

樊小雪, 李德翠, 李远, 等. 基于 RGB 模型的草莓叶片光合作用指标估测[J]. 江苏农业学报, 2024, 40(4): 675-681.
doi: 10.3969/j.issn.1000-4440.2024.04.011

基于 RGB 模型的草莓叶片光合作用指标估测

樊小雪^{1,2}, 李德翠^{1,2}, 李远^{1,2}, 任妮^{1,2}

(1.江苏省农业科学院农业信息研究所, 江苏南京 210014; 2.农业农村部长三角智慧农业技术重点实验室, 江苏南京 210014)

摘要: 为了研究基于图像红(R)、绿(G)、蓝(B)颜色参数和叶片 SPAD 值预测光合作用指标的可行性, 以草莓叶片为试验材料, 构建多元线性回归模型和反向传播(BP)神经网络模型, 对叶片蒸腾速率、气孔导度、净光合速率、胞间 CO₂ 浓度进行估测, 并对其精度进行评价和验证。结果表明, 基于 BP 神经网络模型, 使用图像 RGB 颜色参数和 SPAD 值对叶片蒸腾速率进行预测的效果较好, 其次是气孔导度。BP 神经网络模型的估测精度高于多元线性回归模型, 蒸腾速率、气孔导度、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度的模型预测准确率分别达到 91.5%、83.3%、74.4% 和 71.5%。BP 神经网络的蒸腾速率模型、气孔导度模型的决定系数(R^2)分别为 0.922 2、0.842 3, 均方根误差(RMSE)分别为 0.000 2、0.025 9, 平均绝对误差(MAE)分别为 0.000 1、0.000 6。由结果可知, 通过数码相机采集图像, 并构建 RGB 模型, 可简易快速估测草莓叶片蒸腾速率、气孔导度, 能用于生产中草莓光合指标的估测。

关键词: 草莓叶片; RGB 模型; 光合指标; 反向传播(BP)神经网络模型

中图分类号: S668.401 文献标识码: A 文章编号: 1000-4440(2024)04-0675-07

Estimation of photosynthetic indexes in strawberry leaves based on RGB model

FAN Xiao-xue^{1,2}, LI De-cui^{1,2}, LI Yuan^{1,2}, REN Ni^{1,2}

(1. Institute of Agricultural Information, Jiangsu Academy of Agricultural Sciences, Nanjing 210014, China; 2. Key Laboratory of Smart Agricultural Technology (Yangtze River Delta), Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210014, China)

Abstract: In order to explore the feasibility of using RGB image feature and SPAD value in photosynthetic indexes prediction, strawberry leaves were selected as experimental materials in this study. Multiple linear regression model and back propagation (BP) neural network model were constructed to estimate leaf transpiration rate, stomatal conductance, net photosynthetic rate and intercellular CO₂ concentration, and their accuracy was evaluated and verified. The results showed that the prediction of leaf transpiration rate by using RGB color parameters and SPAD values based on BP neural network model was better, followed by stomatal conductance. The estimation accuracy of BP neural network model was higher than that of multiple linear regression model, and the prediction accuracy of transpiration rate, stomatal conductance, net photosynthetic rate and intercellular CO₂ concentration reached 91.5%, 83.3%, 74.4% and 71.5%, respectively. The determination coefficients (R^2) of transpiration rate model and stomatal conductance model based on BP neural network were

0.922 2 and 0.842 3, the root mean square errors (RMSE) were 0.000 2 and 0.025 9, and the mean absolute errors (MAE) were 0.000 1 and 0.000 6, respectively. Therefore, the transpiration rate and stomatal conductance of strawberry leaves can be easily and quickly estimated by using digital camera to collect images and con-

收稿日期: 2023-03-07

基金项目: 江苏省农业科技自主创新基金项目[CX(22)5007]

作者简介: 樊小雪(1983-), 女, 山东淄博人, 博士, 副研究员, 研究方向为蔬菜栽培生长调控及相关机理模型。(Tel) 025-84391912; (E-mail) fxx@jaas.ac.cn

通讯作者: 任妮, (Tel) 025-84391658; (E-mail) rn@jaas.ac.cn

struct RGB model, which can be used to predict photosynthetic indexes of strawberry in production.

Key words: strawberry leaves; RGB model; photosynthetic index; back propagation (BP) neural network model

光合作用是植物最重要的生命活动,目前获得植物叶片光合作用指标的主要方式是使用精密仪器——光合仪,大部分为美国 LI-COR 公司生产的 LI-6400、LI-6800 仪器。通过仪器测量可获得叶片的蒸腾速率、气孔导度、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度 4 个指标作为反映植物叶片光合能力的重要指标。目前,在作物规模化生产中,对于植物生长状态的快速诊断需求日益增加^[1-8]。因此,探索简便易行、快速高效的作物生长状态测定方法是当前的研究趋势。

近年来,随着数字图像处理技术的飞速发展,数码相机作为便捷快速的工具逐渐在杂草识别、作物叶绿素含量监测、作物营养监测、农产品自动分级、逆境胁迫程度估测、病虫害监测等农业信息领域得到广泛应用^[1-8]。其中,以通过图像红(R)、绿(G)、蓝(B)颜色特征值进行无损估测作物叶绿素含量的研究较为广泛。植物叶片中叶绿素的显现与可见光红、绿、蓝颜色参数密切相关,与数码相机红、绿、蓝 3 个颜色通道的色阶数值相对应。前人在对番茄^[9-10]、大豆^[11]、烤烟^[12]、棉花^[13]、油菜^[14]、水稻^[15]、马铃薯^[16]、苹果^[17]、各种树木^[3,18]的研究中,提取作物样本叶片颜色特征 RGB 参数,通过运算组合构造 RGB 颜色特征参数并与叶绿素含量或 SPAD 值构建一元或者多元回归模型、反向传播(BP)神经网络模型、向量机回归模型等,进一步实现了对植物叶片叶绿素含量或叶片 SPAD 值的预测。研究发现,通过数码相机采集图像后,基于 RGB 颜色参数构建叶绿素预测模型的可行性高、准确度佳,可快速预测作物叶片的叶绿素含量。叶片的叶绿素含量或者 SPAD 值与植物光合作用指标密切相关,因此通过提取图像 RGB 颜色参数预测叶片光合作用具有较高可行性。

本研究拟以数码相机为工具,通过图像视觉分析技术分析草莓叶片图像颜色特征参数与植株光合气体交换参数之间的相关性,筛选出敏感的颜色特征,并对蒸腾速率、气孔导度、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度与颜色特征参数进行模拟预测,构建适合分析叶片光合作用指标的估算模型,以期为准确、快速、低成本检测草莓光合作用指标提供

科学依据。

1 材料与方法

1.1 材料准备

本研究所用草莓(*Lycopersicon esculentum* Mill.)品种为江苏省农业科学院草莓创新团队提供的宁玉。试验于 2022 年 2-5 月在江苏省农业科学院智能科研温室中进行,使用椰糠条作为栽培基质(品牌 COIRPLUS),椰糠条尺寸为 100 cm×20 cm×10 cm,粒径 6~10 mm。灌溉使用水肥一体机进行,营养液使用德沃多草莓专用液体肥料,电导率为 1.0 mS/cm, pH 值为 5.5~6.5,根据天气情况每天灌溉 3~4 次,每次 10 min。本研究选取长势一致、叶片数 7~8 张的健壮草莓苗进行数据采集。

1.2 光合作用指标的测定

草莓叶片的蒸腾速率、气孔导度、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度使用便携式光合作用系统 LI-6800 (LI-COR Inc., 美国)进行测定。试验选取晴天的上午进行,避开 11:00-14:00 光合午休时间。在测量过程中,叶室参数设置参考温室内环境参数,光照度、温度、相对湿度、二氧化碳浓度分别设置为 400 mol/(m²·s)、25 °C、65%、300 μmol/mol。

1.3 图像采集

在本试验中,采集 25 个样品作为重复。将标记的 25 张草莓叶片平铺在背景灰板上,在自然光照下,采用自然曝光模式,用普通数码相机(EOS600D Canon)拍摄叶片图像。相机设置为光圈优先模式,相机镜头呈 90°垂直距叶片 50 cm,关闭相机闪光灯,采用近拍模式。每次拍摄前用 18% 灰卡纸(Mennon)作为背景,预处理时对不同样品的图像进行曝光度校正。图像分辨率为 3 072×4 096 像素,图像以 JPG 格式储存并传输至计算机^[5,8]。

1.4 图像处理与数据分析

本研究使用 Photoshop CS6 (Adobe System, Inc.) 软件处理图像。首先去除草莓叶片图像背景,剪裁掉叶柄,只保留叶片主体部分。然后利用 Photoshop CS6 软件的直方图中提取叶片图像的红光值(R)、绿光值(G)和蓝光值(B),根据原始参数进行数据归一化处理,得到 24 种相关参数(表 1)^[3,19-20]。

表 1 特征参数及计算方法

Table 1 Feature parameters and calculation methods

特征参数	特征参数计算方法	单位
红光值(R)	R	无量纲
绿光值(G)	G	无量纲
蓝光值(B)	B	无量纲
RGB_1	R/B	无量纲
RGB_2	R/G	无量纲
RGB_3	G/B	无量纲
RGB_4	G/R	无量纲
RGB_5	B/R	无量纲
RGB_6	B/G	无量纲
RGB_7	$(R-B)/(R+B)$	无量纲
RGB_8	$(R-G)/(R+G)$	无量纲
RGB_9	$(G-B)/(G+B)$	无量纲
RGB_{10}	$(R-B)/(R+G+B)$	无量纲
RGB_{11}	$(R-G)/(R+G+B)$	无量纲
RGB_{12}	$(G-B)/(R+G+B)$	无量纲
RGB_{13}	$(R-G-B)/(R+B)$	无量纲
RGB_{14}	$(R-G-B)/(R+G)$	无量纲
RGB_{15}	$(R-G-B)/(B+G)$	无量纲
R^{-1}	R 的倒数	无量纲
G^{-1}	G 的倒数	无量纲
B^{-1}	B 的倒数	无量纲
标准红光值(NRI)	$R/(R+G+B)$	无量纲
标准绿光值(NGI)	$G/(R+G+B)$	无量纲
标准蓝光值(NBI)	$B/(R+G+B)$	无量纲
SPAD 值		无量纲

1.5 模型的构建与精度检验

1.5.1 多元线性回归模型 使用 IBM SPSS 22(Chicago, Illinois, USA) 构建模型。经过数据处理得到 24 个颜色特征参数,加上 SPAD 值共 25 个模型因

子。用多元线性回归分析对草莓叶片的 4 个光合指标建立预测模型。通过 Pearson 相关性分析获得与光合指标显著相关的多个敏感指标,并进行多元线性回归拟合,最终获得最优建模方程。试验共测定 25 组样本,其中建模样本 15 组,验证样本 10 组。

1.5.2 BP 神经网络 模型的构建使用 SPSS model 18.0(Chicago, IL, USA) 中的神经网络模块,神经网络包含 1 个输入层、1 个输出层和 1 个隐含层。构建神经网络模型时使用与回归模型相同的 25 个因子作为输入层变量,以蒸腾速率、气孔导度、净光合速率和胞间 CO_2 浓度 4 个指标作为输出层变量。构建 BP 神经网络模型所用输入设置参数如表 2 所示。

1.5.3 模型预测精度的验证 BP 神经网络模型的准确率通过 SPSS model 18.0 计算获得。采用均方根误差($RMSE$)、决定系数(R^2)和平均绝对误差(MAE)对模型进行检验。 $RMSE$ 越小, R^2 越接近 1,模型的预测精度越高,反之亦然。 $RMSE$ 、 R^2 、 MAE 的计算公式如下^[21]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{N}}$$

式中, P_i 为模拟值; O_i 为对应的实测值; N 为样本量。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2}$$

式中, n 为测试样本个数; P_i 为模拟值; O_i 为实测值; \bar{O}_i 为测量值的平均值。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |(O_i - P_i)|$$

式中, n 为测试样本个数; P_i 为模拟值; O_i 为实测值。

表 2 构建反向传播(BP)神经网络的参数设置

Table 2 Parameter settings of back propagation (BP) neural network model

模型输出变量	模型输入变量	训练集和测试集的比例	隐含层数量	隐含层神经元数量
蒸腾速率	全部变量	65 : 35	1	6
气孔导度	全部变量(不包含 R^{-1} 、 G^{-1} 、 B^{-1})	65 : 35	1	3
净光合速率	全部变量	65 : 35	1	5
胞间 CO_2 浓度	全部变量(不包含 R^{-1} 、 G^{-1} 、 B^{-1} 和 SPAD 值)	55 : 45	1	4

2 结果与分析

2.1 RGB 颜色参数与蒸腾速率的相关性分析

将草莓叶片图像的 R、G、B 通道值进行组合计算,以得到的颜色参数与叶片叶绿素 SPAD 值作为模型因子,将 25 个因子分别与蒸腾速率、气孔导度、净光合速率、胞间 CO₂ 浓度进行 Pearson 相关性分析。由表 3 可知,蒸腾速率与 G/B 、 $(G-B)/(G+B)$ 参数具有显著相关性 ($P < 0.05$),与 G/R 、标准绿光值 (NGI) 的相关性达到极显著水平 ($P < 0.01$);气孔导度与 G/R 、 NGI 具有显著相关性 ($P < 0.05$);胞间 CO₂ 浓度与 $(R-B)/(R+G+B)$ 、 $(R-G-B)/(R+B)$ 具有显著相关性 ($P < 0.05$),与标准红光值 (NRI)、 $(R-G-B)/(B+G)$ 、 G^{-1} 的相关性达到极显著水平 ($P < 0.01$)。未发现与净光合速率具有显著或极显著相关性的颜色参数。

2.2 光合作用指标多元线性回归模型的构建

使用草莓叶片图像提取的 24 个 RGB 特征参数和 SPAD 值,与光合作用指标(蒸腾速率、气孔导度、净光合速率、胞间 CO₂ 浓度)构建多元线性回归模型。模型输入因子选择 SPAD 值以及 Pearson 相关系数较高且具有显著性的颜色指标。由于净光合速率与选择的颜色参数间没有具有显著相关性,因此模型输入因子为全部变量。如表 4 所示,蒸腾速率、气孔导度、净光合速率、胞间 CO₂ 浓度 4 个多元线性回归模型的 R^2 分别为 0.661、0.280、0.474、0.466,其中蒸腾速率、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度模型决定系数在 0.05 水平上显著 ($P < 0.05$)。在构建的 4 个多元线性回归模型中,气孔导度、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度预测模型的 R^2 低于 0.500,说明自变量无法较好地解释因变量变化,回归方程拟合度较差。由此可见,用叶片颜色特征参数来预测叶片光合速率具有一定可行性,但是模型准确度还需要进一步优化。

2.3 光合作用指标 BP 神经网络模型的构建

经过输入因子和模型参数优化后,对于不同目标变量而言,每个模型的最佳输入变量、训练集和测试集的比例、隐含层神经元数量见表 2。在构建蒸腾速率、净光合速率模型时,将所有变量作为输入因子,模型的准确率较高;在构建气孔导度模型时,将删除 R^{-1} 、 G^{-1} 、 B^{-1} 的全部变量作为输入因

子,模型的准确率较高。由图 1 可以看出,使用 BP 神经网络模型对蒸腾速率、气孔导度、净光合速率和胞间 CO₂ 浓度进行建模的准确率较高,准确率分别达到 91.5%、83.3%、74.4% 和 71.5%。由此可见,BP 神经网络设置的隐含层能够不断修改各层神经元的连接权值,因此训练出的神经网络模型模拟效果较好。

表 3 特征参数与光合指标的相关系数

Table 3 Correlation coefficients between characteristic parameters and photosynthetic indices

特征参数	相关系数			
	蒸腾速率	气孔导度	净光合速率	胞间 CO ₂ 浓度
红光值 (R)	-0.325	-0.156	0.097	-0.205
绿光值 (G)	0.241	0.286	0.291	-0.558
蓝光值 (B)	-0.268	-0.161	0.147	-0.376
R/B	0.122	0.085	-0.097	0.354
R/G	-0.630	-0.499	-0.218	0.366
G/B	0.427*	0.316	0.050	0.059
G/R	0.631**	0.493*	0.221	-0.364
B/R	-0.092	-0.069	0.128	-0.361
B/G	-0.431	-0.348	-0.015	-0.104
标准红光值 (NRI)	-0.444	-0.346	-0.264	0.552**
标准绿光值 (NGI)	0.568**	0.443*	0.120	-0.122
标准蓝光值 (NBI)	-0.319	-0.250	0.033	-0.201
$(R-B)/(R+B)$	0.104	0.075	-0.116	0.360
$(R-G)/(R+G)$	-0.630	-0.496	-0.219	0.366
$(G-B)/(G+B)$	0.430*	0.337	0.025	0.089
$(R-B)/(R+G+B)$	0.044	0.035	-0.147	0.411*
$(R-G)/(R+G+B)$	-0.630	-0.492	-0.208	0.337
$(G-B)/(R+G+B)$	-0.606	-0.490	-0.358	0.336
$(R-G-B)/(R+B)$	-0.586	-0.452	-0.258	0.486*
$(R-G-B)/(R+G)$	-0.050	0.012	-0.256	0.064
$(R-G-B)/(B+G)$	-0.440	-0.341	-0.264	0.561**
R^{-1}	0.340	0.175	-0.091	0.208
G^{-1}	-0.262	-0.312	-0.324	0.571**
B^{-1}	0.265	0.140	-0.123	0.381
SPAD 值	-0.318	-0.229	-0.114	-0.095

* 表示显著相关 ($P < 0.05$); ** 表示极显著相关 ($P < 0.01$)。

表 4 基于多元线性回归分析的光合指标预测

Table 4 Prediction of photosynthetic indices based on multiple linear regression analysis

光合指标	模型变量	拟合方程	决定系数 (R^2)
蒸腾速率	$G/B, G/R, NGI, (G-B)/(G+B)$ 、 SPAD 值	$Y = -0.163 0 + G/B - 0.064 0G/R + 0.708 0NGI - 0.166 0(G-B)/(G+B) - 0.000 164 SPAD^*$	0.661*
气孔导度	$G/R, NGI, SPAD$ 值	$Y = 0.277 0 + 0.186 0NGI + 0.186 0G/R - 0.008 0SPAD$	0.280
净光合速率	全部变量	$Y = -1 581.049 0 + 5 598.197 0NRI - 2 133.611 (R-B)/(R+B) + 1 478.056 0(G-B)/(G+B) - 0.162 0SPAD$	0.474*
胞间 CO_2 浓度	$NRI, (R-B)/(R+G+B), (R-G-B)/(R+B), (R-G-B)/(B+G), G^{-1}, SPAD$ 值	$Y = 9 566.129 0 - 116 539.457 0NRI - 4 055.274 (R-B)/(R+G+B) + 3 502.531 0(R-G-B)/(R+B) + 4 132.273 0(R-G-B)/(B+G) + 10 510.471 0G^{-1} - 1.740 0SPAD$	0.466*

G:绿光值;B:蓝光值;R:红光值;NGI:标准绿光值;NRI:标准红光值;SPAD:SPAD 值。*表示决定系数在 0.05 水平显著。

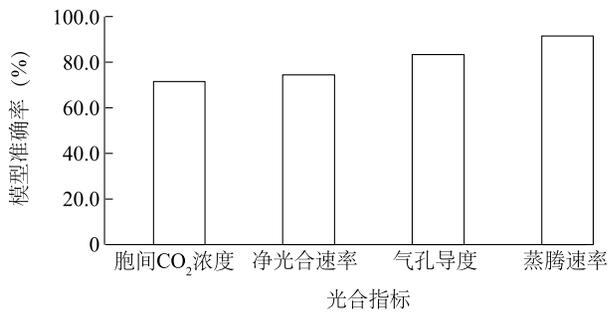


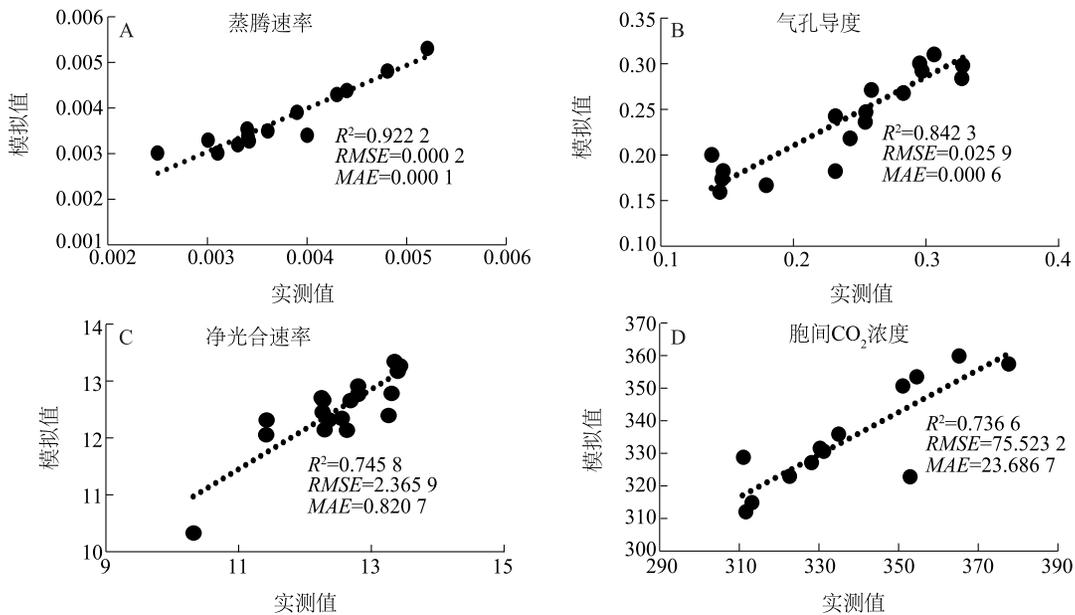
图 1 4 个光合指标反向传播 (BP) 神经网络模型的准确率

Fig.1 Accuracy of back propagation (BP) neural network model for four photosynthetic indexes

2.4 BP 神经网络模型性能的验证

为进一步验证数码相机图像对草莓叶片光合指

标预测的可行性,本研究对 BP 神经网络模型性能进行检验。由图 2 可以看出,采用 $RMSE$ 、 R^2 、 MAE 对模型拟合度进行验证,模型拟合度排序为蒸腾速率>气孔导度>净光合速率>胞间 CO_2 浓度。蒸腾速率模型的 R^2 、 $RMSE$ 、 MAE 分别为 0.922 2、0.000 2、0.000 1,拟合度较高。其次是气孔导度模型, R^2 、 $RMSE$ 、 MAE 分别为 0.842 3、0.025 9、0.000 6。净光合速率模型的 R^2 为 0.745 8, $RMSE$ 、 MAE 偏大,分别为 2.365 9、0.820 7。胞间 CO_2 浓度模型的 R^2 为 0.736 6, $RMSE$ 、 MAE 偏大,分别为 75.523 2、23.686 7。上述结果说明,净光合速率模型和胞间 CO_2 浓度模型的拟合结果欠稳定。



A:蒸腾速率实测值与模拟值的比较;B:气孔导度实测值与模拟值的比较;C:净光合速率实测值与模拟值的比较;D:胞间 CO_2 浓度实测值与模拟值的比较。 R^2 :决定系数; $RMSE$:均方根误差; MAE :平均绝对误差。

图 2 光合指标实测值与模拟值的比较

Fig.2 Comparison between measured and simulated photosynthetic indexes

3 讨论

多元线性回归模型是统计学中最常用的模型之一,具有显著的统计学意义,目前在农业学科领域的应用十分广泛^[21]。前人研究发现,使用线性回归模型对小麦^[21]、藜麦^[22]、苜蓿^[22]叶片的叶绿素含量进行估测的精确度较高,对水稻^[5,20]、小麦^[23]氮素营养进行预测也取得了较好的试验效果。本研究使用多元线性回归模型构建光合指标模型,其中蒸腾速率、胞间 CO₂ 浓度 2 个模型的 R² 分别为 0.661、0.466,且模型有效;气孔导度、胞间 CO₂ 浓度和净光合速率的模型 R² 均低于 0.500,拟合性较差。出现上述结果,可能是由于多元线性回归模型在构建时会删除一些建模因子,如果删除的因子对模型也有重要意义,且具有非线性关系,可能会使模型产生较大误差^[24]。与多元线性回归模型相比,BP 神经网络模型只需要确定输入因子和输出因子,对线性或非线性连续函数没有限制。本研究使用 BP 神经网络对模型进行了再次构建,结果发现 BP 神经网络模型的准确率和 R² 有所提升,但是胞间 CO₂ 浓度模型的 RMSE、MAE 偏高,拟合效果欠佳。目前,对于通过图像参数预测深层次生理指标仍有很多问题需要进一步研究。

本研究探索了用 RGB 图像参数对草莓叶片光合气体交换参数进行快速预测。模型因子通过提取草莓照片的 RGB 颜色参数,并对 RGB 颜色参数进行进一步反演和计算获得。通过对比分析蒸腾速率、气孔导度、净光合速率、胞间 CO₂ 浓度与 RGB 参数的相关性,发现与蒸腾速率有显著或极显著相关性的指标为 G/B 、 G/R 、 NGI 、 $(G-B)/(G+B)$,与气孔导度有显著相关性的指标为 G/R 、 NGI 。本研究发现的与蒸腾速率、气孔导度相关性较强的参数均是绿光值占主要比例的参数,这可能与绿光调控植物生理代谢的特性相关。气孔是植物进行气体交换的通道,气孔导度会影响植物叶片的光合、蒸腾、呼吸等生理过程。绿光可以刺激植物叶绿素含量发生变化,触发相关基因的表达,减少气孔开放,提高水分利用效率和叶肉电导率^[25],这也暗示植物本身生理代谢特性会不同程度地在图像中得到反映,具体逻辑关系需要进一步研究。在本研究中,净光合速率与图像参数间的相关系数较低,在使用的 RGB 参数中没有发现与其有显著相关性的指标,这可能与影响光合速率的因素较复杂有关。

综上所述,草莓叶片的蒸腾速率与图像 G/B 、 $(G-B)/(G+B)$ 参数具有显著性相关性;与 G/R 、 NGI 的相关性达到极显著水平。气孔导度与 G/R 、 NGI 具有显著相关性;胞间 CO₂ 浓度与 NRI 、 $(R-B)/(R+G+B)$ 、 $(R-G-B)/(R+B)$ 、 $(R-G-B)/(B+G)$ 、 G^{-1} 参数具有显著或极显著相关性。研究结果说明,基于 RGB 颜色参数估测叶片光合指标在统计学意义上是可靠的,具有一定可行性。本研究发现,基于核心颜色参数构建的多元线性回归模型预测精度低于 BP 神经网络模型的预测精度,使用 BP 神经网络模型对蒸腾速率、气孔导度、净光合速率、胞间 CO₂ 浓度进行建模,准确率分别达到 91.5%、83.3%、74.4%、71.5%;R² 分别为 0.922 2、0.842 3、0.745 8、0.736 6, RMSE 分别为 0.000 2、0.025 9、2.365 9、75.523 2, MAE 分别为 0.000 1、0.000 6、0.820 7、23.686 7。本研究结果表明,以图像 RGB 颜色参数和 SPAD 值作为建模因子时,使用 BP 神经网络模型对叶片蒸腾速率和气孔导度进行预测的效果较好,这也体现了 BP 神经网络模型在小样本建模中的优势。

参考文献:

- [1] LOU H Q, HU Y, ZHANG L Y, et al. Nondestructive evaluation of the changes of total flavonoid, total phenols, ABTS and DPPH radical scavenging activities, and sugars during mulberry (*Morus alba* L.) fruits development by chlorophyll fluorescence and RGB intensity values[J]. LWT-Food Science and Technology, 2012, 47 (1): 19-24.
- [2] 李修华, 卢显杰, 奚金阳, 等. 智能手机 RGB 图像检测植物叶片叶绿素含量的通用方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37 (22): 145-151.
- [3] 张沛健, 尚秀华, 吴志华. 基于图像处理技术的 5 种红树林叶片形态特征及叶绿素相对含量的估测[J]. 热带作物学报, 2020, 41 (3): 496-503.
- [4] ZHANG J, WANG R J, XIE C J, et al. Crop pests image recognition based on multi-features fusion[J]. Journal of Computational Information Systems, 2014, 10 (12): 5121-5129.
- [5] 叶春, 刘莹, 李艳大, 等. 基于 RGB 颜色空间的早稻氮素营养监测研究[J]. 中国农业大学学报, 2020, 25 (8): 25-34.
- [6] HUMPLÍK J F, LAZÁR D, HUSICKOVÁ A, et al. Automated phenotyping of plant shoots using imaging methods for analysis of plant stress responses-a review[J]. Plant Methods, 2015, 11: 29.
- [7] 王永芳, 王克如, 王少芬, 等. 利用数码相机和成像光谱仪估测棉花叶片叶绿素和氮素含量[J]. 作物学报, 2010, 36 (11): 912-915.
- [8] 史培华, 王远, 袁政奇, 等. 基于冠层 RGB 图像的冬小麦氮

- 素营养指标监测[J]. 南京农业大学学报, 2020, 43(5): 829-837.
- [9] 赵 阳. 基于番茄叶片图像的叶绿素含量研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2021.
- [10] 李 丽, 程 灵. 基于 RGB 模型建立快速检测番茄叶片叶绿素含量的方法[J]. 分子植物育种, 2021, 19(20): 6906-6909.
- [11] 费丽君, 谭 峰. 机器视觉技术在大豆叶片叶绿素含量测算上的应用[J]. 农机化研究, 2010, 32(3): 199-201.
- [12] 徐光辉, 虎晓红, 熊淑萍, 等. 烤烟叶片叶绿素含量与颜色特征的关系[J]. 河南农业大学报, 2007, 41(6): 600-604.
- [13] 王 娟, 危常州, 王肖娟, 等. 采用灰板校正的计算机视觉预测棉花叶绿素含量[J]. 农业工程学报, 2013, 29(24): 173-180.
- [14] 娄卫东, 林宝刚, 周洪奎, 等. 基于图像特征的油菜叶绿素含量快速估算[J]. 浙江农业科学, 2022, 63(3): 480-484.
- [15] 龚刚猛, 杨 珺, 何火娇, 等. 水稻叶色 RGB 组分与 SPAD 的关系研究[J]. 中国农学通报, 2015, 31(24): 19-24.
- [16] GUPUTA S D, IBARAKI Y, PATTANAYAK A K. Development of a digital image analysis method for real-time estimation chlorophyll content in micro propagated potato plants[J]. Plant Biotechnology Reports, 2013, 7(1): 91-97.
- [17] 程立真, 朱西存, 高璐璐, 等. 基于 RGB 模型的苹果叶片叶绿素含量估测[J]. 园艺学报, 2017, 44(2): 381-390.
- [18] 王 诣, 闰志勇. 基于图像处理的青冈栎叶绿素含量检测系统研究[J]. 中国农业科技导报, 2017, 19(4): 59-64.
- [19] 张若宇, 坎 杂, 马 蓉, 等. 基于 RGB 模型的脱绒棉种颜色特征与发芽状况的关系[J]. 农业工程学报, 2010, 26(10): 172-177.
- [20] ZHAO K C, YE Y, MA J, et al. Dynamic variation characteristics of rice nitrogen status after anthesis based on the RGB color index [J]. Agronomy, 2021, 11(9): 1739.
- [21] SONG Y F, TENG G F, YUAN Y C, et al. Assessment of wheat chlorophyll content by the multiple linear regression of leaf image features[J]. Information Processing in Agriculture, 2021, 8(2): 232-243.
- [22] RICCARDI M, MELE G, PULVENTO C, et al. Non-destructive evaluation of chlorophyll content in quinoa and amaranth leaves by simple and multiple regression analysis of RGB image components [J]. Photosynthesis Research, 2014, 120(3): 263-272.
- [23] TAVAKOLI H, GEBBERS R. Assessing nitrogen and water status of winter wheat using a digital camera[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 558-567.
- [24] 张 佩, 陈郑盟, 刘春伟, 等. 冬小麦产量结构要素预报方法[J]. 农业工程学报, 2020, 36(8): 78-87.
- [25] BIAN Z H, YANG Q C, LI T, et al. Study of the beneficial effects of green light on lettuce grown under short-term continuous red and blue light-emitting diodes [J]. Physiologia Plantarum, 2018, 164(2): 226-240.

(责任编辑:徐 艳)