

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.04.037

融合暗荧光参数的茄子叶片光合速率预测模型构建

胡瑾^{1,2} 高攀^{1,2} 陈丹艳^{1,2} 李斌^{1,3} 荆昊男¹ 张海辉^{1,3}

(1. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100;

2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100;

3. 陕西省农业信息感知与智能服务重点实验室, 陕西杨凌 712100)

摘要: 现有光合预测模型主要考虑环境因子对植物光合作用的影响, 模型只能对生理状况相似的叶片进行光合速率预测, 本文面向不同生长状态叶片光合速率预测模型的建模需求, 提出融合叶片暗荧光参数 F_v/F_m 的多环境因子光合速率预测模型构建方法。试验以不同生长状态的茄子叶片为样本, 在获取暗荧光参数的同时, 分别测量不同温度、CO₂ 浓度和光照强度下的光合速率, 构建建模样本集。在此基础上, 利用遗传支持向量机算法, 建立了光合速率统一预测模型, 其训练集决定系数为 0.889 5, 均方根误差为 3.267 9 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 。采用异校方式验证, 结果表明, 融合暗荧光参数后模型精度显著提高, 光合速率预测值与实测值拟合斜率为 0.904 6, 截距为 0.364 1, 说明引入 F_v/F_m 后, 模型可实现对不同生理状态叶片光合速率的精准预测。

关键词: 茄子叶片; 生理状态; 暗荧光参数; 环境因子; 光合速率; 预测模型

中图分类号: S126

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2020)04-0328-09

OSID: 

Establishment of Photosynthetic Rate Prediction Model for Eggplant Leaves Fused with Dark Fluorescence Parameters

HU Jin^{1,2} GAO Pan^{1,2} CHEN Danyan^{1,2} LI Bin^{1,3} JIN Haonan¹ ZHANG Haihui^{1,3}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. Shaanxi Key Laboratory of Agricultural Information Perception and Intelligent Services, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: The photosynthetic models now mainly consider the effects of environmental factors on plant photosynthesis. These models can only predict photosynthetic rate of leaves with similar physiological conditions. In order to meet the needs of modeling the models for leaf photosynthetic rate prediction in different growth states, a method for constructing a multi-environmental factors photosynthetic rate prediction model incorporating dark fluorescence parameters F_v/F_m was proposed. Taking eggplant leaves of different growth states as samples, the F_v/F_m were obtained, and the photosynthetic rates were measured at different temperatures, CO₂ concentrations and light intensities to construct a set of modeling samples. Then a unified prediction model of photosynthetic rate was established by using genetic support vector regression. The determinant coefficient of the model was 0.889 5, and the root mean square error was 3.267 9 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$. The results of XOR checkout showed that the accuracy of the model was improved remarkably by fusing the F_v/F_m . The fitting slope between the predicted and measured photosynthetic rates was 0.904 6, the intercept was 0.364 1, which showed that the model could predict an exact photosynthetic rate of leaves with different physiological conditions by leading in F_v/F_m .

Key words: eggplant leaves; physiological state; dark fluorescence parameters; environmental factors; photosynthetic rate; predicted model

收稿日期: 2019-08-09 修回日期: 2019-10-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(31671587)、陕西省重点研发计划项目(2018TSCXL-NY-05-02)、西安市科技计划项目(201806117YF05NC13(4))和中央高校基本科研业务费专项资金项目(2452017124)

作者简介: 胡瑾(1980—),女,副教授,主要从事设施光环境调控和智能信息处理研究, E-mail: hujin007@nwsuaf.edu.cn

0 引言

光合作用是植物物质积累的核心反应,决定植物干物质积累效果,与作物产量和品质密切相关^[1]。光合速率不仅受外界环境的影响^[2-4],也受内部生理状态影响^[5]。在植物光合速率预测模型研究过程中, YE 等^[6]在传统光合生理模型的基础上,提出不同类型光响应模型,为光合模型研究打下了良好的基础,但模型中大量生理相关参数难以实时测量,因此不能直接应用于设施环境调控。近年来,出现了面向环境调控的光合模型,早期模型一般未考虑多环境因子对植物光合速率的耦合关系^[7]。为此,学者们采用多元非线性回归法建立了多环境因子耦合的植物光合速率预测模型,提高了模型的精度和通用性^[8-9],但其在完成多维光合数据拟合中仍存在精度不足。采用智能算法进行光合速率建模可有效提高模型精度,已成为新的研究热点^[10-12]。但现有基于智能算法的光合速率预测模型大多未考虑叶片内部生理状态不同引起的光合能力差异,难以用于不同生长状态叶片的光合预测。在此基础上,张海辉等^[13]建立了融合叶位差异的作物整株光合速率预测模型,虽在一定程度上提高了模型通用性,但其仅考虑叶位对生长状态的影响,未考虑叶龄、健康状况以及胁迫状态等因素对作物内部生理状态的影响,仍不能真正实现对不同生长状态叶片光合速率的精准预测。

相关研究表明,叶片内部生理状态差异会导致其暗荧光参数发生变化^[14-15],而暗荧光参数 F_v/F_m 表示叶绿体 PS II 反应中心最大光化学量子效率,与光合速率存在正相关性^[16-19],已作为一种研究光合作用机理的探针,用来表征植物叶片光合能力^[20-21]。因此,综合考虑外界环境因子和内部生理因子对作物光合能力的影响,建立融合作物叶片暗荧光参数与设施环境多因子的光合模型,为面向作物需求的设施环境调控提供理论依据,是实现作物高效生产的关键之一。

为此,本文在传统人工智能光合速率环境响应模型基础上,引入反映植物本身生长状态的叶片暗荧光参数 F_v/F_m , 建立融合暗荧光参数与环境因子的光合速率预测模型。首先,采用不同试验预处理方式获得内部生理状态具有一定差异的茄子叶片样本;在此基础上,测试不同样本暗荧光参数,并设计多环境因子嵌套试验,得到不同叶片的多维光合速率数据样本;利用遗传支持向量机算法(GA-SVR)建立融合暗荧光参数和环境变量的光合速率预测模型,以实现对不同生长状态的茄子叶片光合速率统

一预测,为设施农业环境因子调控奠定基础。

1 试验材料与方法

1.1 试验材料

本试验于2018年10月—2019年3月在西北农林科技大学农业农村部农业物联网重点实验室(34°7'39"N, 107°59'50"E, 海拔648 m)进行。以茄子(*Solanum melongena* L., 长茄305)为试验材料,采用基质栽培(Pindstrup Substrate, 丹麦)于CO₂人工气候箱中(RGL-P500D-CO₂型, 达斯卡公司)进行试验。CO₂人工气候箱内环境参数设置:昼、夜光周期为14、10 h, 昼、夜温度为25、16℃, 昼、夜空气相对湿度为60%、50%, CO₂浓度为400 μmol/mol。将长势一致的四叶一心茄子苗54株随机平均分为6组,设置6个光合有效光量子通量密度(PPFD)梯度(表1),其余环境因子及栽培管理均一致。由于不同植株摆放位置不同、同一植株不同枝叶的伸展不一,其与光源距离有差异,叶片实际接受有效光量子辐射不同。处理15 d至茄子植株叶片形态产生明显差异,既存在叶片厚而小,亦存在叶片薄而大的样本。选取各培养箱中差异明显的植株为试验样本进行试验数据采集。

表1 CO₂人工气候箱光照强度梯度

Tab.1 Gradient of light intensity in CO₂ artificial climate chamber

光照等级	1	2	3	4	5	6
光照强度/(μmol·m ⁻² ·s ⁻¹)	50	90	140	220	280	340

1.2 试验方法

试验以 F_v/F_m 表征植物内部光合能力,在环境因子选取中,选择与植物光合速率显著相关的外部环境因素——温度、CO₂浓度及光照强度构造光合速率嵌套试验^[2-4,22],获取建模样本集。为得到暗荧光参数差异明显的建模样本集,本文从每个光照处理的培养箱中随机抽取不同叶位的6片茄子叶片组成一个容量为6的试验样本组,共选取5个样本组。其中每个试验样本组对应一个光合试验温度梯度,其梯度设置为35、31、27、23、19℃。并利用MINI-PAM-II型调制叶绿素荧光仪(WALZ公司,德国)测取每个样本组中每片茄子叶片暗荧光参数。试验对通过暗适应叶片夹暗适应20 min后的叶片进行叶片暗荧光参数 F_v/F_m 记录。共获取不同状态叶片暗荧光参数 F_v/F_m 30个,其分布范围主要在0.61~0.86之间,符合生长规律并覆盖正常生长叶片的 F_v/F_m 区间,其具体概率分布如图1所示。

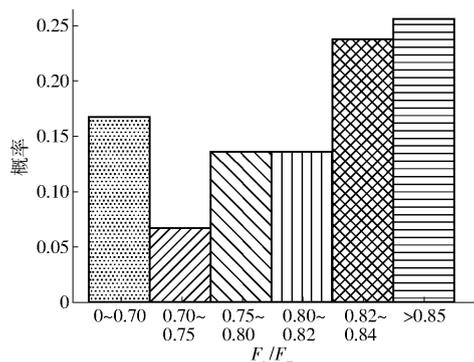


图1 样本数据暗荧光参数的概率分布

Fig. 1 Probabilistic distribution of F_v/F_m for sample data

同时设计试验测量该组样本叶片于不同 CO_2 浓度和光照强度下的光合参数,采用 LI-6800 型便携式光合速率测试仪 (LI-COR 公司,美国) 获取待测叶片不同 CO_2 浓度与光照强度条件下的净光合速率。其中光照强度梯度为 1 500、1 200、1 000、800、600、300、150、60、30、15、0 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$, 叶室 CO_2 浓度梯度为 1 300、1 000、700、400 $\mu\text{mol}/\text{mol}$ 。由于外界环境短期变化不足以改变植物内部生理状态,叶片暗荧光参数的动态性没有光下荧光变化剧烈^[23]。基于 LI-6800 型便携式光合速率测试仪光响应荧光测量原理,每片试验样本采用相同暗荧光参数^[24-26]。

试验通过测定不同条件下的光响应曲线完成数据采集,每次更换环境时,均需对叶室内叶片在 1 500 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 光照条件下进行 20~40 min 光诱导,当光合数据平稳后开始测量。由于试验在 CO_2 人工气候箱中进行,可以忽略植物午休等现象的影响,于每日 07:00—18:30 进行试验。通过粗大误差剔除,共获取 1 294 组样本数据用于建立模型。

2 模型构建

以试验数据作为样本集,将 CO_2 浓度、光照强度、温度和当前叶片 F_v/F_m 作为输入,以光合速率作为输出,利用 GA-SVR 算法构建植物光合模型,算法流程如图 2 所示。首先对样本数据进行归一化处理,随机选取 80% 样本数据作为训练集进行模型拟合训练,20% 样本数据作为测试集;然后,利用遗传算法,以测试集泛化能力为适应度,完成支持向量机正则化参数 c 和内核参数 g 的寻优并建立 GA-SVR 光合速率预测模型;最后通过异校验分析模型是否满足要求,选择决定系数最大和均方根误差最小的模型作为最终光合速率预测模型。

2.1 数据预处理

利用支持向量机对模型训练前,需对不同维度样本数据分别作归一化处理,使各维度数据处于同

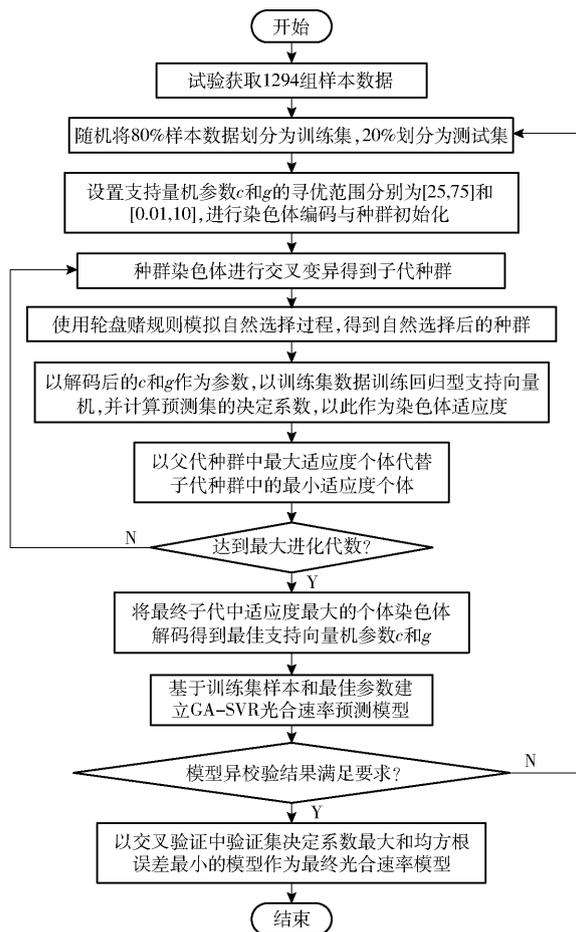


图2 遗传算法优化的回归型支持向量机算法流程图

Fig. 2 Flowchart of support vector machine based on improved genetic algorithm

一个数量级,避免因数据差异过大导致样本不均衡,使得最终模型偏离准确超平面。归一化操作采用线性归一化方法,区间为 $[0, 1]$ 。将归一化后的样本集数据的 80% 作为训练集,20% 作为测试集,分别用于模型训练和泛化能力评价。其中第 i 个样本的输入为 $x_i = (x_i^{(1)}, x_i^{(2)}, x_i^{(3)}, x_i^{(4)})$, 输出为 P_{n_i} 。 $x_i^{(1)}$ 、 $x_i^{(2)}$ 、 $x_i^{(3)}$ 、 $x_i^{(4)}$ 分别为第 i 个样本外界环境的光照强度、 CO_2 浓度、温度和内部暗荧光参数 F_v/F_m , P_{n_i} 为第 i 个样本的光合速率。

2.2 模型参数选择

2.2.1 核函数选择

支持向量机通过 Cover 定理,利用核函数将低维数据映射到高维空间,用于解决非线性问题。常用核函数有径向基 (Rbf) 核函数、线性 (Linear) 核函数、多项式 (Poly) 核函数及 S 型 (Sigmoid) 核函数。为了提高建模精度,选取合适的核函数,比较了不同核函数对模型的影响,结果如表 2 所示。由表 2 可知,选用 Rbf 核函数构建的模型其均方根误差最小、相关系数与决定系数最大,因此选择 Rbf 核函数作为模型的核函数。

表2 不同类型核函数对模型结果的影响

Tab.2 Influence of different types of kernel functions on model results

参数	Rbf	Linear	Poly	Sigmoid
均方根误差/ ($\mu\text{mol}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{s}^{-1}$)	3.232 8	16.002 2	7.533 4	414.668 5
相关系数	0.943 5	0.697 5	0.871 7	0.267 8
决定系数	0.889 2	0.451 4	0.741 7	0.100 5

2.2.2 核心参数确定

正则化参数 c 与核函数参数 g 对模型拟合结果也有较大影响^[27-28]。其中,正则化参数 c 与模型对误差数据惩罚相关,取值小时模型复杂度小而经验风险大,易造成模型“欠学习”,取值大时模型经验风险小而模型复杂度大,易造成“过学习”现象^[29-30]。核函数参数 g 是支持向量机中 Rbf 核函数的重要参数,影响核函数形态和支持向量数量。 g 取值小则核函数选择范围大,支持向量数多,模型的平滑效应小,使得模型无法在训练集得到较高准确率; g 取值大则核函数选择范围小,支持向量数少,对未知数据的预测准确率低^[31]。

同时,两者对模型精度影响存在耦合效应,为提高模型性能,需精确寻找到参数 c 和 g 的最佳值,利用遗传算法进行二维精确寻优操作。为了提升遗传算法全局寻优的精度与速度,首先需利用试参法获得寻优范围。 c 和 g 对测试集的均方根误差影响曲线如图3所示。

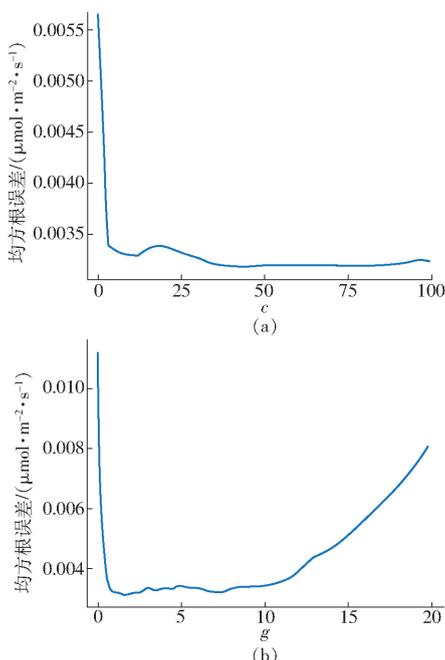


图3 不同参数对模型归一化均方根误差的影响

Fig.3 Influence of different parameters on model

如图3a所示,当参数 c 取值小于25时,模型均方根误差变化剧烈;在25~75之间时均方根误差变

化趋于平稳,且可以取得最小值;而取75以上时模型误差有所增加。因此遗传算法设置 c 的索引范围为[25,75],同时设置参数 c 的基因个数为7个。如图3b所示,当参数 g 在[0.01,10]区间内,模型均方根误差取最小值,因此遗传算法设置 g 的索引范围为[0.01,10],基因个数为6个。模型采用二进制编码方式,编码公式为

$$b = (2^m - 1) \frac{a - a_{\min}}{a_{\max} - a_{\min}} \quad (1)$$

解码公式为

$$a = a_{\min} + \frac{b}{2^m - 1} (a_{\max} - a_{\min}) \quad (2)$$

- 式中 b ——编码后的二进制串
- m ——染色体所取二进制串字符数量
- a ——所需编码十进制数
- a_{\min} ——编码空间最小十进制数
- a_{\max} ——编码空间最大十进制数

以解码后的 c 和 g 作为参数,进行模型训练,并计算决定系数,以此作为染色体适应度。通过赌注转盘进行种群个体淘汰和选择,每个个体被选中的概率为 P_i ,计算式为

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^N F_j} \quad (3)$$

- 式中 F_i ——种群中个体 i 的适应度
- N ——种群大小

在形成的子代中,模拟物种选择过程进行人工干预,以父代的最高适应度个体取代子代最低适应度个体。所形成的子代再通过交叉、变异、选择操作形成新的子代,迭代进化直至最终收敛到最佳解参数 c 和 g 。由于人工干预操作降低了种群中的基因多样性,因此应选择适当大的种群变异系数,故选择变异系数为0.2,交叉系数为0.8,遗传算法进化曲线如图4所示。当网络进化到最终收敛时,模型达到最大决定系数,参数 c 和 g 最佳解分别为74.61和4.30。由图4可知,模型训练过程中未

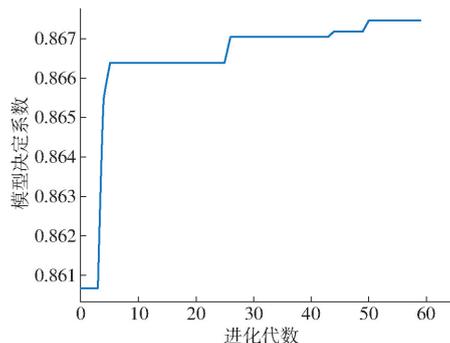


图4 遗传算法进化曲线

Fig.4 Improved genetic algorithm evolution curve

出现振荡,证明遗传算法对支持向量机参数优化效果明显。

为验证遗传算法对参数的优化效果,采用0.001的寻优步长对参数 c 和 g 进行网格遍历寻优,构建了不同 c 和 g 条件下的训练集归一化误差曲面,并以遍历最小值点作为误差曲面最低点,如图5所示。可发现曲面最低点坐标($c = 74.1, g = 4.61, e = 0.00347 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$)与遗传算法寻优所得误差最低点坐标非常接近($c = 74.61, g = 4.30, e = 0.00362 \mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$),但其寻优时间是遗传算法寻优的数百倍。遗传算法寻优结果与实际值相比,正则化参数 c 的相对误差为0.68%,核函数参数 g 的相对误差为6.72%,所得模型预测数据均方根误差相对误差为4.14%,寻优计算结果与真实最低误差基本吻合,但寻优时间极大缩短,证明在光合速率预测模型构建中使用遗传算法对模型参数进行优化可行。

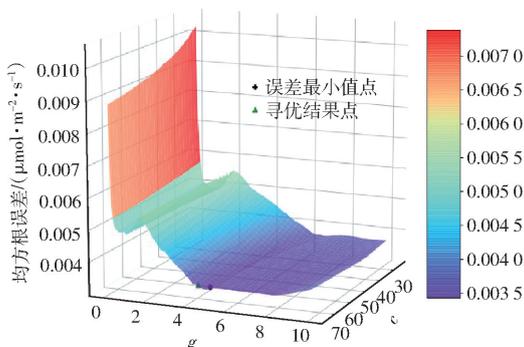


图5 不同 c, g 参数下的归一化误差曲面

Fig. 5 Normalized error surface with change of c and g parameters

2.3 预测模型建立

对于给定的训练样本集 $\{(X_1, P_{n_1}), (X_2, P_{n_2}), \dots, (X_m, P_{n_m})\}$,利用GA-SVR进行拟合,得到最终光合速率预测模型为

$$y = f(\mathbf{X}) = \boldsymbol{\omega}^T \mathbf{X} + b' \quad (4)$$

式中 y ——模型输出,即光合速率

$\boldsymbol{\omega}$ ——模型系数矩阵

\mathbf{X} ——待变换样本,为 $(x^{(1)}, x^{(2)}, x^{(3)}, x^{(4)})$

b' ——模型偏置项

由于样本数据间的非线性关系,GA-SVR通过核技巧将输入向量映射到更高维的空间,使非线性问题转换为线性问题求解,构造回归超平面,实现模型拟合。本文选用Rbf核函数进行输入向量 \mathbf{X} 维度变换,其转换后的输入向量形式为

$$K(\mathbf{X}, \mathbf{X}^p) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{X}^p\|^2}{2\delta^2}\right) = \exp(-g \|\mathbf{X} - \mathbf{X}^p\|^2) \quad (5)$$

式中 \mathbf{X}^p ——核函数中心

核函数参数 g 选用遗传算法进行参数优化后为4.30。

在模型系数矩阵 $\boldsymbol{\omega}$ 的获取中,为使模型输出 y_i 与样本标签 P_{n_i} 尽量接近,引入损失函数 L 以提高模型精度,定义为

$$L = c \sum_{i=1}^{m'} (\varepsilon_i + \hat{\varepsilon}_i) \quad (6)$$

式中 $\varepsilon_i, \hat{\varepsilon}_i$ ——松弛变量,为第 i 样本点的误差

m' ——样本总数

取参数 $c = 74.61$ 用于惩罚模型损失。

以拉格朗日数乘法求解损失函数 L 最小时的模型系数矩阵 $\boldsymbol{\omega}$,其转换后为

$$\boldsymbol{\omega} = \sum_{i=1}^{m'} (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) x_i \quad (7)$$

式中 $\hat{\alpha}_i, \alpha_i$ ——求解过程的拉格朗日乘子

将各模型参数代入初始模型式(4),最终获得融合核技巧的光合速率预测模型为

$$f(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^{m'} (\hat{\alpha}_i - \alpha_i) K(\mathbf{X}, \mathbf{X}_i) + b^* \quad (8)$$

式中 b^* ——使用核技巧后的模型偏置项

3 模型验证和对比

3.1 建模方法对比

为了验证利用GA-SVR所建立模型的性能,建模时间、训练集拟合精度和决定系数对GA-SVR算法与常用的基于梯度下降法的多项式多元非线性回归算法、BP神经网络算法及以网格支持向量机算法进行了算法性能对比,结果如表3所示。

表3 不同算法的性能比较

Tab. 3 Performance comparison of different algorithms

算法	训练时间/s	均方根误差/ ($\mu\text{mol} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-1}$)	决定系数
BP神经网络	587.72	7.3700	0.7336
二次多项式多元	14.21	12.9353	0.5778
非线性回归			
网格支持向量机	1167.14	3.3347	0.8770
GA-SVR	355.34	3.2679	0.8895

从表3可发现,二次多项式多元非线性回归算法的模型训练时间远低于BP神经网络算法和网格支持向量机算法,但对于多元大样本数据其拟合精度较低;而网格支持向量机算法在建模精度方面明显优于BP神经网络算法和二次多项式多元非线性回归算法,说明其具有高拟合精度和泛化能力^[32],但由于精确建模中模型参数的优化获取过程的影响,其训练速度明显过慢。而GA-SVR算法采用

遗传算法对支持向量机参数进行优化,大大缩短了传统 SVR 模型的训练时间,其训练模型耗时 355.34 s。虽然二次多项式多元非线性回归算法耗时最短,但其误差太大,而 GA-SVR 算法决定系数为 0.889 5,均方根误差为 3.267 9 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,均是上述方法中的最优结果,从而验证了方法的优越性。

3.2 模型验证

为了验证引入荧光参数对模型性能的影响,采用异校验方法,以测试集数据对构建的光合模型和

仅考虑环境因子的光合模型进行性能验证。验证结果表明,仅考虑环境因子的模型决定系数和均方根误差分别为 0.557 1 和 13.835 8 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$;而本文构建的融合暗荧光参数的模型其决定系数与均方根误差分别为 0.883 7 和 2.606 4 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,证明引入暗荧光参数极大提高了模型精度。进一步分析包含和不包含荧光参数的光合速率预测模型对未知数据的预测效果,分别获得两模型对测试样本的预测结果如图 6 所示。

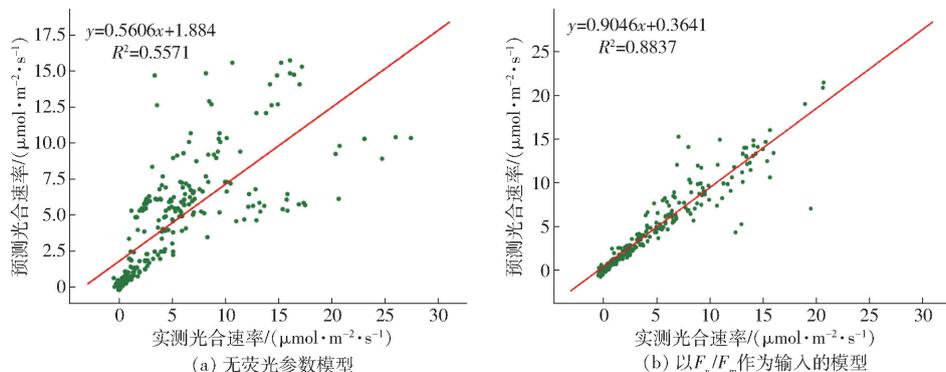


图 6 不同输入下的光合速率预测模型拟合效果

Fig. 6 Fitting effects of photosynthetic rate prediction model under different inputs

从图 6a 可以发现,若仅以外界光照强度、 CO_2 浓度和大气温度为输入,以光合速率为输出,建立光合速率预测模型,其对测试样本实测值和预测值拟合的斜率为 0.560 6,截距为 1.884,拟合后决定系数为 0.557 1。该模型精度明显不足,难以对不同生长状态叶片进行统一的预测。

耦合叶片暗荧光参数 F_v/F_m 和外界环境因子,在相同条件下建立光合速率预测模型,其对测试样本实测值和预测值拟合结果如图 6b 所示。该拟合直线决定系数为 0.883 7,相对于无荧光参数模型有较大提高。且直线拟合系数为 0.904 6,接近于 1,截距为 0.364 1,接近于 0。证明融合叶片暗荧光参数的光合模型可显著提升预测精度,对不同状态茄子叶片进行光合速率统一预测。

了外界正常环境下生长茄子的模型验证实验,验证样本点共 73 个,加入荧光参数后,模型预测光合速率与实际光合速率均方根误差为 0.547 9 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,而未加入荧光参数的模型预测光合速率和实际光合速率均方根误差为 1.728 8 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$ 。表明本文模型是各环境下的通用模型。

4 讨论

为分析引入暗荧光参数对模型精度的影响,对比了相同外界环境条件下,不同暗荧光参数叶片的光响应曲线差异,其结果如图 7 所示。从图 7 可以发现,在 3 组不同环境下,暗荧光参数对光响应曲线的影响相似。即在相同外界环境下, F_v/F_m 较大叶片的光合速率较大。当未引入叶片 F_v/F_m 而仅考虑环境因子对光合速率的影响时,对于随机采集的

为进一步验证模型在不同环境的通用性,补充

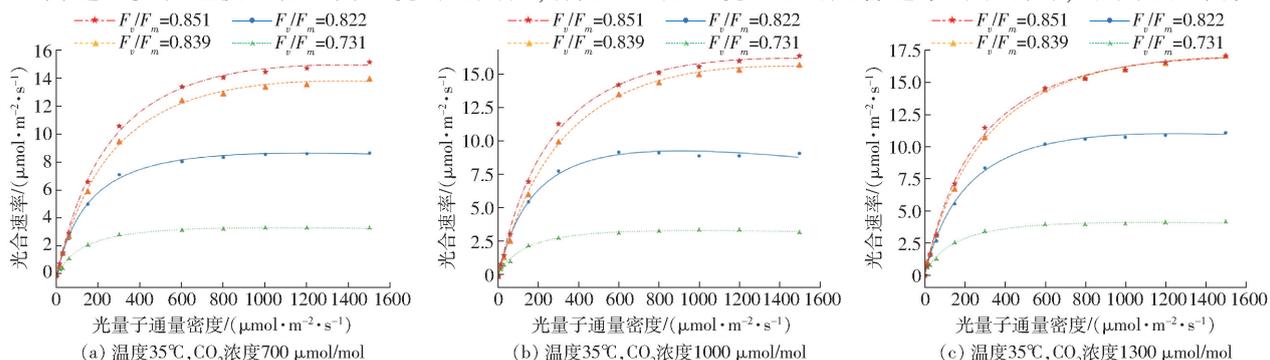


图 7 不同荧光参数叶片在相同条件下光响应曲线

Fig. 7 Light response curves of different fluorescence parameters under same conditions

叶片样本,其输入相同而输出不一致,造成所训练光合模型混乱。这类模型对于生长状态不一致的叶片光合速率无法精准预测,其模型泛化能力极差而不能在实际中应用。因此,引入暗荧光参数 F_v/F_m 对光合速率预测模型有极大影响。分析表明图 6a 所示模型由于完全忽略了暗荧光参数对光合的影响,对于 F_v/F_m 差异明显的建模样本,其模型预测精度会显著降低,不能满足对不同生长状态叶片光合速率预测的精度要求。这可能也是过去学者们对光合速率预测模型构建研究过程中,必须选取长势严格一致的植株作为试验材料,并使用同一叶位采集数据的原因^[33-34]。

在此基础上,分析暗荧光参数对叶片光合产生影响的原因可以发现, F_v/F_m 可指示 PS II 反应中心处于开放态时光化学的反应效率^[35],判断吸收量子中参与 PS II 反应中心的量子比例,从而间接表征醌循环速度^[17-19]。而醌循环的速度决定了光合作用中电子传递速度,影响水裂解速度与光合速率^[36]。其值降低表明叶绿体 PS II 反应中心造成一定损伤^[37],使光合能力减弱。因此,植物叶片暗荧光参数的差异会影响其光合速率,将其引入光合速率预

测模型能有效地提高模型适用性,与上述结果一致。

5 结论

(1)通过对差异显著茄子叶片进行光合、荧光试验,发现不同生长状态的叶片其暗荧光参数 F_v/F_m 具有差异,在相同环境下,随着 F_v/F_m 的增加,作物光合速率呈上升趋势。

(2)基于 GA-SVR 算法,提出融合暗荧光参数与环境因子的茄子光合速率预测模型。模型训练时间为 355.34 s,训练集决定系数为 0.889 5,均方根误差为 3.267 9 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,相较传统网格回归支持向量机算法,优化后模型在训练时间显著降低的前提下,其精度也有所提升。同时,其精度明显优于 BP 算法和非线性回归算法,说明 GA-SVR 光合速率预测模型可实现光合速率的精确预测。

(3)采用异校方式对模型验证,其测试集决定系数为 0.883 7,均方根误差为 2.606 4 $\mu\text{mol}/(\text{m}^2 \cdot \text{s})$,模型光合速率预测值与实测值拟合斜率为 0.904 6,截距为 0.364 1,均明显优于仅考虑环境因素的光合速率预测模型,说明本模型可实现对不同生理状态叶片光合速率的精确预测。

参 考 文 献

- [1] 段萌,杨伟才,毛晓敏.覆膜和水分亏缺对春小麦光合特性影响及模型比较[J/OL].农业机械学报,2018,49(1):219-227. DUAN Meng, YANG Weicai, MAO Xiaomin. Effects of water deficit on photosynthetic characteristics of spring wheat under plastic-mulching and comparison of light response curve models[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(1): 219-227. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20180127&flag=1&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2018.01.027. (in Chinese)
- [2] 赵冠艳,朱世东,李东林,等.CO₂加富处理甜瓜幼苗光合特性的研究[J].农业工程学报,2005,21(增刊):103-105. ZHAO Guanyan, ZHU Shidong, LI Donglin, et al. Photosynthetic characteristics of CO₂ enrichment in melon seedlings[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(Supp.): 103-105. (in Chinese)
- [3] KAWASAKI S I, TOMINAGA J, YABUTA S, et al. Responses of growth, photosynthesis, and associated components to hypoxia at different light intensities in red leaf lettuce[J]. Scientia Horticulturae, 2015, 193(10): 330-336.
- [4] DANIEL R M, DANSON M J. A new understanding of how temperature affects the catalytic activity of enzymes[J]. Trends in Biochemical Sciences, 2010, 35(10): 584-591.
- [5] 张旺锋,王振林,余松烈,等.种植密度对新疆高产棉花群体光合作用、冠层结构及产量形成的影响[J].植物生态学报,2004,28(2):164-171. ZHANG Wangfeng, WANG Zhenlin, YU Songlie, et al. Effects of planting density on canopy photosynthesis, canopy structure and yield formation of high-yield cotton in Xinjiang, China[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2004, 28(2): 164-171. (in Chinese)
- [6] YE Z P, YU Q, KANG H J. Evaluation of photosynthetic electron flow using simultaneous measurements of gas exchange and chlorophyll fluorescence under photorespiratory conditions[J]. Photosynthetica, 2012, 50(3): 472-476.
- [7] 吴楷,张静,郝称意.温室番茄群体光合作用模拟模型的研究[J].山西农业大学学报(自然科学版),2013,33(3):225-229. WU Kai, ZHANG Jing, HAO Chengyi. Simulation of canopy photosynthesis model of greenhouse tomato[J]. Journal of Shanxi Agricultural University(Natural Science Edition), 2013, 33(3): 225-229. (in Chinese)
- [8] 李天来,颜阿丹,罗新兰,等.日光温室番茄单叶净光合速率模型的温度修正[J].农业工程学报,2010,26(9):274-279. LI Tianlai, YAN Adan, LUO Xinlan, et al. Temperature modified model for single-leaf net photosynthetic rate of greenhouse tomato[J]. Transactions of the CSAE, 2010, 26(9): 274-279. (in Chinese)
- [9] 胡瑾,何东健,任静,等.基于遗传算法的番茄幼苗光合作用优化调控模型[J].农业工程学报,2014,30(17):220-227. HU Jin, HE Dongjian, REN Jing, et al. Optimal regulation model of tomato seedlings' photosynthesis based on genetic algorithm[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(17): 220-227. (in Chinese)

- [10] HU J, XIN P P, ZHANG S W, et al. Model for tomato photosynthetic rate based on neural network with genetic algorithm[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019, 12(1): 179–185.
- [11] WANG W Z, ZHANG M, LIU C H, et al. Real-time monitoring of environmental information and modeling of the photosynthetic rate of tomato plants under greenhouse conditions[J]. Applied Engineering in Agriculture, 2013, 29(5): 783–792.
- [12] 胡瑾, 闫柯, 何东健, 等. 基于改进型鱼群算法的番茄光环境调控目标值模型[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 260–265. HU Jin, YAN Ke, HE Dongjian, et al. Light environment regulation target model of tomato based on improved fish swarm algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 260–265. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20160135&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2016.01.035. (in Chinese)
- [13] 张海辉, 张盼, 胡瑾, 等. 融合叶位光合差异的设施黄瓜立体光环境优化调控模型[J/OL]. 农业机械学报, 2019, 50(2): 266–272, 314. ZHANG Haihui, ZHANG Pan, HU Jin, et al. Optimization regulation model of stereo light environment for facility cucumbers with leaf position[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(2): 266–272, 314. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20190230&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.02.030. (in Chinese)
- [14] ZIVCAK M, OLSAOVSKA K, SLAMKA P, et al. Measurements of chlorophyll fluorescence in different leaf positions may detect nitrogen deficiency in wheat[J]. Zemdirbyste, 2014, 101(4): 437–444.
- [15] 冯伟, 李晓, 王永华, 等. 小麦叶绿素荧光参数叶位差异及其与植株氮含量的关系[J]. 作物学报, 2012, 38(4): 657–664. FENG Wei, LI Xiao, WANG Yonghua, et al. Difference of chlorophyll fluorescence parameters in leaves at different positions and its relationship with nitrogen content in winter wheat plant[J]. Acta Agronomica Sinica, 2012, 38(4): 657–664. (in Chinese)
- [16] DEWIR Y H, CHAKRABARTY D, ALI M B, et al. Effects of hydroponic solution EC, substrates, PPF and nutrient scheduling on growth and photosynthetic competence during acclimatization of micropropagated spathiphyllum plantlets[J]. Plant Growth Regulation, 2005, 46(3): 241–251.
- [17] SHARMA D K, ANDERSEN S B, OTTOSEN C O, et al. Wheat cultivars selected for high F_v/F_m under heat stress maintain high photosynthesis, total chlorophyll, stomatal conductance, transpiration and dry matter[J]. Physiologia Plantarum, 2015, 153(2): 284–298.
- [18] SHAO G C, LAN J J, YU S E, et al. Photosynthesis and growth of winter wheat in response to waterlogging at different growth stages[J]. Photosynthetica, 2013, 51(3): 429–437.
- [19] PRIETO P, PECLUELAS J, LLUSIC J, et al. Effects of long-term experimental night-time warming and drought on photosynthesis, F_v/F_m and stomatal conductance in the dominant species of a Mediterranean shrubland[J]. Acta Physiologiae Plantarum, 2009, 31(4): 729–739.
- [20] 李强, 罗延宏, 余东海, 等. 低氮胁迫对耐低氮玉米品种苗期光合及叶绿素荧光特性的影响[J]. 植物营养与肥料学报, 2015, 21(5): 1132–1141. LI Qiang, LUO Yanhong, YU Donghai, et al. Effects of low nitrogen stress on photosynthetic characteristics and chlorophyll fluorescence parameters of maize cultivars tolerant to low nitrogen stress at the seedling stage[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2015, 21(5): 1132–1141. (in Chinese)
- [21] 刘晶, 刘文清, 赵南京, 等. 浮游植物在不同光质和光强激发下的叶绿素荧光特性[J]. 光学学报, 2013, 33(9): 282–289. LIU Jing, LIU Wenqing, ZHAO Nanjing, et al. Phytoplankton chlorophyll II fluorescence characteristics excited by various light quantities and intensities[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(9): 282–289. (in Chinese)
- [22] LOHRENZ S E, FAHNENSTIEL G L, REDALJE D G. Spatial and temporal variations of photosynthetic parameters in relation to environmental conditions in coastal waters of the Northern Gulf of Mexico[J]. Estuaries, 1994, 17(4): 779–795.
- [23] 辛建攀, 李文明, 祁茜, 等. 镉对梭鱼草叶片保护酶活性、光合及荧光特性的影响[J]. 草业学报, 2018, 27(10): 23–34. XIN Jianpan, LI Wenming, QI Xi, et al. Effects of C_d on antioxidant enzyme activities, and leaf photosynthetic and fluorescence characteristics[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2018, 27(10): 23–34. (in Chinese)
- [24] 李泽, 谭晓风, 卢锟, 等. 干旱胁迫对两种油桐幼苗生长、气体交换及叶绿素荧光参数的影响[J]. 生态学报, 2017, 37(5): 1515–1524. LI Ze, TAN Xiaofeng, LU Kun, et al. Influence of drought stress on the growth, leaf gas exchange, and chlorophyll fluorescence in two varieties of tung tree seedlings[J]. Acta Ecologica Sinica, 2017, 37(5): 1515–1524. (in Chinese)
- [25] 王锦旗, 宋玉芝, 薛艳. 紫外辐射对菹草(*Potamogeton crispus*)成株快速光响应曲线的影响[J]. 湖泊科学, 2015, 27(3): 451–458. WANG Jinqi, SONG Yuzhi, XUE Yan. Effects of ultraviolet radiation on rapid light-response curves of *Potamogeton crispus*[J]. Journal of Lake Sciences, 2015, 27(3): 451–458. (in Chinese)
- [26] 余居华, 钟继承, 范成新, 等. 湖泊基质客土改良的环境效应: 对芦苇生长及光合荧光特性的影响[J]. 环境科学, 2015, 36(12): 4444–4454. YU Juhua, ZHONG Jicheng, FAN Chengxin, et al. Environmental effect of substrate amelioration on lake: effects on phragmites

- communis growth and photosynthetic fluorescence characteristics[J]. Environmental Science, 2015, 36(12): 4444-4454. (in Chinese)
- [27] 李娇. 支持向量机参数优化研究[D]. 武汉: 华中师范大学, 2011.
LI Jiao. Research of parameter optimization for support vector machine[D]. Wuhan: Central China Normal University, 2011. (in Chinese)
- [28] 荣海娜, 张葛祥, 金炜东. 系统辨识中支持向量机核函数及其参数的研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(11): 3204-3208, 3226.
RONG Haina, ZHANG Gexiang, JIN Weidong. Selection of kernel functions and parameters for support vector machines in system identification[J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(11): 3204-3208, 3226. (in Chinese)
- [29] 刘春波, 王鲜芳, 潘丰. 基于蚁群优化算法的支持向量机参数选择及仿真[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2008, 39(6): 1309-1313.
LIU Chunbo, WANG Xianfang, PAN Feng. Parameters selection and stimulation of support vector machines based on ant colony optimization algorithm[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2008, 39(6): 1309-1313. (in Chinese)
- [30] 万鹏, 王红军, 徐小力. 局部切空间排列和支持向量机的故障诊断模型[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(12): 2789-2795.
WAN Peng, WANG Hongjun, XU Xiaoli. Fault diagnosis model based on local tangent space alignment and support vector machine[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(12): 2789-2795. (in Chinese)
- [31] 张翔, 肖小玲, 徐光祐. 一种确定高斯核模型参数的新方法[J]. 计算机工程, 2007, 33(12): 52-53, 56.
ZHANG Xiang, XIAO Xiaoling, XU Guangyou. A new method for determining the parameter of Gaussian kernel[J]. Computer Engineering, 2007, 33(12): 52-53, 56. (in Chinese)
- [32] WANG L Y, LI L, ZHANG Z H. Accurate descriptions of hot flow behaviors across β transus of Ti-6Al-4V alloy by intelligence algorithm GA-SVR[J]. Journal of Materials Engineering and Performance, 2016, 25(9): 3912-3923.
- [33] 张海辉, 张珍, 张斯威, 等. 黄瓜初花期光合速率主要影响因素分析与模型构建[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 242-248.
ZHANG Haihui, ZHANG Zhen, ZHANG Siwei, et al. Analysis of main influencing factors and modeling of photosynthetic rate for cucumber at initial flowering stage[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 242-248. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170631&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.06.031. (in Chinese)
- [34] 辛萍萍, 张珍, 王智永, 等. 基于支持向量机-改进型鱼群算法的 CO₂ 优化调控模型[J/OL]. 农业机械学报, 2017, 48(6): 249-256.
XIN Pingping, ZHANG Zhen, WANG Zhiyong, et al. Carbon dioxide optimal control model based on support vector-improved fish swarm algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(6): 249-256. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?file_no=20170632&flag=1&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2017.06.032. (in Chinese)
- [35] 周裔文, 许晓光, 韩睿明, 等. 水体氮磷营养负荷对苦草净化能力和光合荧光特性的影响[J]. 环境科学, 2018, 39(3): 1180-1187.
ZHOU Yiwen, XU Xiaoguang, HAN Ruiming, et al. Effect of nutrient loadings on the regulation of water nitrogen and phosphorus by *Vallisneria spiralis* and its photosynthetic fluorescence characteristics[J]. Environmental Science, 2018, 39(3): 1180-1187. (in Chinese)
- [36] CHERNEV P, ZAHARIEVA I, DAU H, et al. Carboxylate shifts steer interquinone electron transfer in photosynthesis[J]. The Journal of Biological Chemistry, 2011, 286(7): 68-74.
- [37] DAWSON S P, DENNISON W C. Effects of ultraviolet and photosynthetically active radiation on five seagrass species[J]. Marine Biology, 1996, 125(4): 629-638.