融合不确定度自适应调整的植物光合测量 CO_2稳态浓度快速预测方法

罗明阳[1,2,3]，戴航宇[1,2,3]，汤 浩[1,2,3]，武颖奎[4]，郭 亚[1,2,3*]

（1. 江南大学智能光学感知与应用国际联合研究中心，江苏无锡 214122，中国；2. 江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室，江苏无锡 214122，中国；3. 江南大学自动化与智能科学学院，江苏无锡 214122，中国；4. 绿视芯科技（无锡）有限公司，江苏无锡 214122，中国）

摘 要：［**目的/意义**］基于气体交换法的植物光合速率测量，需等待系统内CO_2浓度达到稳态，但该过程受植物生理、叶室体积及传感器响应特性等因素影响，耗时过长，严重制约测量效率。为此，本研究提出一种基于传感器动态响应序列提前预测系统稳态CO_2浓度，并利用预测不确定度自适应决定测量终止时间的新方法。［**方法**］构建双分支时序编码网络（Dual-Branch Encoder for Time-Series Network, DBE-TSNet），结合差分增强与跨通道卷积-线性通道变换，面向系统感知的CO_2浓度上升与下降阶段建模。采用基于高斯负对数似然的损失函数，同时学习稳态值及其预测不确定度，并据此自适应调整样本权重。通过不确定度阈值的设定实现输入序列的自适应裁剪，并实现预测时机和稳态值的判断，提高测量效率。利用搭建的光合测量系统，采集8种植物在3种光照强度下的数据用于模型的训练和验证。［**结果和讨论**］DBE-TSNet网络模型在稳态预测任务中性能最优：下降段平均绝对误差为1.22 μmol/mol，上升段为2.07 μmol/mol，R^2分别达到0.996和0.984，优于典型时序预测模型。通过误差-不确定度分析，确定下降段与上升段的不确定度阈值分别为0.026 7和0.014 6。基于阈值的提前预测实验表明，模型在维持误差小于1 μmol/mol的前提下，平均可节省测量时间约128.87 s，测量周期缩短约51%，显著提升了测量效率。［**结论**］DBE-TSNet融合双分支编码与不确定度估计机制，实现植物光合测量中CO_2稳态浓度响应的准确、提前预测，有效解决气体交换法测量稳态时间长的问题。模型在多植物、多光照条件下表现稳定，具有良好的泛化能力，可为基于气体交换法的植物光合测量系统效率提升提供关键技术支撑。

关键词：CO_2气体交换；时序预测模型；不确定度估计；稳态预测；双分支时序编码网络；植物光合测量

中图分类号：TP391.3 **文献标识码：**A **文章编号：**SA202512001

引用格式：罗明阳, 戴航宇, 汤浩, 武颖奎, 郭亚. 融合不确定度自适应调整的植物光合测量CO_2稳态浓度快速预测方法[J]. 智慧农业(中英文), 2026, 8(4): 35-46. DOI：10.12133/j.smartag.SA202512001

LUO Mingyang, DAI Hangyu, TANG Hao, WU Yingkui, GUO Ya. Rapid Prediction Method for Steady-State CO_2 Concentration in Plant Photosynthetic Measurements with Uncertainty-Adaptive Adjustment[J]. Smart Agriculture, 2026, 8(4): 35-46. DOI：10.12133/j.smartag.SA202512001 (in Chinese with English abstract)

0 引 言

植物利用光合作用吸收CO_2并合成有机物，是作物生长、碳循环及生态系统能量与物质转换的核心过程[1-3]。光合速率与单位时间的CO_2吸收量直接对应，其准确测量对于评估植物光合生理状态及环境胁迫至关重要[4-6]。因此，监测CO_2进出通量成为量化光合作用最直接、最准确的方法。气体交换法正是基于上述原理，通过测定叶室进出口之间的CO_2浓度差并结合气体流量计算出光合作用的净CO_2同化速率，实现连续与定量的光合作用速率测量[7,8]。相较于叶绿素荧光等间接测量技术[9-11]，气体交换法直接表征碳同化过程，具有精度高、适应

收稿日期：2025-12-01

基金项目：国家自然科学基金项目（51961125102）

作者简介：罗明阳，硕士研究生，研究方向为仪器设备、深度学习。E-mail：lomyang@163.com

*通信作者：郭 亚，博士，教授，研究方向为系统建模与控制、传感器与仪器。E-mail：guoya68@163.com

copyright©2026 by the authors （登录www.smartag.net.cn免费获取电子版全文）

性强等优势，已成为当前光合生理测定的重要手段[12, 13]。

然而，气体交换法在测定光合速率时，需要测量系统内的CO_2浓度达到稳定状态[14, 15]。由于植物叶片被放置于具有一定体积的封闭叶室中，受到植物光合生理特性、叶室体积、气体混合动力学及传感器动态响应的共同影响，所测的CO_2气体浓度值是一个逐渐稳定的动态过程，该动态过程往往需要3～5 min，大大降低了测量效率[16, 17]。在不同植物种类、生理阶段及环境条件下，稳态建立过程及其持续时间存在差异，使得稳态到达时间难以通过统一的经验模型进行准确描述。对于给定的基于气体交换法的植物光合作用测量系统，测量过程中由于植物光合气体交换引起环境变量发生变化，如果能够利用一定时间内传感器读数序列的动态变化过程预测测量系统的稳态CO_2浓度，将大大提升测量效率。因此，研究叶片光合气体交换测定CO_2稳态浓度的提前预测方法具有重要的意义。深度学习由于其强大的预测能力在各个领域具有广泛及重要的应用[18]。现有深度学习模型在时间序列预测任务中通常采用固定长度的输入窗口来提取时序特征[19]。例如，ZHU等[20]利用连续10 min的历史数据预测下1 min室内CO_2浓度。韦惠红等[21]利用连续24 h的原始气象序列预测未来$PM_{2.5}$浓度。然而，固定窗口长度往往过长，其中可能包含对预测任务贡献有限甚至无关的片段，这不仅增加模型学习难度与计算成本，还难以适应不同动态条件下最优窗口长度的变化[22]。由于缺乏有效的判别机制，模型难以确定当前任务所需的最佳输入序列长度，因此引入自适应机制对于基于深度学习的叶片光合气体交换测定CO_2稳态浓度预测具有重要的价值。

由于每个叶片光合生理和实验条件不同，测量系统的CO_2稳态浓度达到的时间不同，在测量的过程中预测算法需要根据每个待测样本的具体稳态过程，自适应判断该样本当前测量时刻所能达到的预测值可信度，如果满足阈值条件则提前结束测量。不确定度估计能够量化模型预测的置信水平，为动态决策提供依据[23]。例如，TANG等[24]将深度集成长短期记忆网络（Long Short-Term Memory, LSTM）与不确定性感知模型预测控制（Model Predictive Control, MPC）结合，实现了动态交通环境下的碰撞风险规避。MERABET等[25]提出基于自适应循环神经网络的不确定度估计框架，以增强非线性系统的反馈控制性能。因此，在时序预测中引入不确定度驱动的自适应机制，使模型可根据不同输入窗口长度下预测可信度的变化自动调整输入时间序列长度。

现有基于气体交换法的植物光合作用测量系统包括双传感器与单传感器两种结构[26-28]。双传感器结构可同步测量参比气流与叶室气流，从而获得CO_2进出通量，但其存在着传感器间漂移校准难、气路一致性和高成本等问题；相比之下，单传感器结构则通过切换气路分时测量，避免了这些问题，但其稳态浓度建立时间长的问题更为突出。尽管从物理层面优化系统有可能直接加速稳态达成，但这些方法往往受限于硬件性能与成本。

因此，在既有硬件系统的前提下，本研究提出一种数据驱动的解决方案，针对单传感器结构，建立了一个基于不确定度的CO_2稳态浓度自适应预测模型，通过高斯负对数似然损失同时学习稳态预测值与不确定度，自适应调节样本权重，抑制动态阶段高噪声影响并提升稳态预测精度。不确定度输出还可用于量化预测可靠性，实现输入序列长度的自适应裁剪，从而进一步增强稳态浓度预测效果；通过自行搭建的基于气体交换法的植物光合作用测量系统对模型进行训练和验证。本研究将传统“等待稳态”的气体交换测量转化为“动态预测稳态”的数据驱动决策过程，在给定的传感器性能条件下，显著缩短光合作用气体交换测量时间。

1 数据与处理

1.1 数据采集

实验数据采集区域位于江苏省无锡市滨湖区。研究选取了8种典型植物样本（玉米、马铃薯、萝卜、小白菜、莴苣、枇杷、桔子树、构树），在3种不同光照条件下采集其光合气体交换数据，分别为：低光强（光照强度<500 μmol/m^2/s）、中光强（500 μmol/m^2/s<光照强度<1 000 μmol/m^2/s）、高光强（光照强度>1 000 μmol/m^2/s）。

本研究搭建了基于气体交换法的单传感器结构的植物光合作用测量系统，通过电磁阀控制切换测量的气体通路，实现参考气流与叶室气流CO_2浓度的交替测量。系统主要由红外二氧化碳传感器、气体流量传感器、气泵、温湿度气压传感器、三通电磁阀以及控制单元等模块组成，其内部气路结构及工作原理如图1所示。

系统向叶室持续供气，确保叶片在叶室内充分

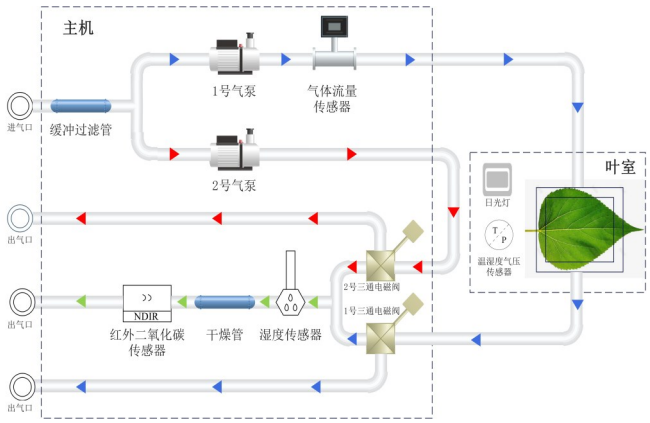


图 1　光合测量系统的内部气路与工作原理示意图

Fig. 1　Schematic diagram of the internal air circuit and working principle of the photosynthesis measurement system

进行气体交换混合，每个测量周期包含一次叶室气流测量和一次参考气流测量。当测量由参比气流切换至叶室气流时，叶片光合作用使传感器测得的CO_2浓度下降，传感器记录的时序曲线呈持续下降趋势；而当测量从叶室气流切换至参比气体时，传感器测得的CO_2浓度又呈上升趋势。所得CO_2浓度数据完整覆盖“下降段-稳态段-上升段-稳态段”的典型气体交换响应过程。系统同步记录CO_2浓度、CO_2传感器温度、叶室温度、湿度、气压、流速及电磁阀状态等多变信息。这些变量含有影响测试样本光合作用的因素及反映光合作用引起的叶室CO_2浓度变化，含有植物生理信息，可以用于模型训练实现CO_2稳态浓度预测。由于不同植物、光照与环境条件下，CO_2浓度达到稳定时间存在差异，为提高测量过程气路切换的智能化与可靠性，本系统设计了基于滑动窗口的实时稳态判定算法。以长度为20个采样点的滑动窗口计算CO_2浓度的标准差，如公式（1）所示。

$$\sigma_{20}=\sqrt{\frac{1}{20}\sum_{i=1}^{20}\left(C_i-\bar{C}\right)^2} \tag{1}$$

式中：C_i为滑动窗口内第i个采样点的浓度数据；$\bar{C}$为滑动窗口内20个采样点的平均浓度数据。当连续20个窗口的标准差均满足$\sigma_{20}<0.05$时，则判定当前样本的CO_2浓度已进入该测试阶段的稳态值。此时，控制模块将自动触发电磁阀切换，进入下一测量模式，从而实现对测量流程的实时自动控制。

1.2　数据集构建与增强

1.2.1　数据集构建

在3种光照强度条件（低光强、中光强和高光强）下，每种植物选取40片叶片进行气体交换测量，共获得960组实验数据，平均稳态时间约为254 s。不同植物在不同光照条件下的净CO_2同化量分布如图2所示，可以观察到各植物在不同光照等级下均表现出显著差异的气体交换特征。不同植物在不同光照条件下达到稳定CO_2浓度测量时间分布，如图3所示，可以观察到测量系统在不同条件下稳态时间存在一定的差异，大约介于220～350 s。

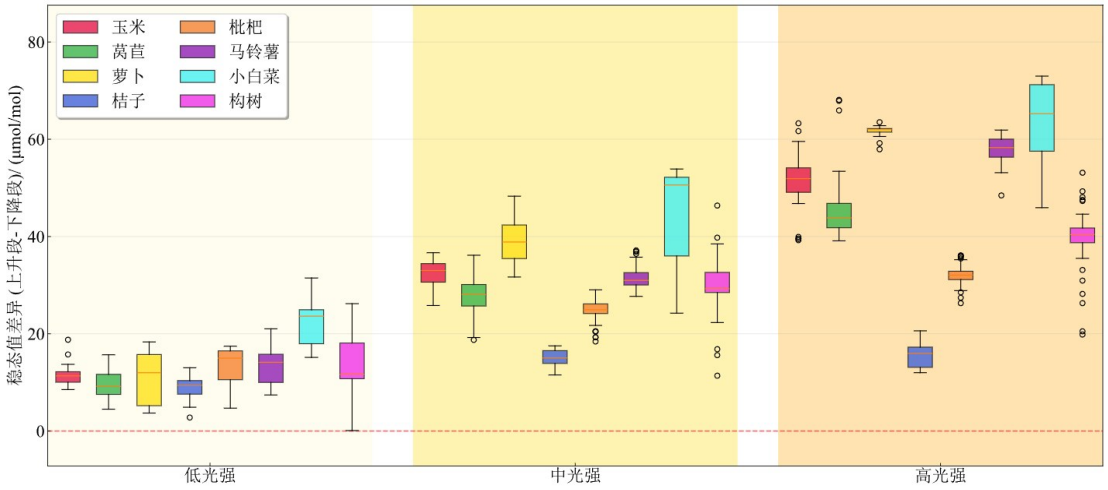


图 2　不同植物在三种光照条件下净CO_2同化量分布

Fig. 2　Distribution of net CO_2 assimilation of different plants under three light conditions

为构建可用于深度学习模型训练的时序样本数据集，首先依据植物种类与光照强度对原始测量数据进行标注，为每段时序序列添加植物类型标签与光照等级标签；随后根据电磁阀的状态信息，将连

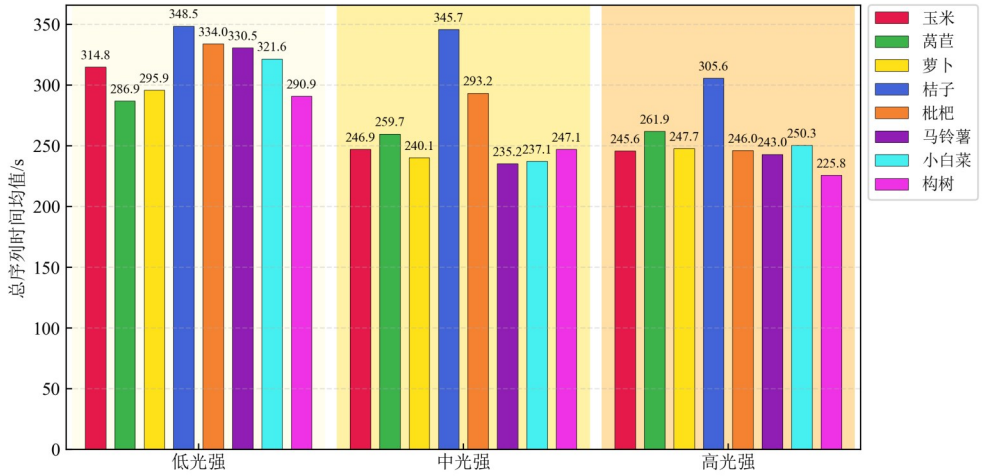


图3 不同植物在三种光照条件下测量时间分布

Fig. 3 Time distribution of measurements for different plants under three light conditions

续测量数据划分为下降段（CO_2浓度下降过程）和上升段（CO_2浓度上升过程），并通过组合这两个阶段的数据构成一条完整的光合速率测量时序数据样本。

在完成样本构建后，将每种植物在不同光照条件下的所有数据样本按照固定比例随机划分为训练集（70%）、验证集（10%）和测试集（20%），确保模型训练、参数调优与性能评估的有效性与独立性。最终每个样本包含以下数据结构。

1）down：下降段输入序列（测量模式切换至叶室气流测量后CO_2浓度下降过程）

2）up：上升段输入序列（测量模式切换至参比气流测量后CO_2浓度上升过程）

3）t_1，t_2：分别表示下降/上升段对应的稳态浓度值（各段最后20个采样点的均值）

1.2.2 数据增强

为提升模型的鲁棒性与泛化能力，本研究在数据加载阶段对每个原始时序数据样本执行随机截取与填充操作，以模拟不同测量时刻下的数据输入状态，具体增强策略如下。

1）下降段截取。从完整的下降段时序序列中随机截取一段数据片段，作为下降段的输入序列。

2）末端浓度记录。记录该数据片段末端的CO_2浓度值endvalue，用于与上升段进行对齐。

3）上升段匹配截取。在上升段中搜索与endvalue浓度值差值最小的位置，从该位置开始随机截取片段作为上升段输入，使上下两个阶段具有连续性。

4）上升段伯努利Bernoulli采样。引入［0，1］随机掩码up_{target}。当up_{target}=0时，则上升段输入用-1占位，不参与模型训练；当up_{target}=1时，则保留有效上升段样本。

通过对上升段样本数据进行Bernoulli随机采样增强[29]，以模拟在实际测量过程中仅采集到下降段数据还未采集到上升段数据的情况，同时引入随机扰动增强模型对不同输入状态的适应性。

1.2.3 归一化处理

由于采集的各类数据量纲和数值量级相差过大，为了消除不同特征量纲与数值范围差异的影响，本研究通过使用最小-最大归一化操作将所有特征线性映射至区间［0，1］，如公式（2）所示：

$$x_i' = \frac{x_i - x_{i\min}}{x_{i\max} - x_{i\min}} \tag{2}$$

式中：x_i'为各个特征的归一化数据值；x_i为各个特征的原始输入数据值；$x_{i\min}$和$x_{i\max}$分别为该特征的最小值与最大值。

2 CO_2稳态浓度预测模型构建与训练

2.1 模型结构

假设在植物光合测量过程中CO_2浓度变化及环境参数时间序列数据可表示为公式（3）：

$$\boldsymbol{X} = \{\boldsymbol{x}_1, \boldsymbol{x}_2, \cdots, \boldsymbol{x}_t\}, \boldsymbol{x}_t \in \boldsymbol{R}^d \tag{3}$$

式中：t为时间序列长度；d为特征维度。对于本研究采集的数据，每条时序样本的输入由6个物理量构成，特征向量可表示为公式（4）：

$$\boldsymbol{x}_t = [C_{co_2}, T_s, T_{leaf}, H, P, F] \tag{4}$$

式中：C_{co_2}表示CO_2浓度值，μmol/mol；T_s表示CO_2传感器温度，℃；T_{leaf}表示叶室温度，℃；H表示空气湿度，%；P表示气压，Pa；F表示气体流

速，ml/min；模型的目标是通过训练获得一个从动态序列映射至稳定CO_2浓度C_{st}的非线性函数，如公式（5）所示：

$$\hat{C}_{st} = f_\theta(\boldsymbol{X}) \tag{5}$$

式中：f_θ表示具有可学习参数θ的神经网络模型；$\hat{C}_{st}$为预测的稳态浓度值。

模型需要能够同时处理CO_2浓度上升段与下降段的稳态预测任务，因此本研究构建了双分支时序编码网络DBE-TSNet（Dual-Branch Encoder for Time-Series Network）模型以描述CO_2浓度上升与下降过程的动态规律，输出对应的稳态预测值及其不确定度估计，从而兼顾预测精度与可靠性。

DBE-TSNet的总体架构由双路特征编码器与聚合解码器构成。双路特征编码器采用结构对称、参数独立的分支设计，分别针对下降段与上升段动态响应过程进行建模。每个分支由差分增强模块（Differential Enhancement Module, Diff）、4层连续堆叠的跨通道卷积-线性通道变换块（Across-Channel Convolution- Linear Channel Transform Block, AC-LC Block），以及全局平均池化（Global Average Pooling, GAP）组成，整体结构如图4所示。

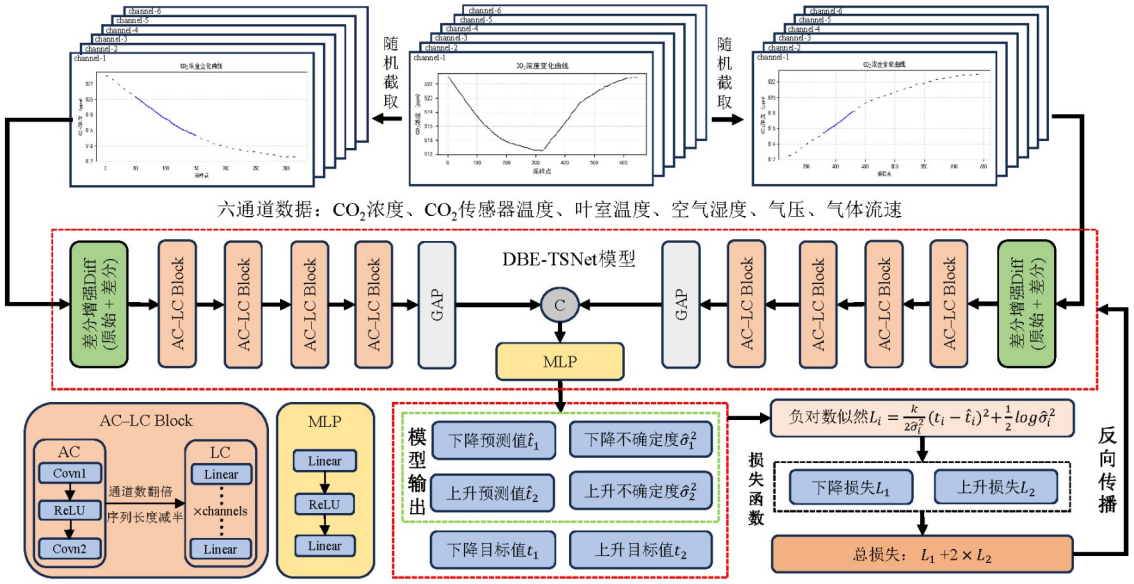


图4　DBE-TSNet网络结构图

Fig. 4　Architecture diagram of DBE-TSNet network

在特征构建阶段，差分增强模块对六通道原始输入信号进行一阶差分运算，并将差分信号与原始信号在通道维度拼接，形成包含状态量与变化率信息的十二通道增强特征。该设计在保留系统原始物理量信息的基础上显式引入动态变化趋势特征，从而强化模型对非稳态阶段瞬态响应的刻画能力，提高对稳态逼近过程的敏感性。

每个编码分支的核心由4层AC-LC Block逐级堆叠构成。其中，AC模块采用2层一维卷积（Conv1d）并结合线性整流函数（Rectified Linear Unit, ReLU）激活函数实现局部时序模式提取。首层卷积将高维输入映射至仅含2个通道的极低维中间表示空间，以压缩时序冗余信息；第二层卷积则将特征通道数扩展至当前输入的2倍，实现由“窄”到“宽”的映射结构，从而增强局部动态特征的表达能力；LC线性通道变换模块区别于传统池化操作，为每个特征通道配置独立的线性变换层，对时间维度进行逐层压缩。该模块以原始序列长度为起点，设定了固定的下采样比例，使每一层输出的序列长度较输入减半。在完成高效时序降维、快速扩张神经元感受野的同时，该设计能够保持各通道的独立语义表达，避免通道间信息在降维过程中的过度混合，极大地提升了多变量耦合关系建模的稳定性。

经过多层特征提取后，GAP层将变长时序特征压缩为固定长度的全局特征向量，实现从时间维度到通道统计表示的转换，并有效控制模型参数规模。双路编码得到的特征向量在通道维度进行拼接融合，随后输入由两层线性层构成的多层感知机（Multi-Layer Perceptron, MLP）解码器，最终映射

为四维输出向量，分别为下降预测值$\widehat{t_1}$、下降不确定度$\widehat{\sigma_1^2}$、上升预测值$\widehat{t_2}$、上升不确定度$\widehat{\sigma_2^2}$。模型采用高斯负对数似然损失函数进行联合优化，在提升稳态预测精度的同时实现不确定度的自适应估计，从而为测量过程的可靠性评估与提前终止判定提供数学支撑。

2.2 损失函数

为了兼顾预测精度与不确定度估计，本研究采用基于高斯负对数似然的损失函数，其基本形式如公式（6）所示。

$$L = \frac{k}{2\sigma^2}(y - \hat{y})^2 + \frac{1}{2}\log\sigma^2 \quad (6)$$

式中：L为损失值；y为真实值；$\hat{y}$为模型预测的稳态值；σ^2为模型输出的不确定度；k=20为放大系数，用于增强残差的敏感程度。

由于在数据预处理阶段对上升段样本采用了Bernoulli随机采样策略，上升段样本仅有约一半概率参与训练，导致其在总体损失中的期望贡献被系统性减弱。为避免这种随机采样导致模型更偏向下降段，在总损失中对上升段损失项引入权重因子2，使下降段与上升段在整体训练目标中保持等效的重要性。综合考虑下降段与上升段的训练机制，模型的最终损失函数可表示为公式（7）。

$$loss_{total} = loss_{down} + 2loss_{up} \quad (7)$$

式中：$loss_{total}$为总损失；$loss_{down}$和$loss_{up}$分别为下降段与上升段的损失项。

2.3 模型评价指标与训练

在模型训练方面，DBE-TSNet模型采用Adam优化器（初始学习率为1×10^{-4}），并结合学习率调度策略：当验证集损失在连续20轮内未下降时，将学习率衰减为原来的50%，但最低不低于1×10^{-6}。训练最大迭代次数为300轮，批大小设置为8。每轮训练结束后在验证集上计算平均损失及平均绝对误差（Mean Absolute Error, MAE），以选择最佳模型参数。

为全面评估系统性能，实验采用多维评价指标：MAE用于衡量预测值与真实值之间的偏差，均方根误差（Root Mean Square Error, RMSE）反映模型预测结果的稳定性，平均绝对百分比误差（Mean Absolute Percentage Error, MAPE）用于评估预测相对误差水平，R^2反映预测值与真实稳态浓度之间的拟合程度。

本研究的模型训练与测试实验在硬件配置上采用Intel i5-13500HX处理器、NVIDIA GeForce RTX 4060显卡及16 GB内存，以确保模型训练与数据处理的高效运行。软件环境基于Windows 11操作系统，编程语言为Python 3.11，深度学习框架采用PyTorch 2.5.1，并通过CUDA 12.1提供GPU加速支持。

3 结果与分析

3.1 对比实验

为了验证所提出的DBE-TSNet模型在CO_2稳态预测任务中的有效性，本研究将其与一维卷积模型（1D Convolutional Neural Network, 1D-CNN）、循环神经网络模型（LSTM、门控循环单元（Gate Recurrent Unit，GRU））、线性时间序列模型（D-Linear）、轻量化卷积模型（LightTS），以及Transformer类模型（i-Transformer）六类典型的时间预测模型进行比较，结果如表1所示。

表1 不同模型在CO_2稳态预测任务中的结果对比

Table 1 Comparison of results of different models in CO_2 steady-state prediction tasks

模型	GFLOPS	MAE/(μmol/mol)		RMSE/(μmol/mol)		MAPE/%		R^2	
		down	up	down	up	down	up	down	up
1D-CNN	1.26	2.87	4.87	4.72	6.74	2.75	3.57	0.986	0.955
LSTM	17.85	2.32	2.73	3.72	4.79	1.94	2.02	0.991	0.977
GRU	52.59	1.38	2.31	2.61	4.44	1.25	1.81	0.996	0.980
D-Linear	**0.05**	3.77	4.15	5.77	6.06	3.84	3.17	0.979	0.963
LightTS	1.13	2.52	2.25	3.83	4.00	2.38	1.69	0.991	0.986
i-Transformer	69.04	7.15	12.24	11.44	15.64	6.61	9.12	0.916	0.755
DBE-TSNet(ours)	0.80	**1.22**	**2.07**	**2.43**	**3.95**	**1.13**	**1.60**	**0.996**	**0.984**

注：粗体数据表示在当前指标下所有模型比较的最佳值。

在CO_2稳态预测任务中，DBE-TSNet在各项指标上均取得最优或接近最优的性能。其中，下降段MAE仅1.22 μmol/mol、RMSE为2.43 μmol/mol，显著优于LSTM、1D-CNN等传统深度学习模型；上升段误差也最低（MAE=2.07 μmol/mol，RMSE=3.95 μmol/mol）。同时，R^2达到0.996（down）与0.984（up），表明模型对CO_2动态变化过程具有极高的拟合度。相比之下，D-Linear与i-Transformer表现较差，说明稳态预测任务具有高度的非线性特征，同时由于序列长度较短，Transformer类模型在此场景容易过拟合。LightTS与GRU虽展现出一定的建模能力，但总体仍明显弱于本模型。综合各项指标可见，DBE-TSNet依托差分增强、跨通道卷积-线性通道变换及双分支结构设计，能够有效捕捉CO_2上升与下降过程中复杂的非稳态动态特征，从而在保持较低计算量的同时，实现更准确、更稳定的稳态浓度预测，具有显著性能优势。

3.2 消融实验

为了验证模型的核心组件AC、LC和Diff对模型预测性能的有效性，对比分析了去除相关核心组件后模型的性能表现，实验结果如表2所示。

表2　DBE-TSNet时序预测模型消融实验结果对比

Table 2　Comparison of ablation experiment results for the DBE-TSNet temporal prediction model

序号	AC	LC	Diff	MAE/(μmol/mol)		RMSE/(μmol/mol)		MAPE/%		R^2	
				down	up	down	up	down	up	down	up
1	×	×	×	31.19	21.86	36.42	27.07	29.65	15.56	0.148	0.266
2	×	×	√	28.03	20.64	33.28	25.76	26.64	14.73	0.289	0.334
3	√	×	√	1.86	11.07	4.42	13.53	1.76	8.35	0.987	0.816
4	×	√	√	2.11	2.84	3.57	5.35	2.00	2.20	0.992	0.971
5	√	√	×	1.96	2.26	3.75	4.24	1.85	1.72	0.991	0.982
6	√	√	√	**1.22**	**2.07**	**2.43**	**3.95**	**1.13**	**1.60**	**0.996**	**0.984**

注：√表示搭载组件，×表示去除组件，粗体数据表示在当前指标下所有组合比较的最佳值。

消融实验结果验证了AC、LC和Diff组件均对DBE-TSNet时序预测模型进行CO_2稳态预测的性能有显著的贡献。其中，AC组件提升了模型跨通道建模能力，对整体精度有稳定增益作用；LC组件对于捕捉长序列结构尤为重要，移除后对于上升阶段预测性能明显下降；Diff组件增强了模型对CO_2浓度值变化率的感知。AC+LC+Diff三个组件的结合为DBE-TSNet时序预测模型获得了最优的性能。

3.3 模型不确定度与误差关系分析

为了评估模型预测可信度与输出不确定度之间的关系，本研究将所有测试样本按照模型输出的不确定度范围进行十等分从而划分多个不确定度区间，并分别统计各个区间内下降段（down）和上升段（up）的MAE、RMSE、MAPE以及输入片段比（Ratio）。统计结果如表3所示。

从表3中可以观察到一个显著的一致性规律：无论是在下降段还是在上升段，预测误差MAE均随着不确定度的增大而呈现总体上升的趋势。在低不确定度的区间内，模型的MAE不论是在下降段还是上升段均小于1 μmol/mol，RMSE也稳定在1.5 μmol/mol以内，表明此时模型的预测高度可靠。随着不确定度的逐步增大，误差也呈现不断增长态势，而当不确定度进一步增加，误差也进一步恶化，导致模型预测的可信度大幅下降。与此同时，输入片段比（Ratio）也随着不确定度的增加而明显下降。

除了对整体数据集的不确定度区间进行统计分析外，本研究进一步从植物个体层面评估模型在不同生理结构、叶片特性和气体交换特征下的稳定性。为此，将八种植物的所有测试集样本分别按照上述不确定度区间进行分区统计，绘制了如图5所示的各植物在下降段与上升段的残差箱线图。

从图5中可以看出，无论植物种类如何，预测残差均随不确定度的增大而呈现单调上升趋势，与整体规律呈现一致性。综合来看，模型的输出不确定度能够有效量化预测的可靠性，是提前判断预测可信度的核心指标。基于误差以及Ratio等指标在各个不确定度区间内的显著变化特性，本研究选取下降段不确定度阈值为0.026 7，上升段不确定度阈值为0.014 6作为稳态预测的可靠判定条件。当不确定度低于所处阶段的阈值时，模型预测误差能够稳定维持在1 μmol/mol以下，满足光合CO_2同化速率计算的可接受范围，可作为实际测量中提前终止

表3 CO_2稳态浓度预测研究：不同不确定度区间下模型预测误差统计结果

Table 3 Prediction of CO_2 steady-state concentration: statistical results of model prediction errors under different uncertainty intervals

输入阶段	不确定度范围	MAE/(μmol/mol)	RMSE/(μmol/mol)	MAPE/%	Ratio/%
down	[0.004 8,0.008 6]	0.39	0.51	0.46	59.13
	(0.008 6,0.010 1]	0.48	0.74	0.62	52.36
	(0.010 1,0.011 9]	0.56	0.85	0.74	40.64
	(0.011 9,0.014 8]	0.61	0.92	0.76	36.26
	(0.014 8,0.019 5]	0.68	1.038	0.78	33.13
	(0.019 5,0.026 7]	0.86	1.31	0.89	30.83
	(0.026 7,0.033 7]	1.04	1.55	0.90	29.98
	(0.033 7,0.041 7]	1.44	2.11	1.19	28.97
	(0.041 7,0.054 1]	2.31	3.02	1.73	16.47
	(0.054 1,0.296 2]	3.94	6.15	3.26	6.73
up	[0.004 7,0.007 7]	0.54	0.83	0.75	73.13
	(0.007 7,0.009 3]	0.58	0.94	0.85	67.37
	(0.009 3,0.011 5]	0.56	1.15	0.89	58.53
	(0.011 5,0.014 6]	0.76	1.39	1.54	49.30
	(0.014 6,0.018 1]	1.04	1.78	1.20	46.42
	(0.018 1,0.021 9]	1.21	2.02	1.23	46.31
	(0.021 9,0.028 1]	1.41	2.35	1.49	42.41
	(0.028 1,0.038 0]	2.59	3.88	1.64	34.22
	(0.038 0,0.055 5]	2.73	5.03	1.66	23.52
	(0.055 5,0.372 6]	5.79	8.16	4.16	6.73

该样本采样的依据。尽管不同样本的CO_2稳态值及其达到稳态的时间存在差异，但所提出的模型能够在测量过程中基于当前时刻的预测不确定度进行实时判断，从而实现面向每个样本的自适应稳态预测。

3.4 测量加速效果及时间节省评估

本节选取下降段不确定度阈值为0.026 7，上升段不确定度阈值为0.014 6作为稳态预测可靠的判定条件，对测试数据集中的所有样本进行提前预测时刻进行实验统计，以评估深度学习模型在实际测量中的加速效果和节省时间能力，实验流程如下。

1）下降段提前预测判定。针对每个样本的下降段（down）随机选择一个起始位置，以模拟设备在任意时刻开始采集的实际情况。随后以单采样点为步长逐步扩展输入序列长度，并实时计算模型输出下降的不确定度。当下降段不确定度首次低于阈值0.026 7时，认为模型已经具备稳定预测能力。记录该时刻的CO_2浓度值及对应时间，作为“下降段提前预测点”。

2）上升段提前预测判定。为保持与真实测量过程中气路切换相一致，在完成下降段预测后，在上升段（up）中寻找与下降段提前预测点CO_2浓度最接近的位置，作为上升段起始点。随后同样以单采样点为步长逐步扩展输入序列，并计算不确定度。当不确定度首次低于阈值0.014 6时，即认为模型完成可靠预测，并输出提前预测结果。

通过对所有测试集样本进行上述实验，统计每个样本的下降段（down）和上升段（up）的MAE、输入时间序列长度，以及输入时间序列占比等指标数据，并计算所有样本数据的均值，最终得到模型在实际场景中的提前预测能力与加速表现。汇总统计结果如表4所示。

从表4中可以看出，在达到阈值时模型仍保持较高精度（MAE分别为0.69与0.97 μmol/mol），仅需使用部分输入数据即可完成稳态预测：下降段和上升段平均输入时间分别为54.14 s（40%）与71.54 s（61%），总体输入时间为125.68 s。在此基础上，可分别提前77.81 s与51.06 s停止测量，总体节省时间达128.87 s，约减少51%的测量周期。综上，该模型基于不确定度的提前终止策略可在保

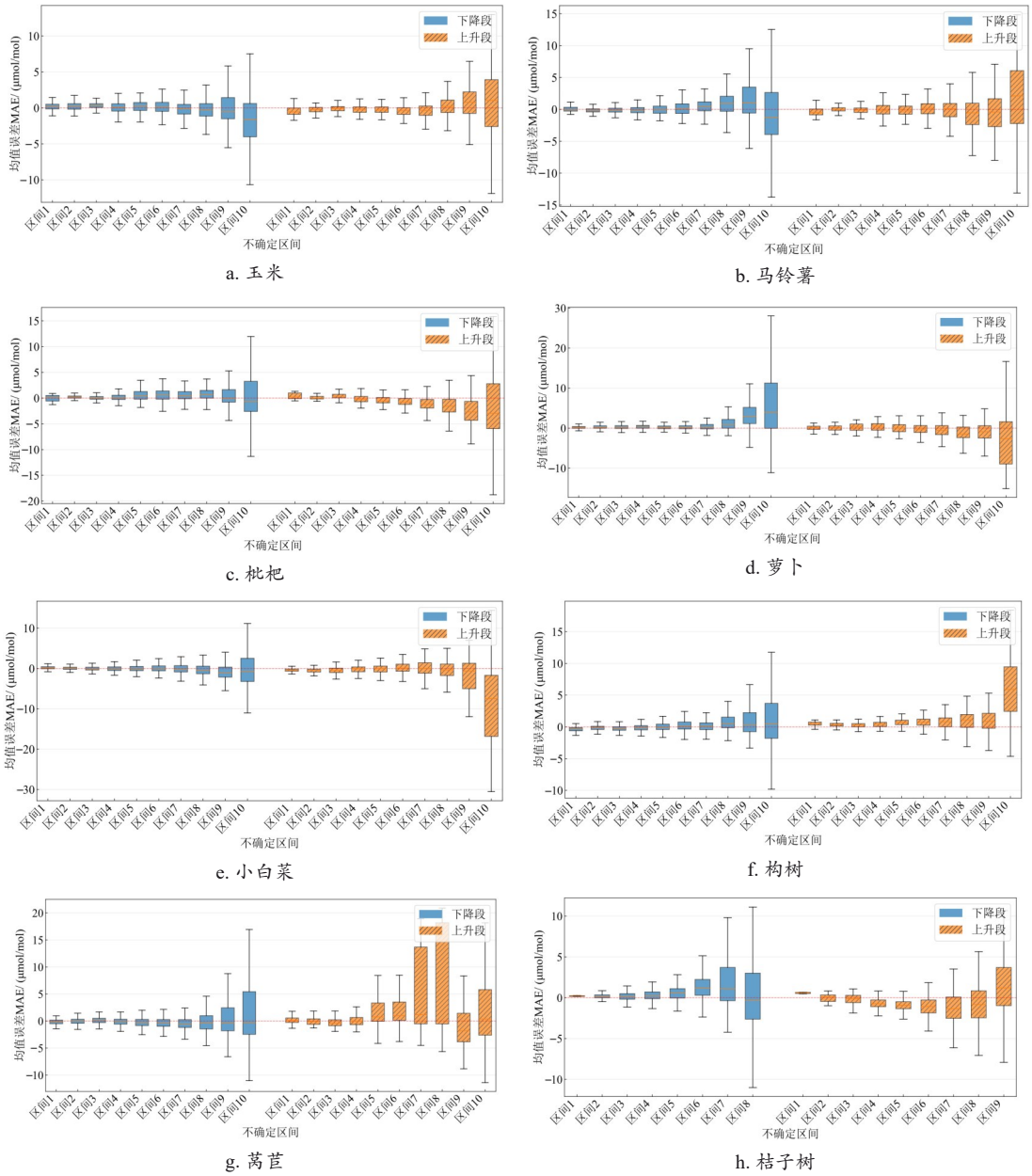


图 5　CO_2稳态浓度预测研究八种植物在不同不确定度区间内的下降段与上升段残差分布情况

Fig. 5　Distribution of residuals in the declining and rising phases of eight plants across different uncertainty intervals of CO_2 steady-state concentration prediction

表 4　CO_2稳态浓度预测研究基于不确定度阈值的提前预测性能与时间节省统计结果

Table 4　Statistical results of early prediction performance and time savings based on uncertainty thresholds of CO_2 steady-state concentration prediction

输入阶段	MAE/(μmol/mol)	输入时间/s	输入片段比	节省时间/s
down	0.69	54.14	0.40	77.81
up	0.97	71.54	0.61	51.06
total	/	125.68	0.49	128.87

注：“/”表示无数据。

证准确性的前提下显著提升光合作用过程中CO_2变化的测量效率。

为了进一步评估模型在不同生理特性与光合强度条件下的稳定性，本研究统计了各植物在低光强、中光强和高光强条件下达到可靠预测时的MAE与输入片段比Ratio，结果如图6所示。

从图6中可以看出，尽管植物种类与光照强度不同，模型在所有条件下的MAE均保持在较低的误差范围内，说明模型具有可靠的跨植物泛化能力。

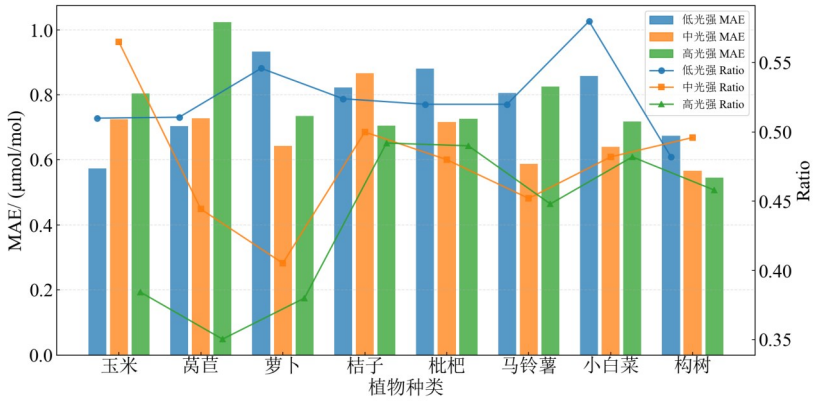


图 6 CO_2 稳态浓度预测研究：不同植物与光照条件下的预测误差与输入比例统计结果

Fig. 6 Prediction of CO_2 steady-state concentration: statistical results of prediction errors and input ratios under different plants and lighting conditions

4 讨论与结论

针对基于气体交换法的植物光合作用测量系统受植物光合生理特性、叶室体积、气体混合动力学及传感器动态响应的共同影响，测量系统达到稳态时间较长导致测量效率低下的问题，本研究建立的方法通过引入双分支时序编码网络与不确定度估计机制，实现了测量过程中动态响应数据的建模以及 CO_2 稳态值的提前预测，为气体交换光合测量系统的测量效率提升提供了新的技术路径。

针对单传感器结构的植物光合作用测量系统，本研究构建了双分支时序编码网络 DBE-TSNet，通过引入差分增强、跨通道卷积与线性通道变换模块对大量下降段与上升段的动态响应数据进行建模与验证。对比现有的典型时间序列预测模型，本模型能够准确捕捉 CO_2 浓度的动态变化趋势，实现模型预测值与真实稳态值的极高一致性。通过分析模型不确定度与误差关系，验证了模型输出的不确定度与误差呈现正相关性。基于误差以及 Ratio 等指标在各个不确定度区间内的显著变化特性，选取 0.026 7 和 0.014 6 为下降段与上升段的不确定度阈值，并以此作为稳态预测可靠性的判断标准。基于该阈值的提前预测实验结果表明：DBE-TSNet 模型可提前近一半时间预测出稳态 CO_2 浓度值，并且上升段和下降段的预测值与真实值的 MAE 均小于 1 μmol/mol，在保证预测精度的同时显著提高光合速率的测量效率。在不同植物种类和光照强度下，模型的 MAE 与输入片段比均保持稳定，表明其具有良好的泛化能力和提前预测效果。

综上所述，本研究提出的 DBE-TSNet 模型通过融合双分支时序编码与不确定度估计机制，利用待测样本在当前测试条件下的实时动态测量值，实现了对该样本在该测试条件下的 CO_2 稳态浓度的高效、准确提前预测。实验表明，该方法在保证预测可靠性的前提下，显著自适应缩短了测量时间，并适用于多种植物类型与光照环境，为气体交换光合测量系统的快速化与高效化提供了技术支撑，具备重要的理论与实用价值。

DBE-TSNet 模型的预测性能在一定程度上依赖于具体气体交换测量系统的硬件特性，例如，叶室结构尺寸、CO_2 传感器的动态响应特性等因素。当测量系统的硬件配置发生较大变化时，系统的动态过程分布将随之改变，从而影响已经训练好的模型对新系统稳态逼近轨迹的表征能力。因此，在不同型号或不同结构参数的测量系统中应用本方法时，应结合对应系统的动态特性开展针对性数据采集与再训练，或通过迁移学习与参数微调等方式实现快速适配，以进一步保证预测精度与泛化能力。本方法在 CO_2 稳态浓度预测任务中已体现出较强的工程应用潜力，未来研究可在此基础上，进一步探索多任务学习框架在植物生理监测中的应用，挖掘传感器动态响应序列中隐含的生理耦合信息，从而实现对净同化速率、气孔导度等多生理指标的同步估算。

利益冲突声明： 本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] STIRBET A, LAZÁR D, GUO Y, et al. Photosynthesis: Basics, history and modelling[J]. Annals of Botany, 2020, 126(4): 511-537.

[2] CALZADILLA P I, CARVALHO F E L, GOMEZ R, et al. As-

sessing photosynthesis in plant systems: A cornerstone to aid in the selection of resistant and productive crops[J]. Environmental and Experimental Botany, 2022, 201: 104950.
[3] PESSARAKLI M. Handbook of Photosynthesis[M]. Boca Raton: CRC Press, 2024.
[4] 靳川, 李鑫豪, 蒋燕, 等. 黑沙蒿光合能量分配组分在生长季的相对变化与调控机制[J]. 植物生态学报, 2021, 45(8): 870-879.
JIN C, LI X H, JIANG Y, et al. Relative changes and regulation of photosynthetic energy partitioning components in *Artemisia ordosica* during growing season[J]. Chinese Journal of Plant Ecology, 2021, 45(8): 870-879.
[5] VERMA K K, SONG X P, VERMA C L, et al. Predication of photosynthetic leaf gas exchange of sugarcane (*Saccharum* spp) leaves in response to leaf positions to foliar spray of potassium salt of active phosphorus under limited water irrigation[J]. ACS Omega, 2021, 6(3): 2396-2409.
[6] LIANG G T, LIU J H, ZHANG J M, et al. Effects of drought stress on photosynthetic and physiological parameters of tomato [J]. Journal of the American Society for Horticultural Science, 2020, 145(1): 12-17.
[7] BUSCH F A, AINSWORTH E A, AMTMANN A, et al. A guide to photosynthetic gas exchange measurements: Fundamental principles, best practice and potential pitfalls[J]. Plant, Cell & Environment, 2024, 47(9): 3344-3364.
[8] VON CAEMMERER S, FARQUHAR G D. A perspective: Some relationships between the biochemistry of photosynthesis and the gas exchange of leaves (Planta 153, 376–387)[J]. Planta, 2025, 262(2): 43.
[9] MOUSTAKA J, MOUSTAKAS M. Early-stage detection of biotic and abiotic stress on plants by chlorophyll fluorescence imaging analysis[J]. Biosensors, 2023, 13(8): 796.
[10] LIU Z Q, ZHAO F, LIU X J, et al. Direct estimation of photosynthetic CO_2 assimilation from solar-induced chlorophyll fluorescence (SIF) [J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 271: 112893.
[11] 张荣旭. 植物叶片光合功能色素荧光特征提取及便携式净光合速率检测仪器开发[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2023.
ZHANG R X. Extraction of photosynthetic functional pigment fluorescence characteristics of plant leaves and development of portable net photosynthetic rate detection instrument[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2023.
[12] SAATHOFF A J, WELLES J. Gas exchange measurements in the unsteady state[J]. Plant, Cell & Environment, 2021, 44(11): 3509-3523.
[13] LIM Y A, CHONG M N, FOO S C, et al. Analysis of direct and indirect quantification methods of CO_2 fixation *via* microalgae cultivation in photobioreactors: A critical review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021, 137(C). DOI: 10.1016/j.rser.2020.110579.
[14] YIN X Y, BUSCH F A, STRUIK P C, et al. Evolution of a biochemical model of steady-state photosynthesis[J]. Plant, Cell & Environment, 2021, 44(9): 2811-2837.
[15] YANG Q Y, ZHANG Y W, LIU N Y, et al. Variation in photosynthetic efficiency among maize cultivars and its implications for breeding strategy[J]. Journal of Experimental Botany, 2025, 76 (17): 5145-5160.
[16] 宋雪皎, 谷淑波, 高居荣. 利用CIRAS-3光合仪获取有效数据的探讨[J]. 分析测试技术与仪器, 2021, 27(3): 194-198.
SONG X J, GU S B, GAO J R. Discussion on obtaining effective data using photosynthesis instrument CIRAS-3[J]. Analysis and Testing Technology and Instruments, 2021, 27(3): 194-198.
[17] HORNYÁK M, GRZESIAK M, PŁAŻEK A. Measurements of leaf gas-exchange parameters using portable CIRAS-3 infrared gas analyzer, with a Parkinson leaf chamber (PLC6)[M]// Buckwheat. New York: Springer. 2024: 127-131.
[18] SHARIFANI K, AMINI M. Machine learning and deep learning: A review of methods and applications[J]. World Information Technology and Engineering Journal, 2023, 10(7): 3897-3904.
[19] KONG X J, CHEN Z H, LIU W Y, et al. Deep learning for time series forecasting: A survey[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2025, 16(7): 5079-5112.
[20] ZHU Y B, AL-AHMED S A, SHAKIR M Z, et al. LSTM-based IoT-enabled CO_2 steady-state forecasting for indoor air quality monitoring[J]. Electronics, 2023, 12(1): 107.
[21] 韦惠红, 李剑, 张文言, 等. 基于深度学习和支持向量机集成学习的$PM_{2.5}$浓度24 h预测[J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2022, 56(2): 262-269.
WEI H H, LI J, ZHANG W Y, et al. $PM_{2.5}$ 24 hours prediction based on deep learning and support vector machine stacking model[J]. Journal of Huazhong Normal University (Natural Sciences), 2022, 56(2): 262-269.
[22] IMANI S, Abdoli A, Beyram A, et al. Multi-window-finder: Domain agnostic window size for time series data[C]// Proceedings of the MileTS'21. New York, USA: ACM, 2021.
[23] MESBAH A, WABERSICH K P, SCHOELLIG A P, et al. Fusion of machine learning and MPC under uncertainty: What advances are on the horizon [C]// 2022 American Control Conference (ACC). Piscataway, New Jersey, USA: IEEE, 2022: 342-357.
[24] TANG X L, YANG K, WANG H, et al. Prediction-uncertainty-aware decision-making for autonomous vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, 2022, 7(4): 849-862.
[25] MERABET A, KANUKOLLU S, AL-DURRA A, et al. Adaptive recurrent neural network for uncertainties estimation in feedback control system[J]. Journal of Automation and Intelligence, 2023, 2 (3): 119-129.
[26] TAKARAGAWA H, ASAHI T, MITSUOKA M, et al. Establishment of a low-cost photosynthesis measurement system based on a single-board microcomputer and CO_2 sensors[J]. Photosynthesis Research, 2025, 163(5): 52.
[27] 沈春山, 夏银召, 肖宗涛, 等. 基于红外气体分析的植物光合作用自动监测仪研制[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(23): 2312001.
SHEN C S, XIA Y Z, XIAO Z T, et al. Development of plant photosynthesis automatic monitor based on infrared gas analysis[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(23): 2312001.
[28] 杨子龙. 基于移动感知的植物光合监测方法研究[D]. 合肥: 安徽农业大学, 2022.
YANG Z L. Research on monitoring method of plant photosynthesis based on mobile sensing[D]. Hefei: Anhui Agricultural University, 2022.
[29] ROY V, KHARE K, HOBERT J P. The data augmentation algorithm[PP/OL]. arXiv: 2406.10464, 2024.

Rapid Prediction Method for Steady-State CO_2 Concentration in Plant Photosynthetic Measurements with Uncertainty-Adaptive Adjustment

LUO Mingyang[1, 2, 3], DAI Hangyu[1, 2, 3], TANG Hao[1, 2, 3], WU Yingkui[4], GUO Ya[1, 2, 3*]

(1. *International Joint Research Center for Intelligent Optical Sensing and Application*, *Jiangnan University*, *Wuxi* 214122, *China*; 2. *Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry*, *Ministry of Education*, *Jiangnan Uni-*

versity, *Wuxi* 214122, *China*; 3. *School of Automation and Intelligent Science*, *Jiangnan University*, *Wuxi* 214122, *China*; 4. *Chloview Technology* (*Wuxi*) *Co.* , *Ltd.* , *Wuxi* 214122, *China*)

Abstract: [Objective] The gas exchange method is the most widely applied and most direct quantitative measurement technique in plant photosynthesis research. Plant photosynthetic measurement systems based on the gas exchange method usually rely on the "steady-state paradigm" to determine the photosynthetic rate and other physiological parameters. During the measurement process, the system needs to wait until the CO_2 concentration reaches a steady state. However, this process is affected by factors such as plant physiology, leaf chamber volume, and sensor response characteristics, which severely restricts measurement efficiency. To this end, a new method is proposed that predicts the steady-state CO_2 concentration in advance based on the dynamic response sequence of the sensor and adaptively determines the measurement termination time using predictive uncertainty. **[Methods]** A dual-branch encoding network, DBE-TSNet (Dual-Branch Encoder for Time-Series Network), was constructed. The overall architecture of the network consisted of dual feature encoders and an aggregation encoder. The dual feature encoders adopted a structurally symmetric and parameter-independent branch design. They combined differential enhancement, cross-channel convolution-linear channel transformation, and global average pooling to model the dynamic response processes of the CO_2 concentration decrease and increase stages perceived by the system, respectively. After concatenating the features of the two branches, the aggregation encoder generated a four-dimensional output vector through a two-layer multilayer perceptron decoder: predicted decrease value ($\hat{t}_1$), predicted decrease uncertainty ($\hat{\sigma}_1^2$), predicted increase value ($\hat{t}_2$), and predicted increase uncertainty ($\hat{\sigma}_2^2$). During training, a Gaussian negative log-likelihood loss function was adopted to simultaneously learn the steady-state prediction together with its associated predictive uncertainty, while sample weights were adaptively adjusted accordingly. By setting uncertainty thresholds, adaptive truncation of the input sequence was realized, enabling determination of the prediction timing and the steady-state value, thereby improving measurement efficiency. A photosynthetic measurement system was built based on a single CO_2 sensor, using a time-shared differential measurement mode. Gas exchange data was collected from eight plant species (corn, potato, radish, bok choy, lettuce, loquat, orange tree, and paper mulberry) under three light intensity levels (low, medium, and high) for model training and validation. **[Results and Discussions]** By comparison with six typical time-series prediction models, including one-dimensional convolutional neural network (1D-CNN) and recurrent neural network (RNN), the DBE-TSNet model achieved the best performance in the steady-state prediction task: The MAE of the decreasing stage was 1.22 μmol/mol, and that of the increasing stage was 2.07 μmol/mol; the R^2 values reached 0.996 and 0.984, respectively. To evaluate the relationship between model predictive reliability and output uncertainty, all test samples were divided into ten intervals according to the uncertainty output by the model, and the relationships between each interval and mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE) and mean absolute percentage error (MAPE), and the input segment ratio were counted. The results showed that as uncertainty gradually increased, the prediction error gradually increased, resulting in a significant decline in model predictive reliability. Based on this analysis, the uncertainty thresholds of the decreasing stage and increasing stage were determined to be 0.026 7 and 0.014 6, respectively. Early prediction experiments based on the set thresholds showed that under the premise of maintaining the error below 1 μmol/mol, the model saved about 128.87 s of measurement time on average, shortened the measurement cycle by about 51%, and significantly improved measurement efficiency. **[Conclusions]** DBE-TSNet integrated dual-branch encoding and uncertainty estimation mechanisms to achieve accurate and early prediction of steady-state CO_2 concentration in plant photosynthetic measurement, effectively solving the problem of long steady-state measurement time in the gas exchange method and transforming the traditional "waiting for steady state" process into a data-driven decision-making process of "dynamic steady-state prediction". The model showed stable performance under multiple plant species and multiple light conditions, with good generalization ability, and could provide key technical support for improving the efficiency of plant photosynthetic measurement systems based on the gas exchange method.

Key words: CO_2 gas exchange; time-series prediction model; uncertainty estimation; steady-state prediction; DBE-TSNet; plant photosynthetic measurement

Foundation items: National Natural Science Foundation of China (51961125102)

First author: LUO Mingyang, E-mail: lomyang@163.com
***Corresponding author:** GUO Ya, E-mail: guoya68@163.com