期: 2021-09-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2019YFD1001903)和中央高校基本科研业务费项目(2021TC031)

作者简介: 李莉(1978—), 女, 副教授, 博士, 主要从事精细农业系统集成研究, E-mail: lily@cau.edu.cn

通信作者: 孟繁佳(1983—), 男, 高级工程师, 博士, 主要从事精细农业智能传感器技术研究, E-mail: mengfanjia@126.com

model input, CS – CatBoost model’s prediction ability was superior to the other three model. The research result proved that the CS – CatBoost model had better prediction ability and generalization ability, which provided a strategy for water stress degree analysis of greenhouse tomato cultivation, thereby improving the utilization efficiency of agricultural water resources.

Key words: greenhouse; tomato; crop water stress index; cuckoo search algorithm; CatBoost

0 引言

冠层温度作为一项能够综合反映空气温度、空气湿度对作物影响的重要参数,能够很好地反映植物受水胁迫的影响程度^[1]。而作物水分胁迫指数(Crop water stress index, CWSI)便是通过作物冠层温度来监测植物受水胁迫影响程度的有效指标^[2]。作物水分胁迫指数的获取,对于提高灌溉效率,实现“精细农业”具有重要意义。对于水分胁迫指数预测模型,目前应用较为广泛的有水分胁迫指数经验模型和水胁迫经验模型^[3-4]。

目前诊断作物水分胁迫程度的主要方法是通过固定式红外摄像机^[5]、无人机搭载热红外摄像机^[6-7]等以红外检测设备为核心的装置测量作物冠层表面温度,进一步计算作物的CWSI。但是通过红外摄像装置获取CWSI的方式存在着设备昂贵、过程繁琐等问题,在温室中的应用受到了极大限制。

建立通过环境参数直接获得作物CWSI的模型能够更加高效地实现对作物水分胁迫情况的预测。文献[8]根据气温、短波辐照度和空气蒸汽压差建立了生菜作物水分胁迫指数的基线温度动态模型;文献[9]设计了以温室菠菜为对象的试验,验证了通过CWSI指标检验植株干旱胁迫程度的有效性;文献[10]基于冠层叶-气温差建立了CWSI模型用于诊断晴天时温室葡萄的水分状况。

本文选取温室种植的番茄为研究对象,建立耦合布谷鸟搜索算法^[11]改进的CatBoost模型^[12](CS-CatBoost)。选取9个环境因子作为模型输入量,预测温室番茄的水胁迫程度,并与原CatBoost模型、使用布谷鸟搜索算法耦合的LightGBM模型^[13](CS-LightGBM)和使用布谷鸟搜索算法耦合的随机森林模型(CS-RF)^[14]分别进行对比分析,验证所建模型的有效性。

1 材料与方法

1.1 试验材料

选取结果期的盆栽番茄为研究对象,品种为“粉冠”,土壤基质为泥炭、蛭石、珍珠岩混合而成,3种物质体积比为3:1:1。该品种番茄耐低温、耐弱光,叶片稀疏,叶片重叠较少,方便试验过程中对叶

片进行处理以及对叶片温度的采集。

1.2 仪器设备

试验采用菲力尔公司(FLIR)开发的FLIR T620型热红外相机获取番茄叶片温度,该热红外相机的红外图像分辨率为640像素×480像素,焦距为25 mm,精度为±2℃,目标温度的读取范围为-40~650℃,能够通过计算机的FLIR Tools软件获得相应的全彩红外图像和图像点的温度。使用JZH-0型ZigBee传感器测量植株生长区域的空气温度(Air temperature, Ta)、相对湿度(Relative humidity, Rh)、光照强度(Luminous intensity, Li)、二氧化碳浓度(Carbon dioxide, CO₂)和基质温度(Substrate temperature, Ts)。使用威盟士生产的VMS-3002-GZ-*型传感器获得植株基质湿度(Substrate humidity, Hs)。

1.3 试验方法与数据获取

试验在中国农业大学信息与电气工程学院温室中进行,试验时间为2021年3月,选取15株长势基本相同、无病虫害的番茄,平均分成3组,分别标号为1、2、3。将3组番茄设置在不同基质含水率梯度下,控制1、2、3组的基质含水率为田间持水量的25%~50%、50%~65%、65%~75%,试验期间根据水分传感器数据的监测,通过手动灌溉保证番茄基质含水率的稳定性。

植株生长区域的空气温度、相对湿度、光照强度、二氧化碳浓度和基质温度通过JZH-0xx型ZigBee传感器获取。温室通风时不可避免会受到室外风速和温湿度的影响,因此在本试验中将部分外界环境影响因素纳入评价范围。通过中国气象数据网查询气象站公开数据集,获取温室外部指标数据,分别为风速(Wind speed, Ws)、室外空气温度(Outdoor air temperature, Tao)和室外相对湿度(Outdoor relative humidity, Rho)。植株高度为40~60 cm,架设红外相机于植株正上方大约1 m处,对植株进行拍摄,获取植株热红外数据。图1为使用热红外相机的试验环境示意图。

1.4 番茄植株冠层温度CWSI计算方法

使用改进的CWSI公式构建番茄水胁迫经验模型^[15],公式为

$$I_{CWSI} = \frac{T_{avr} - T_{wet}}{T_{dry} - T_{wet}}$$

(1)

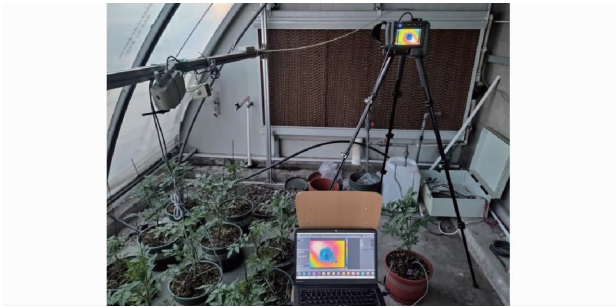


图1 试验环境示意图

Fig. 1 Schematic of experimental environment

式中 I_{CWSI} ——番茄水分胁迫指数

T_{avr} ——番茄冠层叶片平均温度,℃

T_{wet} ——番茄湿参考叶温度,℃

T_{dry} ——番茄干参考叶温度,℃

在试验过程中,选取番茄植株同一分支上相邻的2片正常生长的叶片。其中1片叶片的双面均涂上凡士林,用于封闭叶片的气孔,减少叶片的蒸腾作用,该叶片将作为CWSI计算公式中干参考叶的温度取值点;对另外叶片进行双面的抹水处理,该叶片作为CWSI计算公式中湿参考叶的温度取值点。为使待测叶片表面温度相对稳定,均在进行相应处理的2min后采集干湿叶片温度。

由于红外热图像中存在背景温度的干扰,因此实际求取番茄冠层平均温度时需要消除背景^[15]。用红外相机的配套图像分析软件FLIR Tools可以获得所拍摄的热红外图像的307 200个像素点,对应307 200个温度点。在番茄冠层热红外图像中,主要的温度干扰对象是土壤与水泥地。图2的番茄盆栽热红外图像展示了番茄冠层温度、土壤基质和水泥地面三者温度之间的明显差异。因此,选取 T_{wet} 和 T_{dry} 作为冠层温度阈值导出307 200个像素点中在2个阈值间的温度,并求取平均值,将其作为番茄冠层叶片的温度 T_{avr} ^[16]。

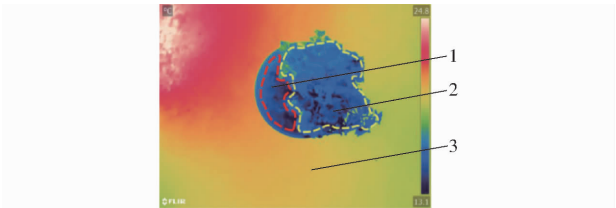


图2 3种不同区域温度热红外图像

Fig. 2 Thermal infrared images of temperature in three different areas

1. 土壤 2. 番茄冠层 3. 水泥地

1.5 布谷鸟搜索算法优化 CatBoost (CS - CatBoost) 步骤

布谷鸟搜索(Cuckoo search,CS)^[17]是基于布谷

鸟的寄生性育雏提出的一种自然启发式算法。在布谷鸟搜索算法中,使用了Levy飞行的算法策略。Levy飞行在搜索过程中主要使用了小步长移动,偶然间出行一次大步长移动。这使得搜寻有较大的随机性,避免陷入局部最优解而无法跳出。

CatBoost是一种新的梯度提升决策树(Gradient boosting decision tree, GDBT)算法,较于早期的XGBoost和LightGBM等梯度提升算法,CatBoost在分类和回归上都有了进一步改良。它使用贪婪组合(Greedy strategy),有效地提升了预测精度;应用了有序增强(Ordered boosting)^[18],优化了梯度偏移的问题;以对称树(Oblivious trees)^[19]作为基预测器,降低了过拟合的可能性。

使用布谷鸟搜索算法对CatBoost 4个参数进行了优化,分别为决策树的数量(iterations)、树的最大深度(depth)、学习率(learning_rate)、L2正则化参数(l2_leaf_reg)。

使用布谷鸟搜索算法的优化本质为计算出每一代的最佳鸟巢,并更新下一代鸟巢位置^[20],表示为

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \oplus L(\lambda) \tag{2}$$

式中 $\oplus$ ——点对点乘法

x_i^t, x_i^{t+1} ——第 $t, t+1$ 代鸟巢位置

α ——步长控制参数

$L(\lambda)$ ——Levy飞行的随机搜索路径

通过布谷鸟搜索算法进行CatBoost算法优化的执行流程如图3所示。

1.6 GBDT的权重处理法

试验过程中测量的参数共有9个,分别为 T_a 、 R_h 、 L_i 、 T_s 、 H_s 、 CO_2 、 T_{ao} 、 R_{ho} 和 W_s 。然而,过多的输入参数容易使得模型过拟合,同时也大大增加模型的复杂程度与预测成本。因此,根据影响权重对输入特征进行适当筛选是必要的。

CatBoost算法属于梯度提升决策树(GBDT)算法。GBDT框架下的算法基本特征是在初始训练集上赋予各个特征一样的权重,构建出初始模型,下次计算则在基于本次计算残差的减少方向上构建一个新的模型。因此在训练中,能够不断调整各输入特征的权重,最终可以获得对各个权重重要性的估计^[21]。本文则以该种权重估计法为依据选择不同数量的输入特征对模型进行训练。

1.7 评价指标

采用均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、平均百分比误差(MAPE)、决定系数(R^2) 4个评价指标综合评价训练模型的精确程度^[22]。

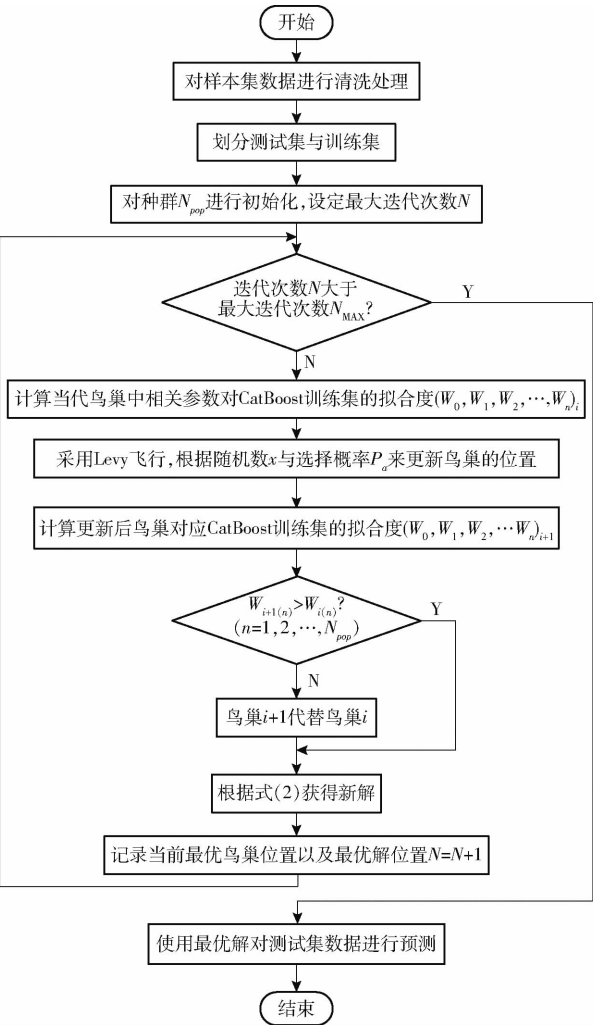


图3 CS - CatBoost 算法执行流程图

Fig.3 Flow chart of CS - CatBoost algorithm execution

2 结果与分析

2.1 数据集采集

经过测算, 试验期间 3 组番茄植株基质平均含水率、田间持水量换算值、CWSI 平均值如表 1 所示。

表 1 不同组别番茄基质含水率及实测 CWSI 数值
Tab.1 Tomato substrate water content and measured CWSI values of different groups of tomatoes

番茄组别	基质平均 含水率/%	田间持水量 换算值/%	CWSI 平均值
1	20.48	31.84	0.82
2	36.83	57.26	0.55
3	49.98	77.71	0.39

在相同的外部环境下, 基质含水率越低的番茄组别, 冠层温度越高, 即 $T_1 > T_2 > T_3$, 其中 T_1 、 T_2 、 T_3 分别为第 1、2、3 组番茄的冠层温度。其主要原因在于植株基质含水率能够调节植株蒸腾作用从而影响叶温。基质含水率低时, 为减少水分流失, 叶片降低气孔开放程度以抑制蒸腾作用, 蒸腾作用带走的热

量减少, 叶片温度上升; 反之, 植株含水率较高时, 蒸腾作用加强, 叶片温度降低^[23]。

为使得采集的样本能够较好地反映番茄植株 CWSI 在 1 d 内的变化, 并综合实际情况考虑, 于 3 月 10—27 日的每天 08:00—18:00 进行数据采集。分别采集 Ta、CO₂、Rh、Li、Hs、Ts、Tao、Rho、Ws 9 项指标, 并采集番茄冠层叶片人工处理对照组温度以及冠层叶片平均温度, 试验采集时间间隔为 30 min, 共采集数据 924 组。在试验过程中, 在同一镜头下, 选择 3 种不同含水率梯度的 5 盆植株进行相应的温度采集。图 4 为通过热红外相机在 09:00、13:00、18:00 采集的番茄植株热红外图像。

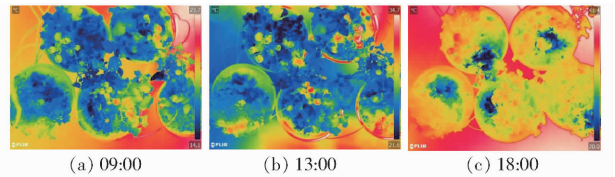


图 4 不同时刻采集的番茄植株热红外图像

Fig.4 Thermal infrared images of tomato plants collected at three different time points

为保证模型构建过程中数据的随机性, 将采集的 924 组数据随机打乱, 并以 7:3 比例将全部数据划分成训练集与测试集, 用于模型的构建。划分后的训练集包含 647 组数据, 测试集包含 277 组数据。

2.2 不同输入特征数量下的模型预测

选取了 9 个可能与番茄 CWSI 潜在相关性较高的环境特征作为模型输入, 但是过高的输入特征维度会造成模型预测所需的测量数据骤增。CatBoost 算法在训练模型的过程中, 能够得出各输入特征对模型构建的贡献程度。因此, 以 CS - CatBoost 模型训练获得的特征权重为依据, 改变输入特征数目, 观察模型指标变化。

选取 Ta、Rh、Li、Ts、Hs、CO₂、Tao、Rho 和 Ws 9 个特征作为输入量, 对 CS - CatBoost、CS - LightGBM、CS - RF 模型分别使用 CS 算法搜寻的最优参数进行训练, 3 个模型与原参数的 CatBoost 训练集与测试集评价指标如表 2 所示。

根据 9 个特征输入的 CS - CatBoost 模型所获得的各输入特征权重(图 5a)可以看出, 在 9 特征输入模型中, 对模型贡献最低的为 Ws 与 CO₂, 其特征权重分别为 4.212% 和 5.825%。因此将模型输入特征简化为 Ta、Rh、Li、Ts、Hs、Tao、Rho 7 个特征作为输入。7 个输入特征时, 4 种模型评价指标如表 2 所示。

根据 7 个输入特征 CS - CatBoost 模型所获得的

表 2 在不同数量输入特征下 4 种模型的各项统计指标

输入特征数目		训练集				测试集			
		RMSE	MAE	MAPE	R^2	RMSE	MAE	MAPE	R^2
9	CS – CatBoost	2.665 9	24.671 1	29.331 4	0.989 0	0.017 4	0.005 6	0.925 5	0.966 2
	CatBoost	2.487 2	23.091 6	26.866 0	0.968 3	0.036 9	0.011 9	1.727 5	0.947 9
	CS – LightGBM	2.387 8	22.185 2	26.028 4	0.965 1	0.033 5	0.015 1	2.323 1	0.957 2
	CS – RF	2.471 2	22.788 0	26.877 4	0.891 3	0.053 5	0.027 5	4.364 9	0.890 5
7	CS – CatBoost	2.445 7	22.261 8	26.067 7	0.981 1	0.019 3	0.003 7	0.540 3	0.979 6
	CatBoost	2.439 5	22.402 5	25.401 8	0.977 8	0.031 6	0.010 3	1.503 3	0.961 9
	CS – LightGBM	2.563 9	23.517 4	28.168 4	0.966 5	0.031 1	0.011 2	1.663 5	0.963 1
	CS – RF	2.401 7	22.298 7	25.404 5	0.923 2	0.050 4	0.024 5	3.629 5	0.902 9
5	CS – CatBoost	2.659 4	24.469 7	28.854 8	0.964 1	0.031 6	0.008 0	1.114 3	0.962 0
	CatBoost	2.560 3	23.438 6	27.227 2	0.954 2	0.040 8	0.013 5	1.884 5	0.936 6
	CS – LightGBM	2.453 8	22.546 7	27.173 2	0.930 4	0.043 5	0.026 7	3.989 6	0.927 7
	CS – RF	2.5841	23.925 8	28.152 5	0.888 2	0.058 5	0.023 9	3.514 1	0.869 1
3	CS – CatBoost	2.265 6	20.822 7	23.489 2	0.976 4	0.033 4	0.011 9	1.732 0	0.957 5
	CatBoost	2.468 1	22.838 4	26.928 4	0.970 7	0.034 5	0.014 8	2.379 5	0.954 6
	CS – LightGBM	2.424 5	22.394 2	26.159 8	0.957 7	0.043 9	0.017 0	2.690 0	0.926 4
	CS – RF	2.635 2	24.418 7	29.854 8	0.901 1	0.051 9	0.026 9	3.911 9	0.896 9

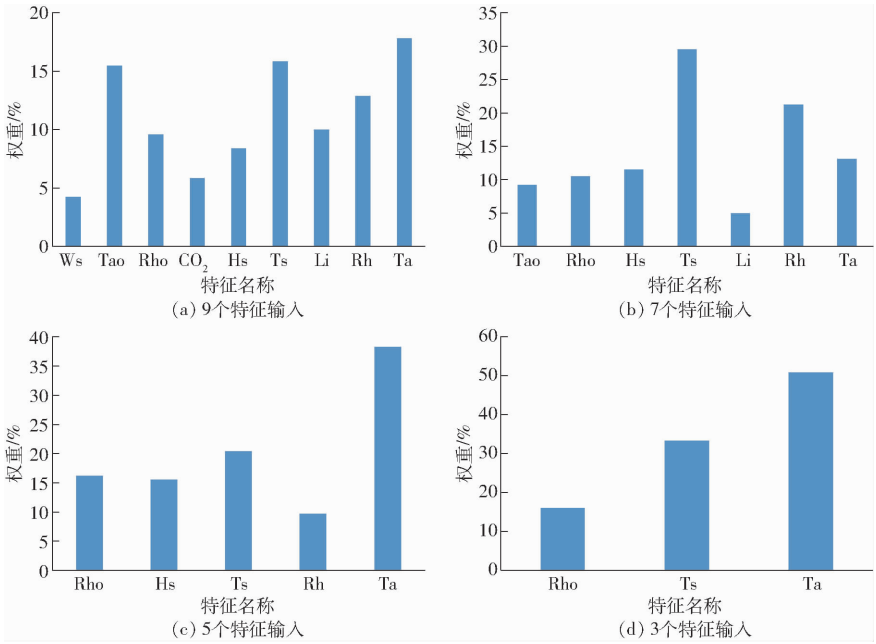


图 5 4 种输入特征数目条件下梯度提升算法权重分析

Fig.5 Weight analysis diagrams of gradient lifting algorithm under four input characteristics

各输入特征权重(图 5b)可以看出,在 7 特征输入情况下对模型贡献最低的为 Li 和 Tao,两者在模型中的特征权重分别为 4.957 3%和 9.177 1%。因此简化为 Ta、Rh、Ts、Hs、Rho 5 个特征作为输入。对 5 个输入特征进行对应模型的训练,重复以上步骤,获得各项指标与结果。

根据 5 个特征输入 CS – CatBoost 模型所获得的各输入特征权重(图 5c)可以看出,5 个特征输入情况下贡献较低的是 Rh 与 Hs,二者在模型中的特征权重分别为 9.679 8%和 15.493 7%。由此最终简化为 Ta、Ts、RHo 3 个特征作为输入。同样对模型进

行训练获得各项指标与结果,如表 2 所示。

2.3 模型训练结果分析

通过以上评价指标分析可以看出,在相同输入特征数目下,CS – CatBoost 模型在 4 项指标上均不同程度超过了 CatBoost 模型,其 RMSE 提高了 0.001 1 ~ 0.019 5,MAE 提升了 0.002 9 ~ 0.006 6,MAPE 提高了 0.647 5 ~ 0.963 0, R^2 提升了 0.002 9 ~ 0.025 4,这也验证了 CS 在 CatBoost 模型参数寻优的有效性。

在同样使用 CS 算法寻最优参数的情况下,CS – CatBoost 算法也在 4 项评价指标上优于 CS –

LightGBM、CS - RF,以 7 个特征输入为例。在模型训练与测试阶段,从 R^2 指标可以看出,CS - RF、CS - LightGBM、CS - CatBoost 对于番茄 CWSI 数值的预测能力逐渐上升,CS - CatBoost 的 MAE 相较于其他 2 种模型分别提升了 0.007 5 和 0.020 8,体现了 CS - CatBoost 模型的优越性。此外,比较 3 种 CS 优化模型的训练集和测试集指标,可以看出在 4 种输入特征数目下 R^2 并没有出现较为严重的下降,即未出现较为明显的过拟合,这也验证了 CS 算法能够有效地避免模型过拟合^[24]。

在 CS - CatBoost 模型中,输入特征数从 9 减少为 7 时, RMSE、MAE、MAPE、 R^2 均得到了不同程度的优化,说明 W_s 与 CO_2 两个特征对于温室内

CWSI 指标预测相比于其他特征并无太大贡献。而从 7 个特征下降为 3 个特征的过程中, MAE 的下降可以说明 LI 、 To 、 Rh 、 H_s 对于温室番茄 CWSI 模型预测具有较大贡献,这也为分析温室农业生产因素贡献提供了借鉴。因此在使用 CS - CatBoost 构建温室番茄冠层 CWSI 模型时,通过以上分析比较可以得知,选取 T_a 、 Rh 、 LI 、 T_s 、 H_s 、 To 、 RH_o 7 个特征能够起到较好的效果。在 7 个特征输入时模型的拟合曲线如图 6 所示。相比于 CS - LightGBM 与 CS - RF, CS - CatBoost 在特征数目变化情况下仍有较为稳定的预测精度,这说明 CS - CatBoost 能够在数据较为匮乏的情况下仍能较好地提取各数据维度之间的联系。

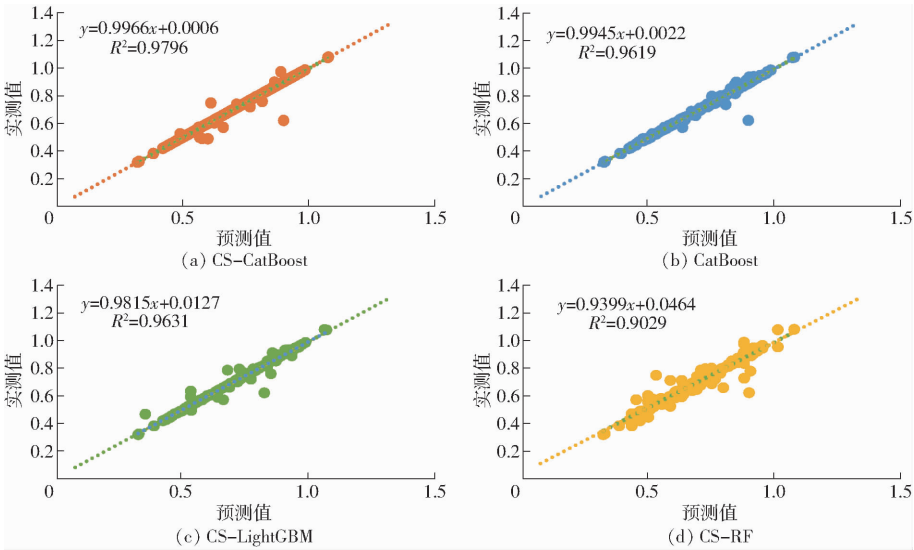


图 6 7 个特征输入下模型拟合结果

Fig. 6 Fitting results of four models under seven feature inputs

CS - CatBoost 模型在温室番茄 CWSI 模型的构建上整体表现优于 CatBoost、CS - LightGBM、CS - RF 模型,CS - CatBoost 能够较好地提取多种特征数据间的关联,从而建立较优的温室番茄 CWSI 预测模型。试验结果也充分说明 CS - CatBoost 模型在农业信息领域信息采集的优点。

3 结论

- (1) 基于 Levy 飞行的 CS 算法,能够较好地应用于机器学习的参数搜索中,并在很大程度上能够防止过拟合,提高了模型精度。
- (2) 在输入特征为温室内空气温度、温室空气相对湿度、温室内光照强度、基质温度、基质湿度、室

外空气温度、室外相对湿度时,CS - CatBoost 模型能够最好地预测温室内番茄植株的 CWSI 数值。且在输入特征相对匮乏的情况下,CS - CatBoost 仍有较高的预测精度,说明该模型在数据匮乏的情况下仍具有实用性。

- (3) 在最佳输入特征数为 7 个时,在测试集中 CS - CatBoost 算法的 RMSE、MAE、MAPE、 R^2 分别为 0.019 3、0.003 7、0.540 3、0.979 6,相比于 CatBoost、CS - LightGBM、CS - RF,其 RMSE 降低了 0.012 3、0.011 8 和 0.031 1,MAE 下降了 0.006 6、0.007 5 和 0.020 8,MAPE 下降了 0.963、1.123 2 和 3.089 2, R^2 则提高了 0.017 7、0.016 5 和 0.076 7。

参 考 文 献

[1] STILL C J, RASTOGI B, PAGE G F M, et al. Imaging canopy temperature: shedding (thermal) light on ecosystem processes [J]. New Phytologist, 2021, 230(5): 1746 - 1753.

[2] LUAN X, VICO G. Canopy temperature and heat stress are increased by compound high air temperature and water stress and

- reduced by irrigation—a modeling analysis[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2021, 25(3): 1411–1423.
- [3] IDSO S B, JACKSON R D, PINTER J P J, et al. Normalizing the stress-degree-day parameter for environmental variability[J]. *Agricultural Meteorology*, 1981, 24(1): 45–55.
- [4] ALCHANATIS V, COHEN Y, COHEN S, et al. Evaluation of different approaches for estimating and mapping crop water status in cotton with thermal imaging[J]. *Precision Agriculture*, 2010, 11(1): 27–41.
- [5] RUD R, COHEN Y, ALCHANATIS V, et al. Crop water stress index derived from multi-year ground and aerial thermal images as an indicator of potato water status[J]. *Precision Agriculture*, 2014, 15(3): 273–289.
- [6] 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)
- [7] 尚晓英, 张智韬, 边江, 等. 基于无人机热红外的水分胁迫指数与土壤含水率关系研究[J]. *节水灌溉*, 2019(4): 16–21.
- SHANG Xiaoying, ZHANG Zhitao, BIAN Jiang, et al. Study on the relationship between water stress index and soil moisture content based on UAV thermal infrared[J]. *Water Saving Irrigation*, 2019(4): 16–21. (in Chinese)
- [8] ADEYEMI O, GROVE I, PEETS S, et al. Dynamic modelling of the baseline temperatures for computation of the crop water stress index (CWSI) of a greenhouse cultivated lettuce crop[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 153: 102–114.
- [9] MASSERONI D, ORTUANI B, CORTI M, et al. Assessing the reliability of thermal and optical imaging techniques for detecting crop water status under different nitrogen levels[J]. *Sustainability*, 2017, 9(9): 1548.
- [10] 国银银. 基于茎秆直径微变化和叶温的温室葡萄水分亏缺诊断与蒸腾模拟[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2019.
- GUO Yinyin. Water deficit diagnosis based on the micro change of stem diameter and leaf temperature and transpiration estimation of greenhouse grape[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2019. (in Chinese)
- [11] YANG X S, DEB S. Cuckoo search via Lévy flights[C]//2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC). IEEE, 2009: 210–214.
- [12] PROKHORENKOVA L, GUSEV G, VOROBEOV A, et al. CatBoost: unbiased boosting with categorical features[J]. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 2018, 31: 6639–6649.
- [13] KE G, MENG Q, FINLEY T, et al. LightGBM: a highly efficient gradient boosting decision tree[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2017, 30: 3146–3154.
- [14] BREIMAN L. Random forests[J]. *Machine Learning*, 2001, 45(1): 5–32.
- [15] JONES H G, STOLL M, SANTOS T, et al. Use of infrared thermography for monitoring stomatal closure in the field; application to grapevine [J]. *Journal of Experimental Botany*, 2002, 53(378): 2249–2260.
- [16] PADHI J, MISRA R K, PAYERO J O. Estimation of soil water deficit in an irrigated cotton field with infrared thermography [J]. *Field Crops Research*, 2012, 126(1): 45–55.
- [17] GANDOMI A H, YANG X S, ALAVI A H. Cuckoo search algorithm: a metaheuristic approach to solve structural optimization problems[J]. *Engineering with Computers*, 2013, 29(1): 17–35.
- [18] WU L, HUANG G, FAN J, et al. Potential of kernel-based nonlinear extension of Arps decline model and gradient boosting with categorical features support for predicting daily global solar radiation in humid regions [J]. *Energy Conversion and Management*, 2019, 183: 280–295.
- [19] KOHAVI R, LI C H. Oblivious decision trees, graphs, and top-down pruning[C]//IJCAI, 1995: 1071–1079.
- [20] 陈加加. 改进的布谷鸟算法及应用研究[D]. 重庆: 西南大学, 2020.
- CHEN Jiajia. Improved Cuckoo algorithm and its application[D]. Chongqing: Southwest University, 2020. (in Chinese)
- [21] 张宏鸣, 刘雯, 韩文霆, 等. 基于梯度提升树算法的夏玉米叶面积指数反演[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(5): 251–259.
- ZHANG Hongming, LIU Wen, HAN Wenting, et al. Inversion of summer maize leaf area index based on gradient boosting decision tree algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 251–259. (in Chinese)
- [22] SAGGI M K, JAIN S. Application of fuzzy-genetic and regularization random forest (FG-RRF): estimation of crop evapotranspiration (ETc) for maize and wheat crops[J]. *Agricultural Water Management*, 2020, 229: 105907.
- [23] 龚雪文, 刘浩, 孙景生, 等. 日光温室番茄不同空间尺度蒸散量变化及主控因子分析[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(8): 166–175.
- GONG Xuewen, LIU Hao, SUN Jingsheng, et al. Variation of evapotranspiration in different spatial scales for solar greenhouse tomato and its controlling meteorological factors[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(8): 166–175. (in Chinese)
- [24] 王莹莹. 基于布谷鸟搜索算法的特征选择研究及改进[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- WANG Yingying. Research and improvement of feature selection based on Cuckoo search algorithm[D]. Changchun: Jilin University, 2019. (in Chinese)