doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2021.11.023

基于加权随机森林的番茄氮元素缺乏分级模型研究

李　莉[1]　蓝　天[1]　赵奇慧[1]　孟繁佳[2]

(1.中国农业大学农业信息获取技术农业农村部重点实验室，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)

摘要：基于叶面颜色特征建立番茄氮元素缺乏分级模型判别准确率可达 0.8 以上。夏季定植的番茄叶片表面会覆盖粘质腺毛，粘质腺毛利于番茄吸收水分和营养元素，相同营养液氮离子浓度下叶片黄化过程异于未覆盖粘质腺毛的叶片。故仅基于叶面颜色特征建立分级模型，其准确率降至 0.65。覆盖粘质腺毛番茄其叶片周长和叶面积两个形状特征均小于未覆盖粘质腺毛的番茄叶片，本文将番茄叶片两个形状特征结合原有叶面颜色特征共同作为模型输入，建立新的番茄氮元素缺乏分级模型。搭建图像采集系统，该图像采集单元由树莓派和其相机模块构建，使用 WiFi 或 4G 网络完成智能手机、图像采集单元、本地计算机之间无线数据传输。智能手机通过 Web 界面可远程控制采集图像并将图像传输到云平台存储。本地计算机对图像进行预处理提取叶片形状、颜色特征后输入模型进行预测，并输出预测结果。试验结果表明，图像采集系统春季和夏季平均温度在 19.7～28.3℃范围内，光照在 1 125～9 543 lx 范围内均可正常使用，采集的图像经预处理分割后降低了环境光线的影响。使用优化后的加权随机森林模型，基于形状特征和颜色特征相结合的叶片氮元素缺乏分级判别准确率可达 0.83。

关键词：番茄；氮元素；形状特征；颜色特征；判别分级；加权随机森林

中图分类号：S126　　**文献标识码：**A　　**文章编号：**1000-1298(2021)11-0219-07　　**OSID：**

Discriminant Model of Tomato Nitrogen Deficiency Based on Weighted Random Forest

LI Li[1]　LAN Tian[1]　ZHAO Qihui[1]　MENG Fanjia[2]

(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*)

Abstract: Determining and classifying nitrogen deficiency is important for tomato planting. A nitrogen deficiency classification model based on the leaf color features of tomato was proposed. The accuracy of the proposed model can reach over 0.80. The leaf surface of tomatoes planted in summer were covered with glandular hairs. The glandular hairs were conducive to the absorption of water and nutrient elements in a tomato leaf. Under the same concentration of a nutrient solution, the yellowing process of these leaves was different from that of leaves without glandular hairs. Therefore, the accuracy of the classification model based only on leaf color features was reduced to 0.65. The two shape features, namely, the circumference and area of the hair-covered tomato leaves, were both smaller than those of the hairless tomato leaves. Thus, the two shape features of tomato leaf combined with the original leaf color features were used as model inputs to build a new nitrogen deficiency classification model for tomato. The image acquisition unit was constructed using Raspberry Pi and its camera module. Wireless data transmission among smartphones, image acquisition units and local computers was completed using WiFi or a 4G network. Smartphones remotely controlled the acquisition of images and transferred the obtained images through the Web interface to a cloud platform for storage. The local computer preprocessed the images to extract the leaf shape and color features, input the model for prediction, and output the

收稿日期：2020－11－20　修回日期：2021－02－21

基金项目：国家重点研发计划项目(2019YFD1001903)

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

prediction result. The test results showed that the image acquisition system worked properly with temperature ranging from 19.7℃ to 28.3℃ in spring and summer, and the illumination was in the range of 1 125 ~ 9 543 lx. Preprocessing and segmentation of the acquired images removed any influence of the environment. Using the optimized weighted random forest model, the accuracy of the leaf nitrogen classification model based on shape and color features reached 0.83.

Key words: tomato; nitrogen; shape feature; color feature; discriminant and grading; weighted random forest

0 引言

基质栽培番茄的氮元素含量直接影响番茄生长状况和果实品质。番茄苗期、花期、果期 3 个时期的正常生长对氮元素含量有不同的需求[1-4]。其中花期最容易产生氮元素缺乏现象,原因是这一阶段既需要完成第 1 花序开花坐果,又需要保证植株茎干和叶片生长以及第 2、3 花序开花,因此需要在花期进行实时监测以保障番茄的正常生长[5-10]。

通过叶绿素含量、叶片光谱数据等参数结合叶片颜色、形状特征能很好地判别氮元素缺乏程度[11-18]。胡昊等[19]利用手持式 GreenSeeker 型作物传感器和 SPAD-502 型叶绿素仪分析不同氮处理条件下冬小麦叶片 SPAD 和冠层 NDVI,结果表明三者相关系数均很高。郑一力等[20]采用波段为 350 ~ 2 500 nm 的地物光谱仪获取金镶玉竹叶片光谱数据,对比 4 种估测模型校验,结果表明在光谱反射率的对数一阶微分变化下,采用拓扑结构为 6-10-1 的基于主成分分析的 BP 神经网络估测模型,校验环节决定系数为 0.838,均方根误差为 0.045 2。王远等[21]利用数码相机依据水稻数字图像绿色通道和红色通道差值设定阈值对图像进行分割,分割后图像中提取的红光标准化 NRI 与 SPAD 值、叶片含氮量相关系数达到 -0.87 和 -0.65。基于光谱学判断植物组织氮含量设备价格昂贵,测量过程易受环境光线因素制约。

CHEN 等[22]基于静态扫描技术获取稻米叶片和鞘的图像颜色和形状特征,通过支持向量机(SVM)鉴定水稻氮含量 4 个不同生长阶段准确率分别为 94%、98%、96% 和 100%,使用不同年份数据进行验证,识别准确率分别为 88%、98%、90% 和 100%。提取的形状特征虽然增加了识别准确率,但是采集过程过于繁琐且仅能在实验室环境采集。

上述研究只关注信息获取和处理本身,并未考虑叶片本身生理特征对图像信息的影响。经研究发现,春季育苗、夏季种植的番茄幼苗半数以上会在表面覆盖有粘质腺毛。若采取原有的颜色特征建模判别会降低模型准确率。本文以温室番茄叶片为研究对象,基于形状特征和颜色特征采用随机森林机器学习算法,开展番茄叶片氮含量差异分析,建立氮含量缺乏分级预测模型,以指导科学施肥。

1 材料与方法

1.1 数据采集

2020 年 3—7 月在中国农业大学精细农业研究中心的日光温室进行了番茄氮元素缺乏程度判别试验。所用氮肥为四水合硝酸钙和硝酸钾。采集不同氮离子浓度施肥策略下番茄叶片表面 RGB 图像和 SPAD-502 型叶绿素仪测定的番茄叶片氮含量。

灌溉系统采用中国农业大学日光温室封闭式栽培水肥智能调控系统。利用 JZH-0xx 型集成传感器采集温室内光照强度、空气相对湿度、空气温度。采集时间为每天 07:00—21:00,采集间隔为 1 h。连续采集番茄花期开始前至结束后共 40 d(包含花期 30 d)环境参数数据。2020 年春季,温室内部平均温度保持在(23.7 ± 0.3)℃(白天)/(19.7 ± 0.1)℃(夜晚),相对湿度为 52%。2020 年夏季,温室保持平均温度为(28.3 ± 0.2)℃(白天)/(23.5 ± 0.4)℃(夜晚),相对湿度为 69%。白天光照强度在 1 125 ~ 9 543 lx 范围内变化。

1.2 试验方案设计

番茄幼苗高度为 15 ~ 20 cm(包含根系长度),两个品种幼苗区别是植株表面是否覆盖粘质腺毛(白色绒毛)。盆栽容量为 7 L,基质配比按体积分数分别为 20% 珍珠岩、20% 蛭石、60% 泥炭。

当植株生长至第一花序开花即番茄花期开始时,将所有植株分成 3 个试验组,使用质量浓度 70、140、210 mg/L 营养溶液分别对 3 组植株进行施肥灌溉。质量浓度 210 mg/L 氮营养溶液配方见表 1。每周在固定时间用新配置肥料溶液对番茄植株施肥,其余时间每隔 1 d 用去离子水灌溉保证植株水分供需。依据以上施肥灌溉策略,可保证不同试验组番茄植株中组织氮水平具备明显差异。

1.3 RGB 图像采集

现场图像数据采集使用树莓派 3b + 微处理器,树莓派官方 8×10^6 像素摄像模块,树莓派锂电池扩展模块以及塑料树莓派外壳共同组成 RGB 图像采集单元。通过直径 41 mm 的圆形云台和三脚架调

表 1　营养溶液各物质种类和含量

Tab. 1　Types and dosages of various substances in nutrient solution

大量元素贮备液	质量浓度/($g \cdot L^{-1}$)	微量元素贮备液	质量浓度/($g \cdot L^{-1}$)
$Ca(NO_3)_2 \cdot 4H_2O$	236	H_3BO_3	2.86
KNO_3	102	$MnCl_2 \cdot 4H_2O$	1.18
$MgSO_4 \cdot 7H_2O$	98	$CuSO_4 \cdot 5H_2O$	0.08
KH_2PO_4	27	$ZnSO_4 \cdot 7H_2O$	0.22
K_2SO_4	88	H_2MoO_4	0.09
$CaCl_2$	111		
EDTA－Na_2	7.45		
$FeSO_4 \cdot 7H_2O$	5.57		

节图像采集单元的高度和角度。树莓派上安装 Apache Web 服务器用来为 RPi－Cam－Web－Interface 提供服务，使其通过唯一的地址连接树莓派。智能手机使用 RPi－Cam－Web－Interface 控制树莓派捕获番茄植株 RGB 彩色图像。智能手机与图像采集单元和本地计算机使用 WiFi 或 4G 网络进行交互连接。图像获取系统结构如图 1 所示。

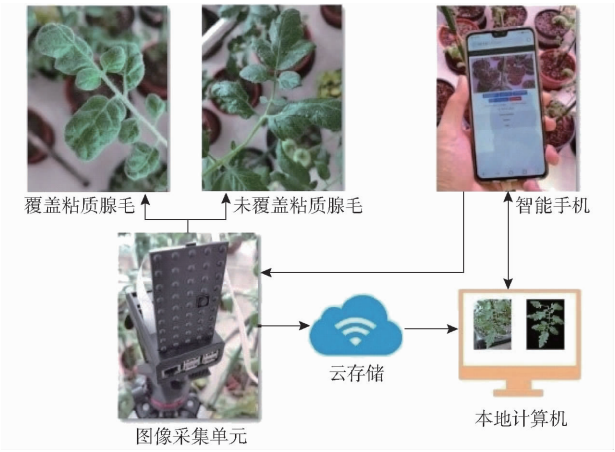

图 1　叶片图像采集系统结构图

Fig. 1　Structure of leaves image acquisition system

为了尽量消除环境光线对 RGB 彩色图像的影响，在番茄开花期 30 d 内固定每日 11:00 采集不同氮浓度处理下番茄主干中部枝杈上生长的叶片图像。采集图像中至少包括该枝杈最前端叶片在内 6 片叶子。调节三脚架高度保证 RGB 图像采集摄像头清晰聚焦，拍摄位置保持在植物斜侧方距目标叶片约 0.3 m 处，图像分辨率为 3 648 像素 ×2 736 像素。为了准确提取叶片形状特征，拍摄时需要使用厚度为 3 mm 长方形透明亚克力板置于叶片背面使叶片尽可能平整展开。采集的图像以特定文件名传输至云平台存储。

1.4　叶片氮含量测定

整个番茄花期，每日 16:00 使用 SPAD－502 型叶绿素仪分别对番茄植株的目标叶片进行叶绿素含量测定。每棵植株至少选取主干中部的两个枝杈上各 5 个叶片，总计 10 个叶片进行采集。重复测量每个叶片 3 次取平均值以降低因仪器操作带来的误差，最大程度保证叶绿素含量准确测量。

1.5　图像预处理

分割植物前需要消除采集图像时因阴天、多云、少云等天气原因造成环境光线过暗对图像亮度的影响，使用直方图均衡化或对数变化方法只提高图像亮度，不改变图像色度。从背景中分割植物分为 2 个步骤：①使用 OpenCV 中的 TenenGrad 评价函数实现图像分割。②使用“$2g-r-b$”算法[23]得到背景为黑色仅含有目标叶片的 RGB 彩色图像。图像预处理流程如图 2 所示。

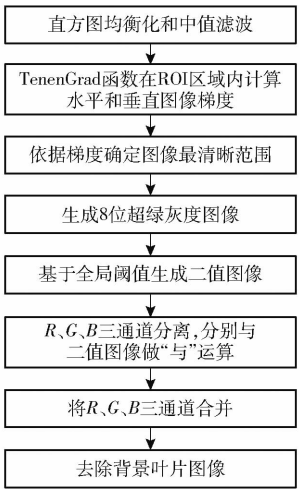

图 2　图像预处理流程图

Fig. 2　Flow chart of image preprocessing

1.6　模型输入特征提取

覆盖粘质腺毛的番茄叶片单个叶面积、周长均小于未覆盖粘质腺毛的番茄叶片，并且前者叶片在整个花期因组织氮素缺乏产生颜色变化程度明显低于后者。若将二者提取出的输入特征共同放入判别模型会极大降低模型准确率，因此需要在输入特征中添加形状特征（叶面积和叶片周长）进行种类区分。此处选取单个枝叶（尖端叶片）提取形状特征。形状特征提取分为 4 个步骤：①高斯模糊消除图像中的噪点。②二值化得到叶片对象。③形态学闭操作（先腐蚀后膨胀）填充叶片中间的小洞。④RETR_EXTERNAL 函数确定叶片轮廓后，用contourArea函数和 arcLength 函数分别计算叶片像素面积和像素周长。

颜色特征通过 RGB 彩色图像获取，分别使用 minMaxLoc 函数、mean 函数、meanStdDev 函数获得 R、G、B 三通道各自最大值、平均值、标准差共 9 个变量颜色特征作为模型输入特征参数。获取叶片纹理特征同样仅使用尖端叶片，过程见图 3。

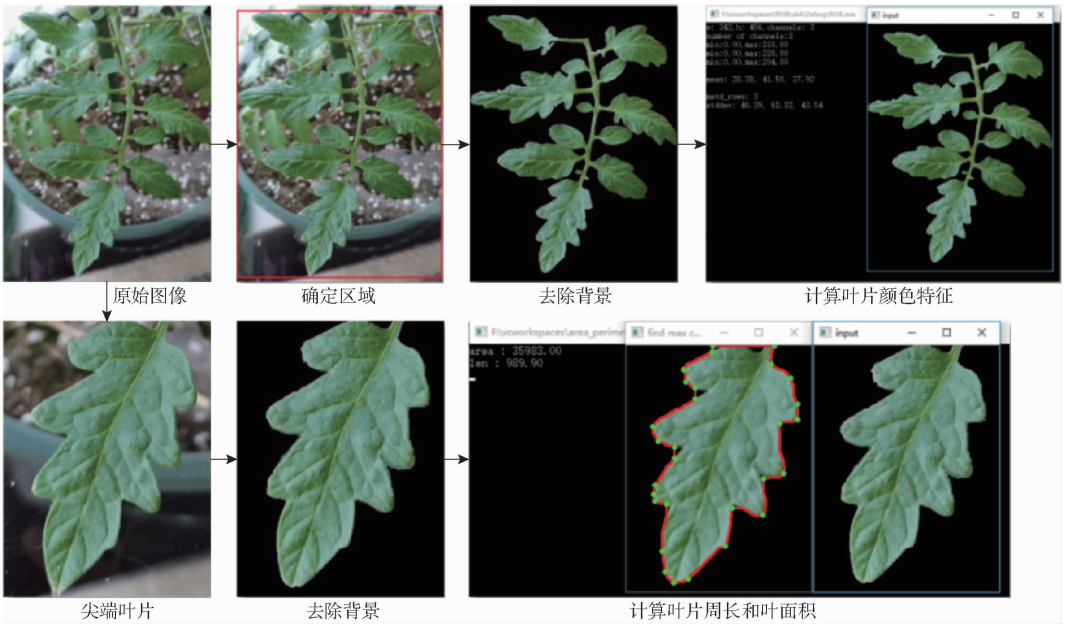

图 3 图像预处理

Fig. 3 Image preprocessing

2 结果与分析

2.1 数据集

番茄花期图像采集时间为 2020 年 3 月 14 日—4 月 15 日(共 32 d);夏季番茄花期图像采集时间为 2020 年 5 月 15 日—6 月 17 日(共 32 d)。整个番茄花期共获得 576 幅不同氮元素浓度的 RGB 彩色图像。其中覆盖粘质腺毛和未覆盖粘质腺毛番茄植株图像分别为 192 幅和 384 幅,包含 3 个不同营养液离子梯度。整个图像采集周期内不同营养液离子梯度下两种番茄叶片图像如图 4 所示。

由图 4 可知,营养溶液中所含氮元素减少,叶片黄化过程加快,反之叶片逐渐变成深绿。同时能够看出植株表面是否覆盖粘质腺毛对其产生的影响。

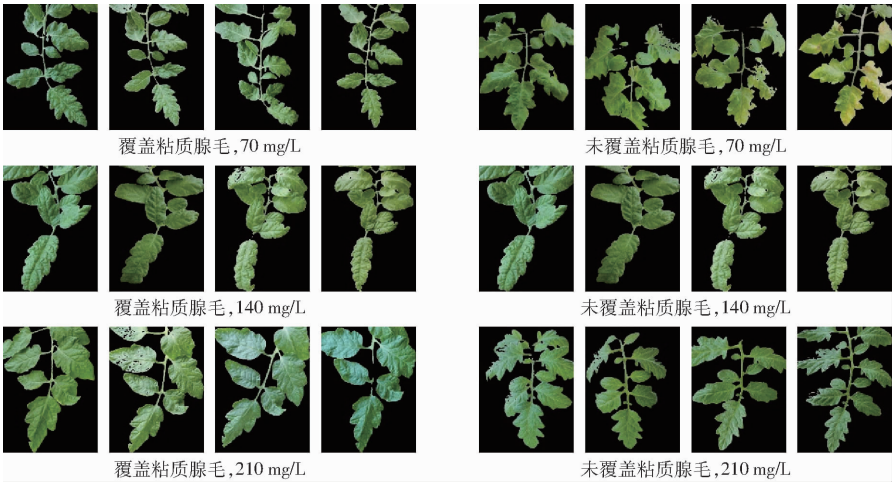

图 4 不同氮离子梯度番茄叶片图像

Fig. 4 Tomato leaves images under different nitrogen ion gradients

2.2 覆盖粘质腺毛对模型分级准确率的影响

随机森林属于集成学习的一个重要分支,特点是将各个没有依赖关系的弱学习器(CART 决策树)并行拟合以提升整体模型分级判别准确率,如图 5 所示。

对于一个样本,它在含 m 个样本的训练集随机采样中,每次被采集到的概率为 $1/m$。不被采集到的概率是 $1-1/m$。m 次采样都没有被采集到的概

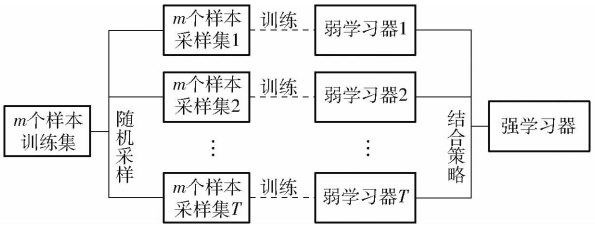

图 5 Bagging 采样原理图

Fig. 5 Sampling principles of Bagging

率是$(1-1/m)^m$。当 m 趋近于无穷大时，$(1-1/m)^m$趋近于1/e，约等于0.368。Bagging 每轮随机采样中，数据集中约有 36.8% 的数据没有被采样集采集到。对于这部分约 36.8% 的没有被采样到的数据，称之为袋外数据（Out of bag，OOB）。这些数据没有参与训练集模型的拟合，因此可以用来检测模型的泛化能力。

传统随机森林模型每棵决策树投票权重相等，低分级准确率的单棵决策树会影响整个森林分级准确率。解决这一问题的方法是提前确定每棵树的权重，投票时每棵树均乘以对应权重。获得对应权重需要将训练样本分为两部分，即训练集和测试集。训练完成后对每棵树进行测试，分类正确率计算式为

$$\omega_i = \frac{X_{right,i}}{X_i} \quad (i = 1, 2, \cdots, I)$$

式中　$X_{right,i}$——第 i 棵树分类正确样本数

X_i——测试部分样本数

分类正确率即为对应权重。基于传统穷举搜索的网格寻优无法匹配机器学习种类愈发繁多的超参数，而基于随机搜索的贝叶斯优化恰好可解决这一问题。本文使用其优化模型参数，使判别准确率达到最优[24-27]。使用 2020 年春季试验数据集中的 384 幅未覆盖粘质腺毛番茄图像构成第 1 类数据集，并依据叶面颜色特征进行氮元素缺乏分级建模。再将 2020 年夏季试验数据集中 192 幅覆盖粘质腺毛番茄图像和 192 幅未覆盖粘质腺毛番茄图像组成第 2 类数据集，使用同样方式建模。分别使用真正率和假正率作为纵坐标和横坐标绘制 ROC 曲线，计算 ROC 曲线下面积（Area under the curve，AUC）作为模型评价标准。

ROC 曲线越接近纵坐标轴点(0,1)且 AUC 越接近 1，则模型分级效果越好。SVM 是机器学习经典分级算法，将其作为对照模型。使用准确率对两种数据模型进行多次测试，结果如图 6 所示。

由图 6 可以得出，图 6a 整体 ROC 曲线面积远高于图 6b 且 ROC 曲线更加靠近点(0,1)。图 6a 模型测试准确率均值 0.82，图 6b 测试准确率均值仅 0.65。

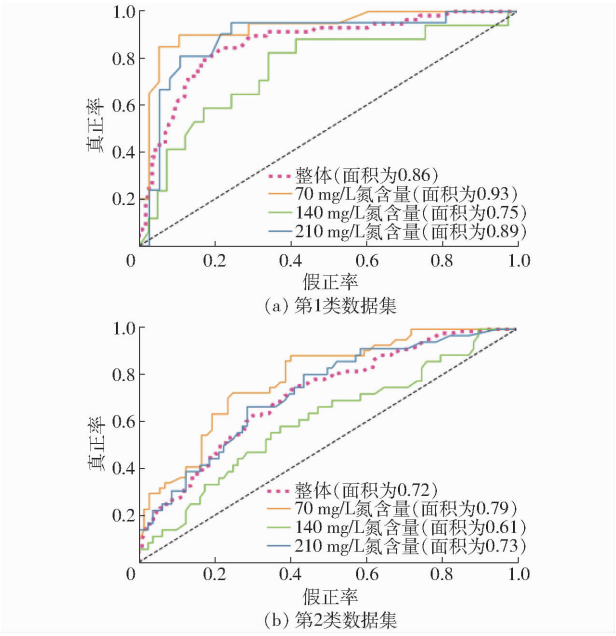

图 6　加权随机森林模型分级效果对比

Fig. 6　Comparison of grading effect of weighted random forest model

2.3　基于形状特征和颜色特征的氮元素缺乏分级模型构建

氮含量通过叶片中叶绿素含量可间接反映，见图 7。叶绿素含量作为监督学习模型的响应变量确定判别准确率。其中，SPAD 值大于 33 时定义为高氮输出变量，SPAD 值在 28～33 内定义为中氮输出变量，SPAD 值小于 28 定义为低氮输出变量。

同第 2 类数据集相同的 384 幅图像构成第 3 类数据集，依据训练集和测试集 7∶3 比例划分。训练集包含 269 幅图像，测试集 115 幅图像，将训练集 269 幅图像按照 7∶3 再次划分得到加权随机森林模型相应权重。将反映该组特征的 11 个参数（颜色特征 9 个，形状特征 2 个）作为模型的自变量，依据叶绿素仪判别出的植物组织氮缺乏程度作为响应变量，建立番茄花期组织氮含量缺乏程度加权随机森林判别模型，并将加权模型判别结果同随机森林模型及 SVM 模型判别结果进行对比。使用 sklearn 库中 RandomForestClassifier 函数，乘以相应权重实现加权随机森林分类算法。为了确保模型分类准确率，需要进行贝叶斯参数（n_estimators、max_depth、

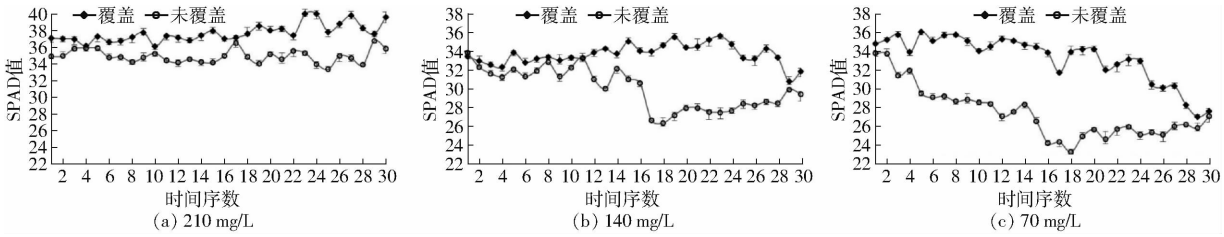

图 7　不同氮含量下番茄花期叶绿素含量变化曲线

Fig. 7　Variation curves in chlorophyll content of tomato in flowering period

max_features、min_samples_leaf)调优。加权随机森林模型输入特征参数调整后 ROC 曲线如图 8 所示。SVM 模型、随机森林模型、加权随机森林模型在 3 类数据集上的 AUC 如图 9 所示。

由图 8、9 可知,SVM 模型、随机森林模型和加权随机森林模型在添加形状参数后模型整体 ROC 曲线和 AUC 都有提高;加权随机森林模型在 3 类数据集上表现优于 SVM 和随机森林模型。加权随机森林模型训练集判别准确率为 0.84 ~ 0.88,测试集判别准确率为 0.80 ~ 0.83。比第 2 类数据集单独使用颜色特征作为模型自变量提升判别准确率近 0.2。

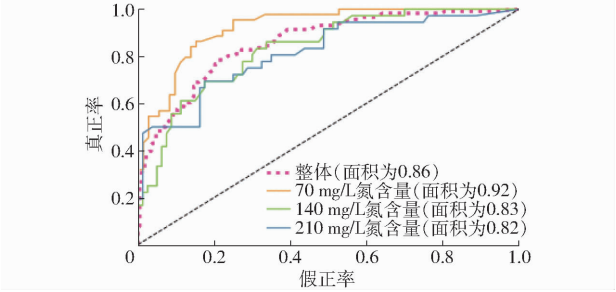

图 8 颜色与形状参数分级模型 ROC 曲线

Fig. 8 ROC curves of color and shape parameters grading model

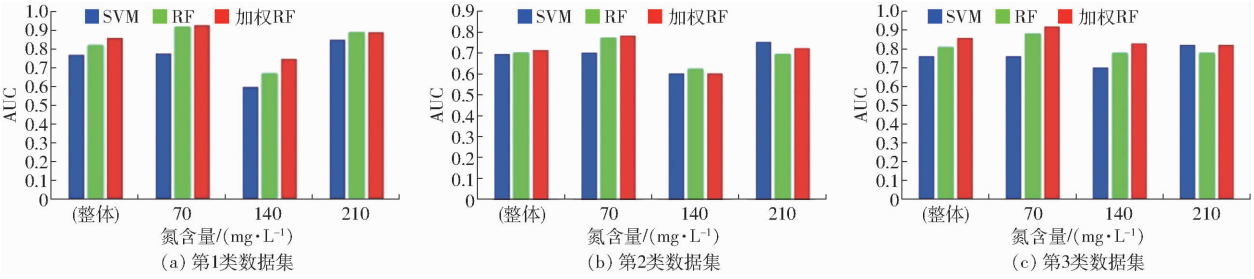

图 9 3 种模型准确率对比

Fig. 9 Accuracy comparison of three models

3 结论

(1)建立了一种基于树莓派摄像模块、RPi - Cam - Web - Interface 软件以及云平台的温室番茄叶片图像采集单元,图像采集单元可以通过智能手机控制树莓派摄像模块采集所需图像。试验结果表明,该图像采集单元能够适用温室环境,操作简便易学。相比基于光谱学图像采集单元受环境光线影响较小。

(2)番茄因为植株表面覆盖粘质腺毛会对不同氮离子浓度营养溶液产生不同的叶片形状和颜色特征变化。原因是覆盖粘质腺毛番茄对氮元素需求量较少,整个缺素试验期内叶片叶绿素含量相对未覆盖粘质腺毛叶片更高。通过增加叶片周长和叶面积两个形状参数有效解决覆盖粘质腺毛番茄叶片影响整体模型判别准确率的问题,加权随机森林判别模型测试集准确率可达 0.80 ~ 0.83。

参 考 文 献

[1] 李欢欢,刘浩,庞婕,等. 水氮互作对盆栽番茄生长发育和养分累积的影响[J/OL]. 农业机械学报,2019,50(9):272 - 279.
LI Huanhuan, LIU Hao, PANG Jie, et al. Effects of water and nitrogen interaction on growth and nutrient accumulation of potted tomatoes[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9): 272 - 279. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190932&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.09.032. (in Chinese)

[2] 孙培良,邱东凤,谢志明,等. 日光温室内不同浓度 CO_2 对番茄产量的影响[J]. 中国农学通报,2018,34(13):64 - 67.
SUN Peiliang, QIU Dongfeng, XIE Zhiming, et al. Effects of different concentrations of CO_2 on tomato yield in solar greenhouse[J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2018, 34(13): 64 - 67. (in Chinese)

[3] 王秀康,邢英英,张富仓. 膜下滴灌施肥番茄水肥供应量的优化研究[J/OL]. 农业机械学报,2016,47(1):141 - 150.
WANG Xiukang, XING Yingying, ZHANG Fucang. Optimal amount of irrigation and fertilization under drip fertigation for tomato[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 141 - 150. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160119&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.019. (in Chinese)

[4] ASKARI-KHORASGANI O, PESSARAKLI M. Tomato (*Solanum lycopersicum*) culture in vermi-aquaponic systems: Ⅲ. Strategies for sustainable and economic development: co-cultivation with aquatic species[J]. Journal of Plant Nutrition, 2020, 43(11): 1740 - 1756.

[5] 张忠学,刘明,齐智娟. 不同水氮管理模式对玉米地土壤氮素和肥料氮素的影响[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(2):284 - 291.
ZHANG Zhongxue, LIU Ming, QI Zhijuan. Effects of different water and nitrogen managements on soil nitrogen and fertilizer nitrogen in maize field[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 284 - 291. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2002031&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.

1000-1298. 2020. 02. 031. (in Chinese)

[6] 贾彪,付江鹏. 基于临界氮浓度的宁夏玉米氮吸收与亏缺模型研究[J/OL]. 农业机械学报,2020,51(1):256 – 263.
JIA Biao, FU Jiangpeng. Nitrogen uptake and nitrogen deficit model of drip irrigation maize in Ningxia based on critical nitrogen concentration[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1):256 – 263. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20200128&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.01.028. (in Chinese)

[7] MANFREDI P, CASSINARI C, GATTI M, et al. Growth and yield response of tomato (*Solanum lycopersicum* L.) to soil reconstitution technology[J]. Agrochimica, 2019, 63(1):73 – 83.

[8] FERNANDEZ-ESCOBAR R, GUERREIRO M, BENLLOCH M, et al. Symptoms of nutrient deficiencies in young olive trees and leaf nutrient concentration at which such symptoms appear[J]. Scientia Horticulturae, 2016, 209: 279 – 285.

[9] CHEN S, ZHOU Z J, ANDERSEN M N, et al. Tomato yield and water use efficiency-coupling effects between growth stage specific soil water deficits[J]. Acta Agriculturae Scandinavica, 2015, 65(5):460 – 469.

[10] 张传伟,宋述尧,赵春波. 不同番茄品种氮素吸收利用的差异[J]. 中国蔬菜,2011(16):62 – 66.
ZHANG Chuanwei, SONG Shuyao, ZHAO Chunbo. Differences in nitrogen absorption and utilization of different tomato varieties [J]. China Vegetables, 2011(16):62 – 66. (in Chinese)

[11] LI Daoliang, LI Cheng, YAO Yuan, et al. Modern imaging techniques in plant nutrition analysis: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174:105459.

[12] ZHU W, LI J, LI L, et al. Nondestructive diagnostics of soluble sugar, total nitrogen and their ratio of tomato leaves in greenhouse by polarized spectra-hyperspectral data fusion[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2020, 13(2):189 – 197.

[13] KAMILARIS A, PRENAFETA-BOLDU F X. Deep learning in agriculture: a survey[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 147:70 – 90.

[14] 陈佳悦,姚霞,黄芬,等. 基于图像处理的冬小麦氮素监测模型[J]. 农业工程学报,2016,32(4):163 – 170.
CHEN Jiayue, YAO Xia, HUANG Fen, et al. Winter wheat nitrogen monitoring model based on image processing[J]. Transactions of the CSAE, 2016, 32(4):163 – 170. (in Chinese)

[15] LIU Yanli, LÜ Qiang, HE Shaolan, et al. Prediction of nitrogen and phosphorus contents in citrus leaves based on hyperspectral imaging[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2015, 8(2):80 – 88.

[16] 马晓丹,郭彩玲,张雪,等. 基于三维点云颜色特征的苹果树冠层光照分布计算方法[J/OL]. 农业机械学报,2015,46(6):263 – 268.
MA Xiaodan, GUO Cailing, ZHANG Xue, et al. Calculation of light distribution of apple tree canopy based on color characteristics of 3D point cloud[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(6):263 – 268. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20150638&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.06.038. (in Chinese)

[17] 尹小君,张清,赵庆展,等. 基于 SVM 的加工番茄早疫病叶氮素含量光谱反演[J/OL]. 农业机械学报,2014,45(11):280 – 285.
YIN Xiaojun, ZHANG Qing, ZHAO Qingzhan, et al. Remote sensing inversion of nitrogen content based on SVM in processing tomato early blight leaves[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(11):280 – 285. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20141143&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.11.043. (in Chinese)

[18] 关海鸥,衣淑娟,焦峰,等. 农作物缺素症状诊断的正则化模糊神经网络模型[J/OL]. 农业机械学报,2012,43(5):162 – 167,156.
GUAN Haiou, YI Shujuan, JIAO Feng, et al. Diagnosis model of crop nutrient deficiency symptoms based on regularized adaptive fuzzy neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2012, 43(5):162 – 167, 156. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20120528&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2012.05.028. (in Chinese)

[19] 胡昊,白由路,杨俐苹,等. 基于 SPAD – 502 与 GreenSeeker 的冬小麦氮营养诊断研究[J]. 中国生态农业学报,2010,18(4):748 – 752.
HU Hao, BAI Youlu, YANG Liping, et al. Nitrogen nutrition diagnosis of winter wheat based on SPAD – 502 and GreenSeeker [J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2010, 18(4):748 – 752. (in Chinese)

[20] 郑一力,赵燕东,董玮,等. 竹叶片氮含量高光谱估测方法对比研究[J/OL]. 农业机械学报,2018,49(增刊):393 – 400.
ZHENG Yili, ZHAO Yandong, DONG Wei, et al. Comparison on hyperspectral estimation method of nitrogen content in bamboo leaf[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.):393 – 400. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 2018s053&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.S0.053. (in Chinese)

[21] 王远,王德建,张刚,等. 基于数码相机的水稻冠层图像分割及氮素营养诊断[J]. 农业工程学报,2012,28(17):131 – 136.
WANG Yuan, WANG Dejian, ZHANG Gang, et al. Rice canopy image segmentation and nitrogen nutrition diagnosis based on digital camera[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(17):131 – 136. (in Chinese)

(下转第 262 页)

ZHANG Lingxian, CHEN Yunqiang, LI Yunxia, et al. Detection and counting system for winter wheat ears based on convolutional neural network[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(3): 144 – 150. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190315&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.03.015. (in Chinese)

[13] MISRA T, ARORA A, MARWAHA S, et al. SpikeSegNet—a deep learning approach utilizing encoder-decoder network with hourglass for spike segmentation and counting in wheat plant from visual imaging[J]. Plant Methods, 2020, 16(1): 1 – 20.

[14] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 – 1149.

[15] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// IEEE Computer Society, 2016: 106 – 115.

[16] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.

[17] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016: 770 – 778.

[18] ZHONG Z, JIN L, HUANG S. DeepText: a new approach for text proposal generation and text detection in natural images[C]// ICASSP 2017 – 2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2017: 1208 – 1212.

[19] NEUBECK A, GOOL L J V. Efficient non-maximum suppression[C]// IEEE Computer Society, 2006: 850 – 855.

[20] CHAUDHARI S, POLATKAN G, RAMANATH R, et al. An attentive survey of attention models[J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2021,12(5):1 – 32.

[21] LI H, XIONG P, AN J, et al. Pyramid attention network for semantic segmentation[J]. arXiv:1805.10180.

[22] GHIASI G, LIN T Y, PANG R, et al. NAS – FPN: learning scalable feature pyramid architecture for object detection[C]// 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019: 7029 – 7038.

[23] GUO C, FAN B, ZHANG Q, et al. AugFPN: improving multi-scale feature learning for object detection[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 12595 – 12604.

[24] LIU Y, CEN C, CHE Y, et al. Detection of maize tassels from UAV RGB imagery with Faster – RCNN[J]. Remote Sensing, 2020,12(2): 338 – 351.

[25] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R – CNN[C]// IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)-Venice, 2017: 2980 – 2988.

[26] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [J]. arXiv preprint arXiv: 1704.04861.

[27] HUANG G, LIU Z, MAATEN L V D, et al. Densely connected convolutional networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700 – 4708.

[28] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132 – 7141.

[29] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2015: 3431 – 3440.

(上接第 225 页)

[22] CHEN L S, SUN Y Y, WANG K, et al. Rapid diagnosis of nitrogen nutrition status in rice based on static scanning and extraction of leaf and sheath characteristics[J]. International Journal of Agricultural & Biological Engineering, 2017, 10(3): 158 – 164.

[23] MIZUSHIMA A, LU R. An image segmentation method for apple sorting and grading using support vector machine and Otsu's method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2013, 94:29 – 37.

[24] ZHANG Wengang, WU Chongzhi, ZHONG Haiyi, et al. Prediction of undrained shear strength using extreme gradient boosting and random forest based on Bayesian optimization[J]. Geoscience Frontiers,2021,12(1):469 – 477.

[25] XIA Yufei, LIU Chuanzhe, LI Yuying, et al. A boosted decision tree approach using Bayesian hyper-parameter optimization for credit scoring[J]. Expert Systems With Applications,2017,78:225 – 241.

[26] 吴成东,卢紫微,于晓升. 基于加权随机森林的图像超分辨率算法研究[J]. 控制与决策,2019,34(10):2243 – 2248.
WU Chengdong, LU Ziwei, YU Xiaosheng. Research on image super-resolution algorithm based on weighted random forest[J]. Control and Decision,2019,34(10):2243 – 2248. (in Chinese)

[27] 马晓君,董碧滢,王常欣. 一种基于 PSO 优化加权随机森林算法的上市公司信用评级模型设计[J]. 数量经济技术经济研究,2019,36(12):165 – 182.
MA Xiaojun, DONG Biying, WANG Changxin. Design of a credit rating model of listed companies based on PSO optimized weighted random forest algorithm[J]. The Journal of Quantitative & Technical Economics, Technology and Economy,2019,36(12):165 – 182. (in Chinese)