

基于环境补偿模型的植物净光合速率测定

李聪聪¹, 罗旗舞², 张莹莹^{1,3*}

1. 合肥工业大学电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009
2. 中南大学自动化学院, 湖南 长沙 410083
3. 可再生能源接入电网技术国家地方联合工程实验室(合肥工业大学), 安徽 合肥 230009

摘要 提高作物的光合速率是作物高产育种的有效途径之一。目前主要采用红外气体分析法测定光合速率, 方法原理可靠、技术成熟, 但红外光源易受野外复杂工作环境的影响, 尤其是环境温度的变化, 因此红外分析法在定量分析的任务需求中测定误差较大且对浓度极低或浓度变化极弱的气体检测精度不高。针对上述问题, 首先提出将可调谐半导体激光吸收光谱(TDLAS)技术应用到植物光合速率测定领域, 用二次谐波峰值差表征单位采样时间内光合作用气体 CO₂ 痕量浓度的相对变化量; 其次, 建立基于萤火虫算法优化的宽度学习(FA-BLS)环境补偿模型, 模型中每只萤火虫的位置信息对应表征宽度学习网络(BLS)权值和阈值的一组可行解, 通过萤火虫不断迭代和更新优化来寻找亮度最高的萤火虫位置, 即生成使得模型性能最佳的权值和阈值; 最后, 利用模型输出的补偿值对存在环境影响的原始二次谐波峰值差进行补偿, 进而由补偿后的二次谐波峰值差反演得到单位采样时间内的净光合速率。实验结果表明, 萤火虫种群规模和BLS网络增强层节点数是影响TDLAS-FA-BLS模型输出误差的重要因素, 相比卷积神经网络(CNN)和长短期记忆网络(LSTM)两种深度学习网络, 基于TDLAS-FA-BLS的光合速率测定模型很好地继承了BLS网络训练速度快、迭代时间短的优点, 平均测量时间仅为0.81 s, 模型输出误差小, 模型预测输出与测试集数据的卡方距离仅为 0.29×10^{-4} , 同时模型输出误差的样本方差和样本标准差均比BLS小, 说明FA-BLS模型克服了BLS因随机选取参数导致网络输出结果不稳定和泛化性不高的缺陷, 因此, 基于TDLAS-FA-BLS的植物净光合速率测定方法, 能够很好地满足在实际农业生产中野外复杂工作环境下测定光合速率的高精度、实时性、稳定可靠等需求。

关键词 净光合速率; TDLAS; 萤火虫算法(FA); 宽度学习(BLS)

中图分类号: TP23 **文献标识码**: A **DOI**: 10.3964/j.issn.1000-0593(2022)05-1561-06

引言

光合作用是绿色植物利用太阳能转化成化学能, 积累干物质的自然生理过程。研究表明, 作物生长过程中90%以上的能量积累都是基于光合作用的有效产出, 其转化效率可通过光合速率表征, 因此提升光合速率对提高作物育种质量、产量等有非常重要的意义, 对光合速率的定性或定量分析的研究工作由来已久^[1]。植物光合速率的测定方法主要分为4类: 半叶法、植物生长分析法, 释放 O₂ 法, 吸收 CO₂ 法。半叶法是最早用于测量光合速率的方法, 与植物生长分析法都原理简单易操作, 但同时因效率低、误差大, 且

在不同测量环境下的测量结果可比性较差而逐渐被替代。释放 O₂ 法和吸收 CO₂ 法是基于光合作用过程中 O₂ 或 CO₂ 体积或浓度的相对变化量测定光合速率。此类方法中, 除了传统的化学滴定法、pH 值法、同位素法等以外, 各种新兴的光合速率检测方法也层出不穷, 如 Yin J 等^[2]建立了基于无线传感器网络(WSN)的番茄冠层表观光合速率测量系统, 并利用支持向量机(SVM)建立了冠层表观光合速率预测模型; Yin G F 等^[3]研究了基于可调谐脉冲光诱导荧光动力学的浮游植物光合速率测量方法; Du 等^[4]研究了一种通过在环境控制的实验室条件下测定离体分蘖的光合能力来快速测定水稻光合能力表型(FPM)的方法, 这些方法大多专注于某一种或一类植物的光合速率测定。目前在光合速率测量中广泛采

收稿日期: 2021-04-20, **修订日期**: 2021-06-09

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目(PA2020GDKC0019)资助

作者简介: 李聪聪, 1996年生, 合肥工业大学电气与自动化工程学院硕士研究生 e-mail: cc.li@mail.hfut.edu.cn

* 通讯作者 e-mail: zhangyy@hfut.edu.cn

用的是红外气体分析法,利用 CO₂ 可选择性地吸收特定波长红外线辐射能的特性来分析 CO₂ 浓度变化,产品技术成熟、功能齐全,但稳定的环境温度是保障红外光源的正常工作的前提,因此在野外复杂恶劣的工作环境下,需要定量分析的任务需求中会产生较大误差,对于浓度极低或者吸收极弱的气体变化,检测精度也相对不高。

TDLAS 技术利用激光二极管的波长扫描和电流调谐特性能够实现气体分子光谱的指纹级特征提取^[5-6],其抗干扰能力强、环境适应性强、测量灵敏度高,并且可实现对气体的多组分测量,在温度高、湿度高、粉尘大等复杂工况条件下也能实现气体浓度的精准测量,因此广泛应用于工业气体检测^[7]、燃烧诊断^[8]、医疗健康等领域。

提出一种基于 TDLAS-FA-BLS 的植物光合速率测量方法,主要内容包括:(1)将 TDLAS 技术引入精准农业测量领域,用 DFB 激光光源替代传统的红外光源测定植物净光合作用速率,考虑单一谐波峰值受环境因素影响较大,且单位采样时间的环境影响是稳定的,因此提出采用二次谐波峰值差表征光合作用时浓度极低或变化极弱的痕量 CO₂ 浓度的相对变化量;(2)建立基于萤火虫算法优化的宽度学习(FA-BLS)环境补偿模型,每只萤火虫对应代表 BLS 网络权值和阈值的一组可行解,利用 FA 算法对 BLS 网络的权值和阈值进行不断迭代和优化调整,获取使 FA-BLS 模型性能最优的网络权值和阈值,利用模型输出的二次谐波峰值差补偿值对存在环境影响的原始二次谐波峰值差进行补偿,进一步降低环境因素对光合速率测定的影响;(3)设计了一种基于 TDLAS-FA-BLS 的开路式净光合作用速率测量系统,采用双气室结构(参比气体室和开放气体室),设置参比气室记录单位采样时间内的环境因素指标;(4)通过 MATLAB 仿真验证了所提出基于 TDLAS-FA-BLS 光合作用测量方法的有效性。

1 基于 TDLAS-FA-BLS 的开路式光合作用速率测量系统

1.1 系统结构

图 1 为基于 TDLAS-FA-BLS 的开路式光合作用速率测量系统结构示意图。该系统主要包括:信号产生模块、气体气室模块、信号检测模块、数据采集模块、数据处理模块。其中,信号产生模块用于生成激光信号并完成激光在进入气体气室模块前的准备工作,如完成分束、准直等操作,主要由信号发生器、激光控制器、激光器、分束器、准直器组成。气体气室模块是该系统的主要设计模块,物理空间上采用双气室结构,包括分析气体室和参比气体室,用于光合作用的承载以及分析对比,单位采样时间内,参比气室是封闭的,分析气室是对外开放的,即分析气室中的气体与外界相连,动态反应单位采样时间内光合作用的进行过程,两个气室中的浓度均采用二次谐波峰值来衡量,到下一个采样时间时,参比气室会进行换气操作,设置参比气室主要是为了考虑单位采样时间内的环境因素。信号检测模块由光电检测器、锁相放大器组成,用于检测穿过气体气室模块后衰减的

特定载波频率激光信号并解调产生二次谐波信号峰值。数据采集模块由传感器组和数据采集单元组成,传感器组用于实时获取影响光合速率测定的各项关键环境参数,主要由光照度传感器、温度传感器、湿度传感器、CO₂ 传感器、O₂ 传感器、气压传感器组成,数据采集单元则包括数据采集卡、存储卡等,用于采集、存储、传送由锁相放大器解调出的二次谐波信号峰值和传感器组获取的各项关键环境参数组成的样本数据。数据处理模块通过计算机处理数据采集单元传送过去的的数据,并完成最终光合速率测定结果的验证及输出显示。

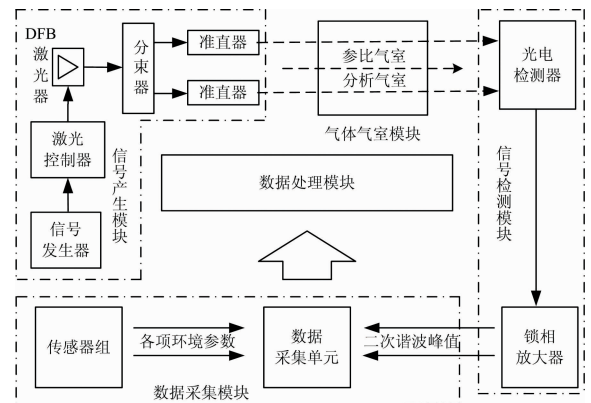


图 1 基于 TDLAS-FA-BLS 的开路式光合作用速率测量系统结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of open circuit photosynthesis rate measurement system based on TDLAS-FA-BLS

1.2 工作原理

1.1 节中光合作用速率测量系统的基本工作原理为:从信号产生模块开始,首先将高频正弦波信号加载到信号发生器,信号发生器提供的锯齿波信号与之前加载的高频正弦波信号叠加,叠加后的信号加载到激光控制器,经过调制的电流通过激光控制器加载到激光器;激光器产生调制波长同时具备扫描锯齿波、高频正弦波特征的光束,光束通过分束器分为两路,两路光束均经过准直器准直后进入气体气室模块,即盛有光合作用气体 CO₂ 的双气室,其中一路进入参比气室,另一路经过分析气室;之后经由气体介质吸收后的两路信号穿过气体气室模块进入信号检测模块,而后两路信号首先分别由光电检测器检测得到,并由光电检测器将接受到的光学信息转换为电信号,电信号进一步经由锁相放大器解调产生二次谐波信号峰值,之后二次谐波信号峰值和数据采集模块中传感器组采集到的光照强度、空气温度、空气湿度、环境 CO₂ 浓度、环境 O₂ 浓度、环境大气压等环境参数对应存储到数据采集单元,最后获取的所有数据由数据采集单元传送至数据处理模块进行处理计算。

2 基本原理

2.1 TDLAS 技术

在弱吸收或者痕量吸收条件下,环境噪声的存在会对吸

收信号的检测产生很大干扰，为了实现在复杂恶劣环境下对浓度极低或者吸收极弱气体的精准测定，TDLAS 通常结合波长调制技术(WMS)非接触式实时实地定量分析现场痕量气体的吸收信号，吸收信号首先经过高频调制，在谐波检测时将会去除未经调制的环境噪声，研究表明，两种技术的融合能够显著提高 TDLAS 技术在气体检测上的灵敏度和精确度，其基本原理概述如下：

当激光穿过气体样品池，激光强度的变化遵循 Beer-Lambert 定律，即检测端输出光强为

$$I' = I_a \exp[-\alpha(\nu)] \quad (1)$$

式(1)中， I_a 为入射激光强度， $\alpha(\nu)$ 为吸收率函数。

通过气体样品池的光强经由光电检测器接收后，衰减的激光信号将被转换成电流信号，电信号通过锁相放大器就能探测得到 n 次谐波分量的峰值 H_n 为

$$H_n = cI_0 B_n L \quad (2)$$

式(2)中， B_n 为 n 次谐波项系数， I_0 为未经过波长调制的初始激光强度， c 为待测气体浓度， L 为有效吸收光程。

偶次谐波分量在中心频率处峰值较大，奇次谐波分量在中心频率处峰值为 0，而偶次谐波分量中二次谐波信号峰值最大，故常选用二次谐波信号反演待测气体浓度

$$c = \frac{H_2}{I_0 B_2 L} \quad (3)$$

式(3)中， H_2 为二次谐波峰值， B_2 为二次谐波项系数。

测定植物净光合速率过程中，开始时参比气室和分析气室中的 CO_2 气体浓度相同，随着光合作用的进行，分析气室中的气体浓度会逐渐减小，而参比气室中的气体浓度不变，直到下一个采样时间到来时进行换气操作，单位采样时间内环境因素对二次谐波峰值的影响是稳定的，因此设环境影响因子为 a ，分析气室和参比气室对应的真实二次谐波峰值依次为 H_{2f}^1 ， H_{2f}^2 ($H_{2f}^1 < H_{2f}^2$)，其测量值为 $H_{2f}^1 + a$ 和 $H_{2f}^2 + a$ ，则其相对变化如式(4)

$$(H_{2f}^2 + a) - (H_{2f}^1 + a) = H_{2f}^2 - H_{2f}^1 \quad (4)$$

采用分析气室和参比气室的二次谐波峰值差表征光合作用时痕量 CO_2 浓度相对变化，降低或消除环境因素在测量阶段对光合速率测定的影响，由式(3)可得单位采样时间内的 CO_2 痕量浓度变化 c_0 表示为式(5)

$$c_0 = \frac{H_{2f}^2 - H_{2f}^1}{I_0 B_2 L} \quad (5)$$

2.2 基于萤火虫算法优化的宽度学习环境补偿模型

宽度学习(BLS)网络由 Chen C L P 等^[9]首次提出，其前身是随机向量函数连接神经网络(RVFLNN)，区别于深度学习网络，BLS 通过增加宽度提高网络的精度，网络结构简单、训练参数少、计算速度快，且增加节点后由增量学习算法完成模型的快速更新，无需重新训练整个网络，适用于对实时性要求高的系统，被广泛应用于图像处理^[10-12]、目标跟踪^[13]、故障诊断^[14]等领域。图 2 是一种典型的 BLS 网络结构。

在实际的光合速率测量中，因为野外测量环境的复杂性以及各项环境因素的不可控性，其测量值极易受到外界环境影响在短时间内发生急剧变化，对测量方法或者系统的实时

性和测量精度要求极高，因此提出基于萤火虫算法^[15]优化的宽度学习(FA-BLS)环境补偿模型对存在环境影响的原始二次谐波峰值差进行补偿。

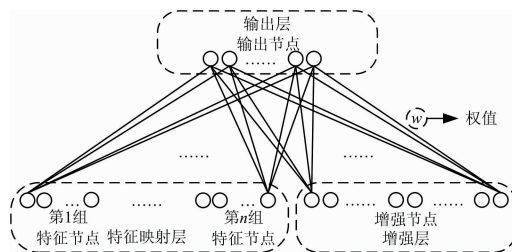


图 2 一种典型的 BLS 网络结构

Fig. 2 A typical BLS network structure

设 BLS 的特征映射层有 n 组特征节点(每组 q 个)、增强层有 m 个增强节点。净光合速率测定所需输入对应向量矩阵表示为 $\mathbf{X}=[x_1, x_2, \dots, x_t]$ ， t 为样本数据个数。 \mathbf{X} 首先经过特征映射转化为特征节点，则第 i 组特征节点 F_i 为

$$F_i = \varphi(\mathbf{X}W_{F_i} + \beta_{F_i}), i = 1, \dots, n \quad (6)$$

式(6)中， W_{F_i} 和 β_{F_i} 分别为第 i 组特征节点的权值和阈值。特征节点组合得到特征矩阵 $\mathbf{F}=[F_1, F_2, \dots, F_n]$ ，则增强节点 Γ_j 为

$$\Gamma_j = \xi(\mathbf{F}W_{\Gamma_j} + \beta_{\Gamma_j}), j = 1, \dots, m \quad (7)$$

式(7)中， W_{Γ_j} 和 β_{Γ_j} 分别为第 j 组增强节点的权值和阈值。同理，增强节点组合得到增强矩阵 $\mathbf{\Gamma}=[\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_m]$ 。特征节点和增强节点组合构成 BLS 输入层，即输出层为

$$Y = [\mathbf{F}, \mathbf{\Gamma}]W_Y \quad (8)$$

式(8)中， W_Y 为输出层权值，其值为 $[\mathbf{F}, \mathbf{\Gamma}]^+ Y$ ，伪逆 $[\mathbf{F}, \mathbf{\Gamma}]^+$ 由岭回归算法得到。

特征映射层参数 W_{F_i} 和 β_{F_i} ，增强层参数 W_{Γ_j} 和 β_{Γ_j} 以及输出层参数 W_Y ，其初始值均随机生成，故易出现网络输出稳定性和泛化性不高的问题。FA-BLS 模型中，每只萤火虫的位置信息对应表征 BLS 网络参数的一组可行解，根据萤火虫位置信息计算其亮度值，亮度低的萤火虫向亮度高的靠近，亮度高的则可以随机聚集到较亮的萤火虫周围，最终找到亮度最高的萤火虫位置，即通过逐次全局寻优迭代获取使模型性能最优的权值和阈值，其具体过程如图 3 所示。

在逐次迭代寻优过程中，两只萤火虫间相对吸引度 β 计算公式为

$$\beta = (\beta_0 - \beta_{\min})e^{-\gamma r_{ij}^d} + \beta_{\min} \quad (9)$$

式(9)中， β 为萤火虫 i 到萤火虫 j 的相对吸引度， β_0 为萤火虫 i 在 $r=0$ 处的吸引度，即最大吸光度， β_{\min} 为最小吸光度，最大吸光度和最小吸光度一般因实际问题需求的不同而设定不同， γ 为光吸收系数， r_{ij} 为萤火虫 i, j 之间的距离， d 为待优化参数的维数。

萤火虫 i 位置更新公式为

$$x_i(t+1) = x_i(t) + \beta[x_j(t) - x_i(t)] + \alpha'\epsilon_i \quad (10)$$

式(10)中， t 为迭代次数， $x_i(t+1)$ 为萤火虫迭代更新后的位置， $x_i(t)$ 为萤火虫迭代更新前的位置， $x_j(t)$ 为目标萤火虫的位置， β 为萤火虫 i 到萤火虫 j 的相对吸引度， α 为随机项

的系数, ϵ_i 为随机数。

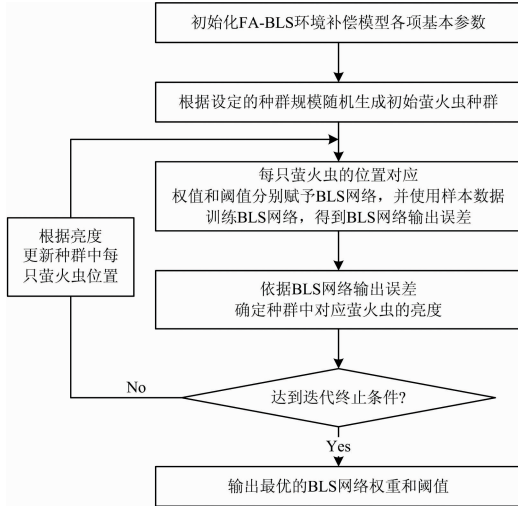


图 3 FA-BLS 模型流程图

Fig. 3 Flow chart of FA-BLS mode

设 FA-BLS 模型输出的二次谐波补偿值表示为 H_{2f}^c , 由式(5)中光合作用吸收产生的 CO_2 痕量浓度变化量表示为式(11)

$$c_0 = \frac{(H_{2f}^2 - H_{2f}^1) + H_{2f}^c}{I_0 B_2 L} \quad (11)$$

则植物单位时间单位叶面积上 CO_2 的吸收量, 即净光合作用速率为

$$P_n = \frac{c_0 FD}{S} \quad (12)$$

式(12)中, P_n 为净光合速率, c_0 为 CO_2 痕量浓度差, F 为气体流量, D 为 CO_2 的密度, S 为叶片面积。

3 分析验证

基于 TDLAS-FA-BLS 植物净光合作用速率方法实现对净光合速率的测定分为测量和补偿阶段。测量阶段由 TDLAS 技术采集二次谐波峰值和传感器组采集各项关键环境参数, 并最终形成样本数据; 补偿阶段则通过 FA-BLS 环境补偿模型补偿受到环境影响的初始二次谐波峰值差。为了验证所提出模型的性能, 通过查询 Hitran 数据库, 综合考虑吸收谱线强度和其余背景气体的干扰, 选择 CO_2 吸收谱线的中心波长为 $2.004 \mu\text{m}$, 并实地采集了 3 000 组影响植物光合作用速率的各项关键环境参数、二次谐波峰值差, 以及通过对比实验得到的二次谐波峰值差补偿值构成样本数据集, 其中各项关键环境参数包括光照强度、空气温度、空气湿度、环境 CO_2 浓度、环境 O_2 浓度、环境大气压。模型输入向量由各项环境参数、二次谐波峰值差构成; 模型输出是预测的二次谐波峰值差补偿值, 在进行模型预测前, 对输入因素和输出变量均进行了归一化处理。

随机选取样本集数据作为测试集, 其余数据作为训练集, 以测试集和模型输出的卡方距离衡量 TDLAS-FA-BLS 的输出误差, 仿真实验中取 $t=800$, 模型的其余参数设置如

下: 最大吸收度 $\beta_0=1$, 最小吸收度 $\beta_{\min}=0.2$, 光吸收系数 $\gamma=1$, 随机项系数 $\alpha=0.5$, 最大迭代次数为 100, 迭代精度为 1×10^{-5} , 特征映射层节点数 $n=10$, 每层节点数 $q=10$, 增强层节点数为 m , 萤火虫种群规模为 N 。

仿真实验基于 MATLAB R2021a 编程实现, 计算环境为 2.90 GHz 主频, Inter core i5-9400F 处理器、16.00 GB 内存的计算机。

3.1 种群规模对模型精度的影响

FA-BLS 环境补偿模型中, 最终萤火虫集聚位置所代表的参数和阈值作为 BLS 网络的最优参数集合, 因此 FA 算法对 BLS 网络的权值和阈值的迭代寻优是精准补偿的关键, 其中萤火虫种群规模大小是影响 FA-BLS 模型的迭代精度和速度的主要因素之一, 集聚萤火虫的数量最多的位置可以作为萤火虫种群设置的参考依据。若种群规模太小, 萤火虫寻优迭代能力不足, 种群进一步移动和优化受限, 且无法得到预期的模型精度, 若种群规模太大, 模型迭代时间过长, 收敛速度过慢, 稳定性也不高。取 $m=100$, 依次设定 N 为 10, 20, 30, 40 和 50 生成初始萤火虫种群, 模型输出误差如图 4 所示, 可见模型的收敛速度快, 且随着种群规模的增加, 输出误差越来越小, 但值得注意的是, N 值由 10 增至 50, 模型平均迭代时间从 0.15 s 增至 3.62 s, 时间复杂度随之成倍数增加, 因此同时考虑种群规模对模型精度和迭代速度的影响, 后续的讨论均选择 $N=20$ 。

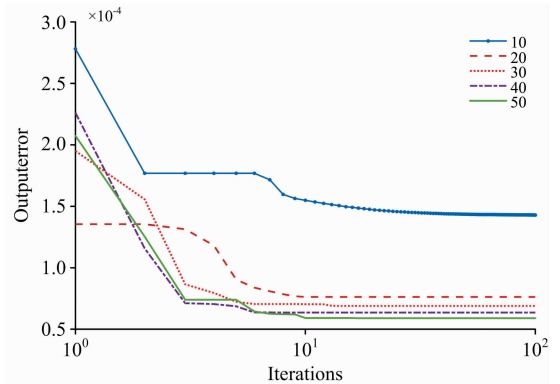


图 4 种群规模对 FA-BLS 模型误差的影响

Fig. 4 The influence of population size on the error of FA-BLS model

3.2 增强层节点数对模型精度的影响

设置 FA-BLS 模型结构参数时, 特征映射层节点和输出层节点数可根据输入数据的特征和期望迭代精度需求调整, 且节点数目在相同增加幅度下, 增强层节点个数对模型精度的影响更大, 因此选择适当的增强层节点数有益于模型达到更优的性能。增强层节点数过大, 模型精度增加的同时必然伴随着时间复杂度的提升, 模型泛化性能也会降低, 节点数目过少, 虽迭代时间短, 但模型容错性和稳定性不高。增强层节点数 m 的值依次取 100, 200, 300, 400 和 500, 模型输出误差如图 5 所示。随着 m 的增加, 模型误差逐渐降低, 模型稳定性提升, 同样地, m 的值由 100 增至 500, 模型平均迭代时间 0.57 s 增至 1.98 s, 基于对模型精度和速度的考虑,

后续的讨论均选择 $m=200$ 。

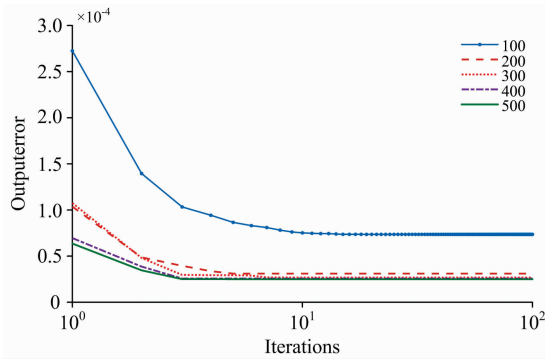


图 5 增强层节点数对 FA-BLS 模型误差的影响

Fig. 5 The influence of node number of enhancement layer on the error of FA-BLS model

3.3 性能比较

实验中选取卷积神经网络 (CNN)、长短期记忆网络 (LSTM) 2 种深度学习网络及 BLS 网络, 与 FA-BLS 模型的性能进行对比, CNN 的结构采用卷积层 (4) + 全连接层 (3) + 归一化层 (4) + 激励层 (4) + dropout 层 (1) + 回归层 (1), LSTM 的结构采用 LSTM 层 (1) + 全连接层 (3) + dropout 层 (1) + 回归层 (1), 其中隐藏单元数为 1 000。选择卡方距离 (chi-square distance, CSD)、平均绝对误差 (MAE)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对百分比误差 (MAPE)、对称平均绝对百分比误差 (SMAPE) 5 个性能评测指标来衡量四种模型的输出误差, 结果如表 1 所示。由表可知, CNN 和 LSTM 两种模型的输出误差较高且平均迭代时间较长, FA-BLS 的误差最小, 即 FA-BLS 的精度最高, 其平均迭代时间也仅略高于 BLS, 主要原因是萤火虫种群的逐次全局寻优迭代增加了

表 1 四种模型输出误差对比

Table 1 Comparison of output errors of 4 models

Parameter	LSTM	CNN	BLS	FA-BLS
MAE	0.030 725	0.008 013	0.000 383	0.000 212
RMSE	0.036 946	0.009 623	0.000 504	0.000 263
Error MAPE/%	3.297 440	0.844 201	0.040 417	0.022 379
SMAPE/%	3.219 729	0.846 014	0.040 416	0.022 378
CSD	0.574 754	0.039 085	0.000 107	0.000 029
Average iteration time/s	4.56	2.97	0.13	0.81

References

[1] Orr D J, Alcantanra A, Kapralov M V, et al. Plant Physiology, 2016, 172(2): 707.
 [2] Yin J, Liu X Y, Miao Y L, et al. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2019, 12(5): 156.
 [3] Yin G F, Zhao N J, Shi C Y, et al. Optics Express, 2018, 26(6): A293.
 [4] Du T T, Meng P, Huang J L, et al. Plant Methods, 2020, 16(1): 10.
 [5] LIU Zi-huai, YANG Chun-hua, LUO Qi-wu, et al(刘紫怀, 阳春华, 罗旗舞, 等). Acta Optica Sinica(光学学报), 2019, 39(10): 335.
 [6] JU Yu, CHEN Hao, HAN Li, et al(鞠 昱, 陈 昊, 韩 立, 等). Spectroscopy and Spectral Analysis(光谱学与光谱分析), 2020, 40(12): 3665.

一定的时间成本, 同时由表 2 可知, FA-BLS 输出误差的样本方差 (sample variance, SV) 和样本标准差 (sample standard deviation, STD) 明显低于 BLS, 可见 FA-BLS 输出数据稳定性更高。

表 2 BLS 和 FA-BLS 输出数据稳定性对比

Table 2 Comparison of output data stability between BLS and FA-BLS

Parameter	BLS	FA-BLS
SV	$1.629\ 618 \times 10^{-8}$	$7.207\ 098 \times 10^{-11}$
STD	$1.276\ 565 \times 10^{-4}$	$8.489\ 463 \times 10^{-6}$

4 结 论

精准农业测量是现代农业向自动化、精细化、智能化生产的重要方向, 为了实现对植物净光合作用速率的精准快速测定, 提出了一种基于 TDLAS-FA-BLS 的光合速率测定方法, 并介绍了一种开路式光合作用速率测量系统的系统结构和工作原理, 提出将抗干扰能力强、测量精度高的 TDLAS 技术引入光合速率测定领域, 使用 DFB 激光源替代传统方法的红外光源, 采用二次谐波峰值差表征单位采样时间内的 CO₂ 消耗量, 从而降低了在复杂恶劣的野外环境下数据采集时环境因素对气体浓度测量的干扰; 通过建立 FA-BLS 环境补偿模型得到二次谐波峰值差补偿值来补偿实际测量中存在的误差, 进一步降低环境干扰的影响程度。实验结果表明: (1) 在综合考虑模型迭代速度和输出精度的基础上, 适当的萤火虫种群数目和增强层节点选择对发挥 FA 的全局搜索寻优能力及 BLS 的训练速度至关重要; (2) 从仿真结果看, FA-BLS 的输出数据稳定性更高, 其输出误差的样本方差和样本标准差依次为 $7.207\ 098 \times 10^{-11}$ 和 $8.489\ 463 \times 10^{-6}$, 均远小于 BLS, 表明 FA-BLS 克服了 BLS 因参数的随机选择性导致的数据分布不稳定和网络泛化性不高的问题; (3) CNN, LSTM 及 BLS 的性能比较结果显示, 基于 TDLAS-FA-BLS 的光合速率测定方法其平均迭代时间为 0.81 s, 且衡量模型输出与测试集误差的 5 种性能评测指标 (MAE, RMSE, MAPE, SMAPE 和 CSD) 均比其余三种模型小, 说明该模型迭代速度快、输出误差小、预测精度高, 能够很好地适应野外复杂实际农业生产环境的测定需求, 基本满足精准农业的高精度和实时性要求, 可用于未来农业生产以及科学研究中光合作用速率的精准测量和定量分析。

- [7] Zhang Z R, Pang T, Yang Y, et al. *Optics Express*, 2016, 24(10): 13.
- [8] Xin M Y, Song J L, Rao W, et al. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2020, 33(12): 3158.
- [9] Chen C L P, Liu Z L. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2018, 29(1): 10.
- [10] Zhao G X, Wang X S, Kong Y, et al. *Remote Sensing*, 2021, 13(4): 23.
- [11] Han J, Xie L, Liu J, et al. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(23-24): 16627.
- [12] LI Yi-kai, ZHANG Tong, CHEN C L Philip(李逸楷, 张 通, 陈俊龙). *Acta Automatica Sinica(自动化学报)*, 2020, 46(10): 2060.
- [13] Sheng B, Li P, Zhang Y H, et al. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 51(3): 1463.
- [14] Yu W K, Zhao C H. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2020, 67(6): 5081.
- [15] Yang X S. *Engineering with Computers*, 2013, 29(2): 175.

Determination of Net Photosynthetic Rate of Plants Based on Environmental Compensation Model

LI Cong-cong¹, LUO Qi-wu², ZHANG Ying-ying^{1,3*}

1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China

2. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China

3. National and Local Joint Engineering Laboratory of Renewable Energy Access to Power Grid Technology (Hefei University of Technology), Hefei 230009, China

Abstract Increasing the photosynthetic rate of crops is one of the reliable methods for high yield breeding. The main method for measuring photosynthesis rate is infrared gas analysis, which owns dependable axiom and mature technology. However, the infrared light source is easily affected by the complex working environment in the field, especially the change in ambient temperature. Therefore, the measurement error is significant in the task of quantitative analysis, and the detection precision of gas with deficient concentration or weak concentration change is not exact. Based on the above questions, first of all, the tunable diode laser absorption spectroscopy (TDLAS) is applied to the measurement of plant photosynthetic rate in this paper, which employs the second harmonic peak difference to represent the relative variation of trace concentration of photosynthetic gas CO₂ in unit sampling time. Secondly, we established an environment compensation model of a broad learning system based on firefly algorithm optimization (FA-BLS). The position information of each firefly in the model corresponds to a set of feasible solutions representing the weights and thresholds of the BLS. Through the continuous iteration and update optimization of firefly position to find the firefly with the highest brightness, that is to generate the weights and thresholds that make the model perform the best. Ultimately, the compensation value generated by FA-BLS is used to compensate for the original second harmonic peak difference with environmental impact, and the net photosynthetic rate per unit sampling time was obtained from the compensated second harmonic peak difference. The experimental results indicate that the firefly population size and the number of nodes in the enhancement layer of BLS are significant considerations affecting the output error of TDLAS-FA-BLS, which commendably inherits the advantages of BLS, such as fast training speed and short iteration time. It is worth mentioning that the average measurement time of FA-BLS is merely 0.81 s, and the chi square distance between model prediction output and test set data is only 0.29×10^{-4} , which indicates its output error is similarly small. At the same time, the sample variance and sample standard deviation of the output error of FA-BLS are lower than those of BLS, which illustrates that FA-BLS overcomes the shortcomings of BLS, such as unstable network output and low generalization due to random selection of parameters. Consequently, the method based on TDLAS-FA-BLS for the determination of plant net photosynthetic rate can nicely meet the needs of high precision, real-time, stability and reliability in the complex field working environment and actual agricultural production.

Keywords Net photosynthetic rate; TDLAS; Firefly algorithm (FA); Broad learning system (BLS)

(Received Apr. 20, 2021; accepted Jun. 9, 2021)

* Corresponding author