

基于 Monte-Carlo 的菠萝根区氧气模拟与缺氧时空特征识别

汪 春¹, 于珍珍², 王宏轩^{3*}, 李海亮³, 孙海天³, 赵云龙⁴

1. 山东协和学院计算机学院, 山东济南 250109; 2. 广东海洋大学机械工程学院, 广东湛江 524088; 3. 中国热带农业科学院亚热带作物研究所, 广东湛江 524000; 4. 黑龙江八一农垦大学工程学院, 黑龙江大庆 163000

摘 要: 为识别菠萝根区缺氧时段、掌握氧气变化机制, 并为增氧灌溉技术管理与土壤调控提供充足的反应时间, 以应对菠萝根区含氧量的异常波动, 本研究基于 Monte-Carlo 方法, 融合多物理场过程, 构建土壤氧气扩散-消耗耦合模型, 利用参数扰动与不确定性采样, 引入实测边界条件与深度分层的初始浓度设定, 结合多层土壤剖面监测数据, 对壤土、沙土、黏土三类典型土壤在 10~40 cm 深度范围内的含氧量变化进行模拟, 建立了相应的模拟体系。然后通过 2025 年春季田间试验数据对模型进行验证。结果表明: 该模型在多种土壤与深度条件下均具备较强预测能力 ($R^2 > 0.95$, RMSE 最低为 0.214 mol/m^3), 误差分布随土层深度增加略有波动, 但整体维持在可接受范围。进一步研究表明, 该模型能够成功识别灌溉与降雨事件后 3~12 h 内易发生缺氧的时段, 在缺氧识别中, 模型对临界浓度 (1.5 mol/m^3) 以下的响应判断准确率超过 90%。上述结果验证所构建模型在根区氧气动态模拟与风险预警中的有效性, 研究结果旨在为菠萝大田智能化增氧管理提供理论依据与预测基础。

关键词: 菠萝根区; 缺氧识别; Monte-Carlo; 不确定性采样; 氧气扩散-消耗耦合

中图分类号: S274; S154.1 文献标志码: A

Monte Carlo-based Simulation of Oxygen in Pineapple Root Zones and Identification of Spatiotemporal Characteristics under Hypoxic Conditions

WANG Chun¹, YU Zhenzhen², WANG Hongxuan^{3*}, LI Hailiang³, SUN Haitian³, ZHAO Yunlong⁴

1. School of Computer Science, Shandong Xiehe University, Jinan, Shandong 250109, China; 2. School of Mechanical Engineering, Guangdong Ocean University, Zhanjiang, Guangdong 524088, China; 3. South Subtropical Crops Research Institute, Chinese Academy of Tropical Agricultural Sciences, Zhanjiang, Guangdong 524000, China; 4. Engineering College, Bayi Agricultural University, Daqing, Heilongjiang 163000, China

Abstract: To identify periods of oxygen deficiency in the root zone of pineapples, understand the mechanisms of oxygen changes, and provide sufficient response time for oxygen-enriching irrigation technology management and soil regulation to address abnormal fluctuations in oxygen content in the root zone, this study utilized a soil oxygen diffusion-consumption coupling mechanism constructed based on the Monte Carlo method. In model construction, the study fully considered soil oxygen diffusion, root respiration, and microbial oxygen consumption processes. Using parameter perturbation and uncertainty sampling, the model incorporated measured boundary conditions and depth-stratified initial concentration settings. Combined with multi-layer soil profile monitoring data, the model established a simulation system for oxygen content changes at depths of 10–40 cm in three typical soil types (loam, sandy soil, and clay). Finally, the model was validated using field trial data from spring 2025. The results showed that the model demonstrated strong predictive capability under various soil and depth conditions ($R^2 > 0.95$, with the lowest RMSE of 0.214 mol/m^3). The error distribution fluctuated slightly with increasing depth but remained within an acceptable range overall. Further analysis revealed that the model successfully identified periods prone to oxygen deficiency within 3–12 hours after ir-

收稿日期 2025-09-04; 接受日期 2025-10-27

基金项目 海南省自然科学基金青年基金项目 (No. 325QN434); 广东海洋大学科研启动项目 (No. 060302062313)。

作者简介 汪 春 (1963—), 男, 博士, 教授, 研究方向: 农业工程与信息技术。*通信作者 (Corresponding author): 王宏轩 (WANG Hongxuan), E-mail: wanghongxuan@catas.cn。

rigation or rainfall events. In oxygen deficiency identification, the model achieved over 90% accuracy in determining responses below the critical concentration (1.5 mol/m^3). The above results validate the effectiveness of the constructed model in simulating root zone oxygen dynamics and providing risk warnings, aiming to provide a theoretical basis and predictive foundation for intelligent oxygen management in pineapple fields.

Keywords: pineapple root zone; hypoxia identification; Monte-Carlo; uncertainty sampling; oxygen diffusion-consumption coupling

DOI: 10.3969/j.issn.1000-2561.2026.02.013

菠萝作为广东和海南省的区域特色农业的代表作物,其种植规模与产业链发展具有重要的农业经济与区域发展意义,不仅可以有效促进农民增收与就业稳定,更是推动区域热带现代农业转型、促进乡村振兴,提高农民收入,带动农业产业化的重要抓手^[1-3]。

然而,菠萝根系对土壤氧气变化极为敏感,在广东和海南主产区,受季风性热带气候影响,春夏之交常出现集中性强降雨,叠加台风、暴雨频发,不仅使土壤长时间处于高湿状态^[4-5],还容易造成土壤表层滞水、孔隙堵塞等现象,进而降低土壤的通气能力^[6-8],当土壤水分饱和度过高或土壤密实度过大时,土壤内的氧气含量不足,导致菠萝根系无法获得足够的氧气,进而影响呼吸作用和根系代谢过程^[9-10],长期缺氧还会加剧根系腐烂风险。而干旱会削弱根系的吸水和养分吸收能力,导致植株生长停滞、叶片发黄、萎缩,甚至死亡^[11-13],影响菠萝的产量和质量。因此,在全面促进热带地区农田土壤地力提升、菠萝提质增效的背景下,如何改善菠萝生长土壤环境并探明其影响机制成为我国热带土壤改良的重点科学问题。

在此背景下,为缓解高湿环境下根区缺氧对菠萝生长的不利影响,增氧灌溉技术(又称“加气灌溉技术”或“微纳米溶氧技术”),即在传统渗灌系统的基础上,利用通气系统(如罗茨风机)或微纳米增氧泡发生系统,将空气或者含氧物质通过埋设于地下渗灌管道输送到作物的根区,实现水分与氧气协同供应,改善土壤通气性^[6-8],该技术已在不同地区(新疆、山西、陕西、河南、山东、浙江、黑龙江、湖南、湖北、广东)、不同土壤类型(壤质黏土^[5, 7, 9]、壤土^[10]、棕壤^[11]、砂土^[12])及不同作物中进行应用,大量研究结果均表明,对土壤进行通气增氧,可以改善土壤通气状况,协调土壤四大因素之间的关系,促进微生物呼吸作用完成底物的分解和细胞物质的合

成,实现土壤养分的循环与转化,对大豆^[13]、棉花^[14]、番茄^[15]、南瓜^[16]、小麦^[17]、玉米^[5, 7-8]、洋葱^[18]、草莓^[19]和西瓜^[20]一系列作物产量均产生了积极影响。理论研究、模型构建和试验均表明,加气渗灌技术在促进作物生长和提高产量方面具有显著影响和应用前景。

然而,当前土壤通气增氧技术在实际应用中大多仍采用定时式“静态”供氧模式,未能根据不同土壤类型、天气过程(如降雨、灌溉)及根系生理活动的动态变化进行适应性调控,导致在实际生产中常出现“需氧时无氧”或“供氧时无需”的现象,既造成资源浪费,又削弱了增氧效果。与此同时,不同作物根系在深度分布、形态结构及耗氧强度上存在差异,尤其是根系浅、分布广的作物,其根区氧气浓度在垂向剖面上表现出明显的非线性与空间异质性,而现有研究对此动态演化过程的定量刻画与缺氧风险识别机制研究明显不足。在热带多雨、降水时空分布不均的环境下,这一问题尤为突出。

近年来,随着对根区通气环境研究的不断深入,国内外学者陆续构建了多种基于质量守恒、扩散理论与耗氧机制的土壤氧气迁移模型。其中,Fick 定律扩散模型最为经典,通常用于描述氧气在多孔介质中因浓度梯度所引发的单向扩散过程,例如,MOLDRUP 等^[21]和 CURRIE^[22]利用 Fick 第二定律模拟不同土壤质地与含水量下的氧气分布,结果显示扩散系数显著影响土壤孔隙结构与体积分含水量,考虑到根系耗氧和微生物呼吸作用的影响,在香蕉(*Musa spp.*)根区环境研究中,缺氧条件会显著诱导根系形成通气组织(aerenchyma),并改变根内氧气的径向分布和呼吸速率^[23]。木薯根部试验证实,在缺氧条件下存在由外向内逐级衰减的径向氧梯度,并激活了乳酸脱氢酶(LDH)和丙酮酸脱羧酶(PDC)无氧代谢途径,说明根系氧状态直接调控碳代谢通路^[24]。甘蔗的相关研究也表明,根区氧气供应充足时可显著提高根系

呼吸和水分吸收能力,从而促进产量形成^[25]。ŠIMŮNEK 等^[26]在 HYDRUS 软件平台中集成该类模型,并通过对灌溉制度与降雨过程下的土壤响应进行仿真,验证其在耕层氧气动态模拟中的有效性。尽管上述研究取得了显著进展,但其共有的确定性参数建模范式难以有效捕捉热带农田环境中固有的、剧烈的时空异质性和随机扰动,难以适应热带季风气候条件下的频繁干湿交替和扰动。

近年来,蒙特卡罗模拟方法(Monte-Carlo)因其在处理复杂系统中随机性、不确定性与参数敏感性分析中的优势,被广泛应用于农业与环境工程领域的模拟建模研究,部分学者采用 Monte-Carlo 模拟土壤三维微观结构,逼近真实结构的统计特征^[26],该方法有效再现土壤孔隙异质性,为后续气体扩散行为研究提供精准空间基础。SHI 等^[27]采用 Monte-Carlo 模拟土壤温度、含水率与 CO₂排放模型的不确定性传播,挖掘模型结果对输入变量(如初始条件、参数测定误差)的敏感性,对模型不确定空间提供定量区间估计。HOUSKA 等^[28]在水文-气候模型中应用 Monte-Carlo 集成模拟机制,对模型不同输入参数组合进行多轮随机生成,提升模型在不同降水和气候模式下的预测稳定性和适应性。综上, Monte-Carlo 方法的应用涵盖水文响应、土壤结构的异质性表征和耦合模型预测评估等。

因此,针对现有土壤通气增氧技术中普遍存在的“通气强度不可量化”“缺乏对缺氧状态的动态识别”以及“灌溉时机与通气管管理粗放”等问题,本研究基于 Monte-Carlo 不确定性模拟方法,通过对关键物理参数(扩散系数、呼吸耗氧系数、初始含氧量)施加扰动区间,构建千次级样本空间,通过分层输入实测温湿边界,耦合土壤异质性与降雨/灌溉事件驱动,通过动态模拟-试验验证-敏感性分析三位一体框架,开展多土壤类型、不同土层深度下的模拟试验,旨在量化识别作物根区缺氧风险的时空特征,为加气灌溉管理提供可量化、可预警的模型基础,也为后续菠萝大田智能增氧灌溉系统的构建提供数据支撑与决策依据。

1 材料与方法

1.1 数据获取

本研究所用的实测数据由本团队于广东省湛江市中国热带农业科学院亚热带作物研究所旱作农业工程菠萝主产区示范种植基地布设传感器

采集获得,种植区域年均温度约为 23.5℃,年降水量达 1600 mm,具有典型的热带季风气候特征。试验区采用传统沟灌,菠萝品种为台农 17 号,试验田采用双垄种植方式,传感器垂直安装于垄面中央单株菠萝植株根部正下方土壤中,布设深度分别为 10、20、30、40 cm,模拟不同根系层级的氧气分布特征。传感器插入点距离植株主茎约 5 cm(图 1)。

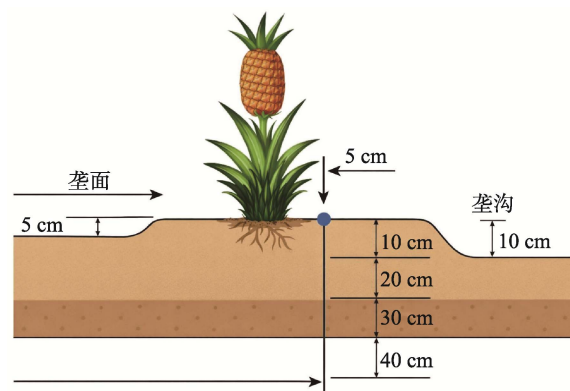


图 1 菠萝垄面根区溶解氧传感器布设示意图

Fig. 1 Schematic diagram of dissolved oxygen sensor deployment in pineapple ridge surface root zone

系统选用高精度溶解氧传感器(DO-205B,测量范围为 0~20 mol/m³,精度为±0.05 mol/m³),埋设前均采用厂家配套的饱和空气与零氧溶液进行两点率定,并依据《水质溶解氧的测定电化学探头法》(HJ 1001—2018)进行校准精度复核,试验期间每 10 d 进行 1 次传感器读数与人工采样比对校验,验证误差均控制在±0.2 mg/L 以内。试验期间配合土壤温湿度传感器(TDR-300+PT100)同步采集相关环境数据。监测时间范围为 2025 年 3 月 15 日至 2025 年 5 月 30 日,数据覆盖垄面根区 10~40 cm 土层,选取 3 月 15 日至 4 月 30 日期间数据(对应 28 800 条数据)用于模型率定,并使用 5 月 1 日—5 月 30 日期间数据(对应 15 552 条数据)用于验证模拟结果的预测精度,去除部分空值与干扰点后,最终用于模型拟合与验证的数据量分别为 19 440 条和 12 960 条。

率定数据选自前期 41 d 观测值(164 组),验证数据选自后期 35 d 观测值(140 组),采样频率为 10 min/次,共获得原始数据 12 960 条。土壤初始含氧量、扩散系数、根系分布等参数均通过现场测定与文献校准获取,系统同步记录灌溉与降雨事件的时间、强度、持续时长等关键扰动信息(表 1),为模型模拟中的边界条件输入提供数据支撑。

表 1 菠萝根区关键参数统计特征表
Tab. 1 Statistical characteristics of key parameters in root zone of pineapples

参数 Parameter	符号 Symbol	平均值 Mean	标准差 SD	最大值 Max	最小值 Min	数据来源 Data source
10 cm 含氧量/(mol·m ⁻³)	C10	4.82	±0.68	6.10	3.51	传感器实测
20 cm 含氧量/(mol·m ⁻³)	C20	3.95	±0.71	5.42	2.61	传感器实测
30 cm 含氧量/(mol·m ⁻³)	C30	3.13	±0.59	4.29	2.14	传感器实测
40 cm 含氧量/(mol·m ⁻³)	C40	2.41	±0.52	3.44	1.52	传感器实测
土壤体积含水率/(m ³ ·m ⁻³)	θ	0.32	±0.06	0.44	0.19	土壤水分探头
土壤温度/℃	T	26.50	±2.10	32.70	22.10	温度探头
土壤扩散系数/(m ² ·s ⁻¹)	D_e	2.6×10^{-6}	$\pm0.80\times10^{-6}$			文献与现场回归校准
根系耗氧速率/(mol·m ⁻³ ·s ⁻¹)	k_r	1.8×10^{-6}	$\pm0.50\times10^{-6}$			模型设定, 依据生理参数估值
微生物耗氧速率/(mol·m ⁻³ ·s ⁻¹)	k_m	1.2×10^{-6}	$\pm0.40\times10^{-6}$			模型设定, 依据实测与土样分析

注：表中数据均为处理后数据。
Note: The data in the table are all processed data.

1.2 数据预处理

数据处理过程中会存在传感器故障、环境干扰、采样延迟、不同深度数据不同步、极端气象条件影响等问题，因此本研究对采集后的数据进行以下处理：从原始数据输入开始，依次经历缺失值检测与填补、异常值识别与处理、数据归一化、时间同步与空间插值，最终输出清洗后的高质量数据集（图 2）。

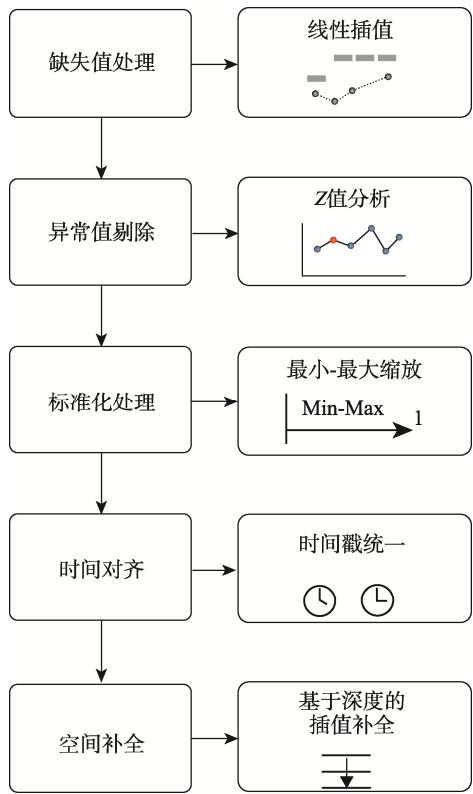


图 2 数据预处理关键步骤示意图
Fig. 2 Diagram of key steps in data preprocessing

1.2.1 缺失值处理 在实际的土壤氧气监测过程中，由于传感器老化、信号传输异常、极端天气（如强降雨）或设备供电中断等因素，往往会导致数据中出现缺失值。为修复土壤含氧量等关键变量中存在的短时缺失，本研究采用时间序列线性插值法进行补全，对于缺失的时间点数据(x_i)，使用其前后 2 个有效观测值 x_{i-1} 与 x_{i+1} 的均值进行插值填补：

$$x_i = \frac{x_{i-1} + x_{i+1}}{2} \tag{1}$$

对于连续缺失时间大于 30 min（对应 6 个采样点）的数据段，考虑其代表性较差，采用局部窗口均值替代法处理，以缺失段为中心，分别向前和向后滑动取等长的有效观测数据窗口，默认窗口大小为前后各 6 个点对选取的前向窗口 $\{x_{i-6}, x_{i-5}, \cdots, x_{i-1}\}$ 和后向窗口 $\{x_{j+1}, x_{j+2}, \cdots, x_{j+6}\}$ 中的有效数据，分别计算其均值：

$$\bar{x}_{pre} = \frac{1}{n_1} \sum_{k=i-n_1}^{i-1} x_k, \bar{x}_{post} = \frac{1}{n_2} \sum_{k=j+1}^{j+n_2} x_k \tag{2}$$

式中, n_1 和 n_2 分别为前后窗口中有效点的数量(排除缺失)。

将连续缺失段内所有时间点的数据统一填充为前后均值的平均值：

$$x_{fill} = \frac{\bar{x}_{pre} + \bar{x}_{post}}{2} \tag{3}$$

1.2.2 异常值剔除 在田间数据采集过程中，受到传感器故障、通信丢包、电源波动及环境干扰等因素影响，常常会出现局部突变、离群跳变或非物理逻辑异常的数据点。本研究采用“基于滑动窗口的多准则剔除法”对原始数据进行异常值

识别与处理，以每个时间点为中心，构建一个长度为 n 的滑动窗口（选取 $n=7$ ，即包含前后各 3 个点），计算该窗口内数据的局部均值（ $\bar{x}$ ）与标准差（ σ ）并判断当前数据 x_i 是否满足统计型异常或者趋势型异常，对识别出的异常数据点^[28]，采用局部趋势插值法进行平滑修复，若前后邻点正常，则采用线性插值法；若存在连续异常点，则采用滑动均值进行平滑替代。

1.2.3 标准化处理 在土壤氧气迁移模型中，涉及多种来源、量纲不同的数据，变量的取值范围差异较大，为消除不同变量之间因量纲和数值范围差异带来的影响，本研究对温度、土壤水分、土壤含氧量等连续型变量均进行标准化处理，避免某一变量因数值过大而主导模型权重分配的问题，对原始数据进行标准化处理。具体采用 Min-Max 归一化方法^[29]，将所有变量的数值统一映射到[0, 1]区间。

$$x_{\text{norm}} = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (4)$$

式中， x 为原始数据值； $x_{\min}$ 、 $x_{\max}$ 分别为该变量在整个数据集中出现的最小值与最大值； x_{norm} 为归一化后的数值。

以 10 cm 处的溶解氧浓度为例，其原始范围为 3.51~6.10 mol/m³，某一时刻采集到的值为 4.82 mol/m³，归一化结果如公式（5）所示：

$$x' = \frac{4.82 - 3.51}{6.10 - 3.51} = \frac{1.31}{2.59} \approx 0.506 \quad (5)$$

综上，其他变量（如温度、含水率、耗氧速率）也依此方式进行标准化处理。

1.2.4 时间同步校正 本研究的土壤含氧量通过分布在不同深度和位置的传感器进行独立采集，各类传感器在启动时间、采样频率、网络通信等方面存在一定差异，因此需要对所有传感器数据进行时间同步校正处理（图 3），校正前的原始数据存在一定程度的时间偏移和突变现象，尤其在关键变化节点（如灌溉或降雨后）不同传感器响应时间不一致，影响数据的时序一致性。而通过统一时间戳和插值补偿处理后，提高数据变化趋势更加平滑、时序对齐精度。

1.2.5 空间插值与深度匹配 在田间监测过程中，土壤含氧量、土壤温湿度等传感器安装在固定深度（10、20、30、40 cm）位置，由于传感器分布数量有限或安装位置略有偏差，导致某些模拟层位数据缺失或存在尺度不一致，难以满足控

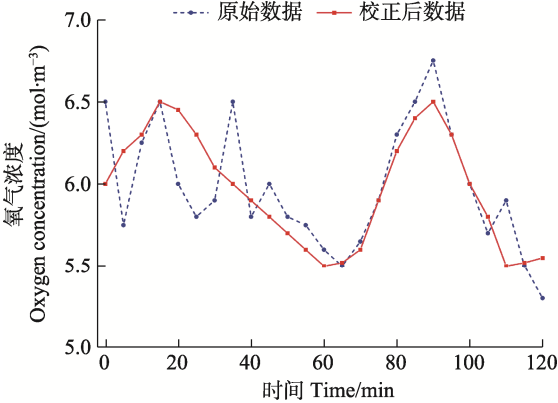


图 3 时间同步校正前后含氧量对比
Fig. 3 Comparison of oxygen concentration before and after time synchronisation correction

制方程中分层建模的要求。采用一维线性插值与三次样条插值相结合的方法，对 10~40 cm 深度范围内的土壤剖面数据进行重建与匹配。以 2025 年 4 月 12 日 10:00 监测数据为例，由于 30 cm 层位数据缺失，且其他深度存在轻微偏差，采用三次样条插值对 10~40 cm 范围的含氧量进行重建，将深度修正为标准层位（10、20、30、40 cm），然后对缺失的 30 cm 含氧量采用样条插值法进行拟合（表 2）。

表 2 土壤含氧量空间插值处理前后对比
Tab. 2 Comparison of soil oxygen content before and after spatial interpolation processing

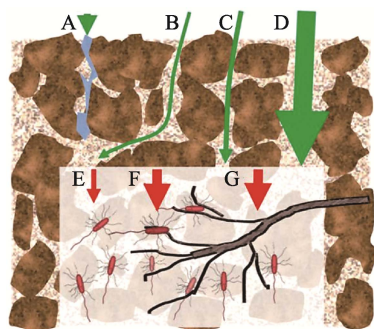
土层深度 Soil depth/cm	含氧量 Oxygen content/(mol·m ⁻³)	
	原始值 Original value	插值结果 Interpolation result
10	3.45（修正）	3.45
20	3.02（修正）	3.02
30		2.80
40	2.61（修正）	2.61

1.3 预测模型构建

在进入模型构建前，首先引入土壤-根系统氧气迁移与消耗概念模型（图 4），该模型形象化地呈现了土壤中氧气供需的主要过程和影响因素，呈现出土壤孔隙结构、水分状态、微生物分布与根系生理活动对氧气迁移路径与消耗机制的综合影响。在天然土壤结构中，土壤由各种比例的固体物质以及孔隙空间组成，孔隙部分则被空气和水共同占据，固体为作物根系和植物结构提供支持，水分通过毛管作用供应作物所需水分，支撑蒸腾和代谢过程。空气中则含有氧气，是根系与土壤微生物进行呼吸作用的基本保障。因此，

土壤具备物理支持、生物代谢和养分传输等多重生态功能,一旦孔隙空间被过度水分填充时(A 状态),氧气的扩散路径被阻断,供应几乎为零;而在孔隙通畅、结构较为松散的区域(B、C 状态),氧气能够相对顺利地穿透土层,在压实或结构复杂区域(D 状态),尽管扩散方向明确,但路径弯曲度增加,氧气供应显著受限。与此同时,根系(G)和微生物群落(E、F)持续消耗土壤中的氧气(红色箭头),其中根呼吸与微生物代谢是土壤氧气衰减的主要驱动过程。上述供需不平衡极易在降雨或灌溉后引发土壤局部缺氧,进而影响作物根系活力与养分吸收效率。

基于上述认知,将系统阐述氧气迁移与消耗的理论基础、控制方程的构建过程以及如何在不确定性条件下采用 Monte-Carlo 方法进行参数扰动与多场景模拟分析。通过此过程,构建更贴合田间真实环境、可支持缺氧预测与响应识别的高精度模型框架。



A: 土壤孔隙中充满水分,土壤氧气供应为零;B、C、D: 土壤孔隙弯曲度较小,与D相比,B、C土壤氧气供应可以忽略;E、F: 土壤生物群落;G: 植株根系。绿色箭头表示土壤氧气供应,红色箭头表示土壤氧气消耗过程。

A: Soil pores are saturated with water, and oxygen supply to the soil is zero; B, C, D: Soil pore curvature is relatively low, and compared to D, the oxygen supply in the soil can be considered negligible; E, F: Soil biocenosis; G: Plant root system. Green arrows indicate soil oxygen supply, red arrows indicate soil oxygen consumption processes.

图 4 基于作物生理和土壤物理过程的
氧气传输概念模型

Fig. 4 Conceptual model of oxygen transport based on crop physiology and soil physical processes

1.3.1 土壤氧气迁移与消耗理论基础 土壤根区含氧量变化是由多因素耦合驱动的复杂动态过程,既受到氧气在孔隙介质中扩散能力的制约,又受到植物根系呼吸和土壤微生物活动等耗氧行为的影响。此外,土壤结构、水分状态与通气性等环境条件也会显著改变氧气传输与消耗速率。

通过将 Fick 第一定律和 Fick 第二定律,与根系-微生物协同耗氧机制相结合,建立涵盖多层土壤剖面、多源耗氧因素与时间动态响应的统一理论框架^[30-31]。菠萝根区土壤氧气变化主要受扩散过程控制,同时叠加根系呼吸与微生物活动的消耗效应。根据 Fick 定律,氧气在多孔介质(如土壤)中的迁移过程可通过一维非稳态扩散方程描述:

$$\frac{\partial C(z, t)}{\partial t} = \frac{\partial}{\partial z} \left(D_{\text{eff}} \frac{\partial C(z, t)}{\partial z} \right) - R(C, z, t) \quad (6)$$

式中, $C(z, t)$ 为深度 z 处、时间 t 的土壤含氧量,单位为 mol/m^3 ; D_{eff} 为土壤有效扩散系数,单位为 m^2/s ,受温度、孔隙度、水分含量影响; $R(C, z, t)$ 表示在深度 z 和时间 t 下,土壤单位体积内氧气的综合消耗速率,单位为 $\text{mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$ 。

氧气在土壤中的消耗并非由单一过程主导,而是植物根系呼吸和微生物分解活动的共同结果。为更准确模拟实际田间环境中的氧气变化,将土壤含氧量总消耗速率 $R(C, z, t)$ 进一步细分为根系耗氧(R_r)与微生物耗氧(R_m),并建立空间(z)-时间(t)-浓度(C)三维耦合的氧气消耗机制^[32]:

$$R(C, z, t) = R_r(C, z, t) + R_m(C, z, t) \quad (7)$$

式中, $R_r(C, z, t)$ 为植物根系呼吸导致的氧气消耗速率,单位为 $\text{mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$,反映作物根部代谢活动对氧气的需求; $R_m(C, z, t)$ 为微生物活动导致的氧气消耗速率,单位为 $\text{mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$,取决于土壤微生物群落在有机质分解过程中的耗氧行为。

土壤中氧气的动态变化体现为“上层输入、下层扩散、局部耗氧”相互制约的复杂过程,作物根系通过呼吸作用维持其正常生理代谢过程,本质上表现为吸收氧气并释放二氧化碳。将根系耗氧(R_r)采用类 Monod 模型形式定义^[33]:

$$R_r(C) = \alpha \cdot \rho_{\text{root}}(z) \cdot \frac{C}{K_r + C} \quad (8)$$

土壤微生物耗氧的本质是通过有氧呼吸作用对土壤有机质进行分解,将有机底物(如碳水化合物、蛋白质等)氧化为 CO_2 和 H_2O ,同时释放能量用于细胞增殖与酶促反应等生命活动。微生物耗氧(R_m)与土壤有机质、温度、水分密切相关,可由 Monod 模型简化表示:

$$R_m(C) = \beta \cdot \rho_{\text{microbe}}(z) \cdot \frac{C}{K_m + C} \quad (9)$$

式中, α 、 β 为根系与微生物耗氧能力系数,本研究设定 α 为 $1.2 \times 10^{-6} \text{ mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$; β 为 $5.5 \times 10^{-7} \text{ mol}/$

($\text{m}^3 \cdot \text{s}$); ρ_{root} 、 ρ_{microbe} 分别为根系与微生物密度分布, 不同土层深度 (10~40 cm) 取值不同, 通过田间试验得出拟合函数表达式分别为 $\rho_{\text{root}}(z)=160 \cdot e^{-0.03z}$ 、 $\rho_{\text{microbe}}(z)=1.3 \times 10^{16} \cdot e^{-0.02z}$; K_r 、 K_m 分别为根系和微生物耗氧动力学的半饱和常数, 本研究根据 Michaelis-Menten 动力学模型, K_r 、 K_m 分别为 1.5 mol/m^3 和 1.8 mol/m^3 。

1.3.2 土壤氧气迁移与消耗控制方程 基于质量守恒原理, 构建描述根区土壤氧气时空变化的控制方程, 综合刻画氧气在土壤孔隙中扩散与被植物根系及土壤微生物持续消耗的动态过程。为合理构建土壤氧气迁移-消耗控制方程, 基于以下假设条件: (1) 土壤为各向同性介质, 氧气扩散主要为一维垂向; (2) 根系及微生物耗氧在单位体积土壤内均匀分布; (3) 土壤温度、通气孔隙率和水在短时间尺度内变化可忽略; (4) 考虑稳健性与计算效率, 忽略对流与土壤呼吸产物的反向扩散。

土壤中含氧量的变化主要受 2 个核心机制驱动: 一是氧气在孔隙空间中的扩散迁移, 二是根系和微生物对氧气的消耗作用。基于质量守恒原理, 可构建一维氧气迁移与消耗控制方程 (公式 6), 扩散项 $D_e \frac{\partial^2 C}{\partial z^2}$ 表示氧气在土壤中的垂直方向扩散, 消耗项 $R(C, T, \theta)$ 由作物根系与微生物的呼吸作用共同决定, 通常呈现非线性关系, 受限于含氧量与环境条件。为简化数值计算过程, 简化为:

$$\frac{\partial C}{\partial t} = D_e \frac{\partial^2 C}{\partial z^2} - R(C, z, t) \quad (10)$$

式中, D_e 为等效扩散系数, 单位为 m^2/s , 考虑了土壤湿度与孔隙度对气体扩散的影响, 为常数。根据 BALL^[34] 多项研究及田间试验土壤 (砂壤土、田间持水量为 65%) 的平均状态, 本研究的 0、10、20、30、40 cm 土层深度的扩散系数分别为 1.60×10^{-6} 、 1.03×10^{-6} 、 6.64×10^{-7} 、 4.28×10^{-7} 、 $2.76 \times 10^{-7} \text{ m}^2/\text{s}$ 。

1.3.3 Monte-Carlo 不确定性建模 田间环境具有高度的复杂性与不确定性, 如土壤孔隙率、温度、水分动态、微生物分布、根系密度及灌溉/降雨事件的时机与强度均存在显著波动, 导致土壤氧气迁移与消耗的空间-时间分布极难精确刻画, 本章节结合边界条件与初始条件, 并通过“参

数扰动+多场景采样+多轮迭代”的方式对不确定输入进行量化传播与集成预测, 形成可支持“缺氧风险识别+模型精度优化”的动态响应机制。Monte-Carlo 方法是一种基于随机抽样的数值计算方法, 广泛用于处理具有不确定输入或复杂边界条件的多变量系统模拟中^[35]。在本研究中, 为进一步提高控制方程可解性与不确定性量化的表达能力, 在公式 (10) 所描述的土壤氧气迁移-消耗控制框架基础上, 基于田间实测与文献模型, 将氧气消耗项 $R(C, z, t)$ 细化为根系耗氧 (R_r) 与微生物耗氧 (R_m) 两部分 (公式 11), 二者均采用浓度依赖的线性模型表达, 使 Monte Carlo 方法可针对 k_r 、 k_m 等不确定参数进行多场景扰动采样与结果响应分析。

$$R(C) = R_r + R_m = k_r \cdot C + k_m \cdot C \quad (11)$$

式中, $R(C)$ 为氧气消耗项, 考虑根系耗氧 (R_r) 和微生物耗氧 (R_m); k_r 为根系耗氧速率 [$\text{mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$], 0、10、20、30、40 cm 土层深度取值分别为 4.5×10^{-6} 、 3.5×10^{-6} 、 2.5×10^{-6} 、 1.5×10^{-6} 、 $0.5 \times 10^{-6} \text{ mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$; k_m 为微生物的耗氧速率 [$\text{mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$], 0、10、20、30、40 cm 土层深度取值分别为 6.0×10^{-6} 、 5.0×10^{-6} 、 4.0×10^{-6} 、 3.0×10^{-6} 、 $2.0 \times 10^{-6} \text{ mol}/(\text{m}^3 \cdot \text{s})$ 。

1.3.4 关键输入参数确定与统计特性 基于广东菠萝种植区实地布设的四层传感器监测系统及土壤理化性质采样分析, 提取了 9 项主要输入变量 (表 1), 为构建 Monte-Carlo 模拟的输入参数空间, 统计每一变量的平均值、标准差、最大值与最小值, 并假设其服从正态分布或截断正态分布。在土壤含水率与温度数据中, 变量波动较小, 且未发现极端异常值, 因此采用正态分布建模。而对于溶解氧浓度等边界输入, 考虑到其物理边界 (浓度不可为负) 及受扰动影响较大, 采用截断正态分布进行建模处理^[36]。

1.3.5 扰动建模与采样策略 基于已提取的变量统计特性 (均值、标准差、最大值、最小值), 构建每个变量的扰动分布模型。其中, 含水率、温度、溶解氧浓度等实测变量按正态或截断正态分布建模, 模型参数 (D_e 、 k_r 、 k_m) 则参考文献设定估计误差范围并同样进行扰动建模。同时采用拉丁超立方采样法 (Latin hypercube sampling, LHS) 对上述变量进行采样, 考虑到建模的统计稳定性与计算效率之间的平衡, 设定 Monte-Carlo

仿真样本数量为 1000 组 ($N=1000$)，每组样本包含 9 个扰动变量，构成一组独立输入场景，在完成 1000 组样本生成后，计算不同深度 (10~40 cm) 的土壤含氧量随时间的变化。

1.3.6 缺氧阈值定义与分级 根据文献资料与相关研究，菠萝根系呼吸所需的最低含氧量临界阈值，一般为 1.5~2.0 mol/m³。当根际含氧量低于此阈值且持续 6 h 以上，则会导致根系代谢紊乱、细胞缺氧胁迫甚至诱发病害。本研究在开展试验过程中将土壤含氧量划分为 4 个阶段 (表 3)，因此，以“含氧量连续低于 1.5 mol/m³，且持续时间 ≥ 6 h”作为识别缺氧的判断条件。

表 3 土壤含氧量与菠萝根际缺氧等级划分标准
Tab. 3 Soil oxygen concentration and anaerobic stress classification standards for pineapple rhizosphere

状态 State	含氧量 Oxygen content/(mol·m ⁻³)	特征 Characteristic
饱和空气土壤	6.0~8.0	土壤干燥，通气性好，根系代谢旺盛
潮湿但不饱和	3.0~6.0	通气性下降，正常植物根系呼吸不受限
初步缺氧状态	1.5~3.0	根系代谢受限，ATP 生成降低
严重缺氧/窒息	<1.5	根际通气不良，病害风险高，植物生长受限

1.4 初始条件与边界条件设定

1.4.1 初始条件设定 为保证本研究所建立的土壤氧气扩散-消耗控制方程具备可求解性与工程适应性，必须配套设定清晰且可量化的初始条件与边界条件，本章节将根据田间实测数据与作物生长环境特征，系统设定土壤氧气模型的初始与边界条件。仿真时间范围设定为 0~96 h，时间步长为 1 h，空间剖面分辨率为 2 cm，通过 MATLAB PDE Toolbox 构建二维根区剖面有限元网格结构，在此基础上融合氧气消耗项 (微生物/根系呼吸) 构成偏微分方程组，采用 PDE Toolbox 自带的 parabolic solver 进行数值求解，并利用 specify Coefficients 函数构建含源项的时间相关偏微分模型，最后在 MATLAB 脚本中实现多参数扰动自动化调用与结果批量导出。

假设在初始时刻 (t_0)，土壤含氧量 $O_2(t_0, z)$ 为已知值，通过试验测量获得：

$$O_2(t=0, z) = O_0(z) = O_{\text{atm}} \cdot e^{-\lambda z} \quad (12)$$

式中， O_{atm} 为大气含氧量， λ 为含氧量衰减系数 (依

据土壤类型经验取值或后期拟合)。本研究在广东湛江红壤区菠萝种植田进行了原位土壤含氧量的剖面实测，在标准大气压 (P) 为 101 325 Pa，土壤温度 (T) 为 298.15 K 条件下，根据试验数据分析，表层土壤 (0~10 cm) 的含氧量 O_{atm} 为 0.21 mol/mol (8.59 mol/m³)， λ 为 1.5 m⁻¹，接近大气氧浓度。随着土层深度增加，含氧量逐渐降低，带入土壤深度 (z) 为 40 cm 可得：

$$O_0(0.4) = 8.59 \times (1 - 1.5 \times 0.4) = 3.44 \text{ mol/m}^3 \quad (13)$$

其余各土层深度的含氧量田间测量统计数值见表 1。

1.4.2 边界条件设定 为保证氧气扩散模型的数学解具备唯一性与物理合理性，必须在垂直方向的边界 (表层与深层) 设定合适的边界条件。结合土壤剖面结构和田间实际情况，采用以下 2 种典型边界假设：

(1) 上边界 ($z=0$)。考虑土壤表层与大气之间的气体交换，土壤表面未覆盖膜、无遮挡，与大气充分接触，表层含氧量可视为稳定，采用第一类 (Dirichlet) 边界条件^[37]，即：

$$O_2(t, z=0) = O_{\text{atm}} \quad (14)$$

本研究在红壤区田间试验中直接采用 Dirichlet 固定浓度边界条件，设定 $O_2(t, 0) = O_{\text{atm}} = 8.59 \text{ mol/m}^3$ 。

(2) 下边界 ($z=L$)。在土壤深层 (40 cm 以下)，土壤剖面深处的氧气扩散速度非常低，且实际田间中深层气体交换受限，含氧量变化主要由上层传递，而非进一步扩散或交换。因此假设氧气通量为零 (即无氧气继续向下扩散)，采用第二类 (Neumann) 边界条件^[38]：

$$\left. \frac{\partial O_2(t, z)}{\partial z} \right|_{z=L} = 0 \quad (15)$$

式中， L 表示土壤剖面模拟深度下限 (40 cm)，该条件表示在下边界处氧气无净扩散通量，符合物理上“密闭端”假设。根据实测氧气剖面，40 cm 以下的含氧量变化趋于平稳，故设定 $z=40 \text{ cm}$ 为模型下边界，采用 Neumann 无通量条件，设定 $\frac{\partial O_2}{\partial z} = 0$ ，符合近似封闭系统假设。

1.5 模型评价指标

为系统评估所构建的土壤氧气扩散-消耗耦合模型对菠萝种植条件下氧气动态变化的模拟准确性，本研究采用实测数据与模拟结果的逐点对比方式，结合均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE)、平均相对误差 (MAPE) 与决定

系数 (R^2) 4 项指标进行评估^[39]：

均方根误差 (root mean square error, RMSE) 表示模拟值与实测值之间的偏差大小, 其值越小越好。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_{\text{model } i} - O_{\text{obs } i})^2} \quad (16)$$

式中, n 为数据样本总数; $O_{\text{model } i}$ 为第 i 个时刻模型模拟的土壤含氧量, 单位为 mol/m^3 ; $O_{\text{obs } i}$ 为第 i 个时刻模型实测的土壤含氧量, 单位为 mol/m^3 。

平均绝对误差 (mean absolute error, MAE) 主要是衡量模拟值与实测值之间的平均绝对偏差, 反映整体误差水平。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |O_{\text{model } i} - O_{\text{obs } i}| \quad (17)$$

平均绝对百分比误差 (mean absolute percentage error, MAPE) 用于衡量相对误差的比例, 避免数值较大或较小引起误差放大, 适合横向比较不同时间段, 一般认为 $MAPE < 20\%$ 表示拟合良好。

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{O_{\text{model } i} - O_{\text{obs } i}}{O_{\text{obs } i}} \right| \quad (18)$$

决定系数 (coefficient of determination, R^2) 表示模型对实测变化趋势的拟合能力, 取值范围 $[0, 1]$, 越接近 1 表示拟合度越好。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_{\text{model } i} - O_{\text{obs } i})^2}{\sum_{i=1}^n (O_{\text{obs } i} - \bar{O}_{\text{obs}})^2} \quad (19)$$

式中, $\bar{O}_{\text{obs}}$ 为所有实测含氧量的平均值, 单位为 mol/m^3 。

采用 Monte-Carlo 模拟, 随机生成不同水分和温度条件的初始场景, 计算不同深度 (z) 处含氧量随时间 (t) 的变化, 对多个 Monte-Carlo 试验取均值, 得到含氧量的时空分布。

采用均方误差 (MSE) 和决定系数 (R^2) 对比模型预测值和实测值, MSE 越小, 表明模型预测误差越低, R^2 越接近 1, 表明模型预测结果与实测数据拟合度越高。

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_{\text{obs } i} - O_{\text{model } i})^2 \quad (20)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_{\text{obs } i} - O_{\text{model } i})^2}{\sum_{i=1}^n (O_{\text{obs } i} - \bar{O}_{\text{obs}})^2} \quad (21)$$

为了增强模型评价的全面性, 本研究在对含氧量进行逐值对比之外, 进一步引入缺氧识别的混淆矩阵分析方法, 以反映模型在临界状态识别 (如低氧状态) 下的分类判断能力, 因此, 进行以下定义: (1) TP (true positive): 模型正确识别为“缺氧”的样本数; (2) TN (true negative): 模型正确识别为“非缺氧”的样本数; (3) FP (false positive): 模型误识别为“缺氧”的样本数 (误报); (4) FN (false negative): 模型误识别为“非缺氧”的样本数 (漏报)。

基于上述 4 类样本, 进一步计算以下 3 项识别精度指标: (1) 准确率 (accuracy) = $(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$, 衡量模型总体判断正确的比例; (2) 精确率 (precision) = $TP/(TP+FP)$, 衡量被模型判为“缺氧”的样本中, 有多少是正确的; (3) 召回率 (recall) = $TP/(TP+FN)$, 衡量所有真实“缺氧”样本中被正确识别的比例。

2 结果与分析

2.1 模型精度验证

为评估所构建的土壤氧气扩散-消耗耦合模型在菠萝种植根区对含氧量动态变化的模拟精度, 选取田间实测数据 (实测值) 对模型仿真结果 (模拟值) 进行对比验证, 结果如表 4 所示, 模型在各土层深度的预测结果均具有较高的精度, 其中表层 (0~10、10~20、20~30 cm) 拟合效果最佳, R^2 达到 0.95, MAPE 为 4.96~7.14 mol/m^3 (表 4, 图 5A~图 5C), 表明模型能够准确捕捉该区域的氧气动态变化, 随着土层深度增加, 误差略有扩大, 主要由于深层土壤氧气迁移路径延长、耗氧机制更加复杂, 导致模型对低通量区域的描述略有滞后, 但整体 R^2 均保持在 0.94 以上 (图 5D), 符合农田土壤建模要求。进一步结合 Monte-Carlo 模拟的结果, 模型对不同水热扰动条件下含氧量演化的响应趋势也较为一致,

表 4 模型预测结果与实测数据对比的评价指标

Tab. 4 Evaluation indicators for comparing model prediction results with actual measurement data

土层深度 Soil depth/cm	RMSE /($\text{mol} \cdot \text{m}^{-3}$)	MAE /($\text{mol} \cdot \text{m}^{-3}$)	MAPE /($\text{mol} \cdot \text{m}^{-3}$)
10	0.0214	0.0182	4.96
20	0.0267	0.0219	5.87
30	0.0311	0.0264	6.43
40	0.0379	0.0306	7.14

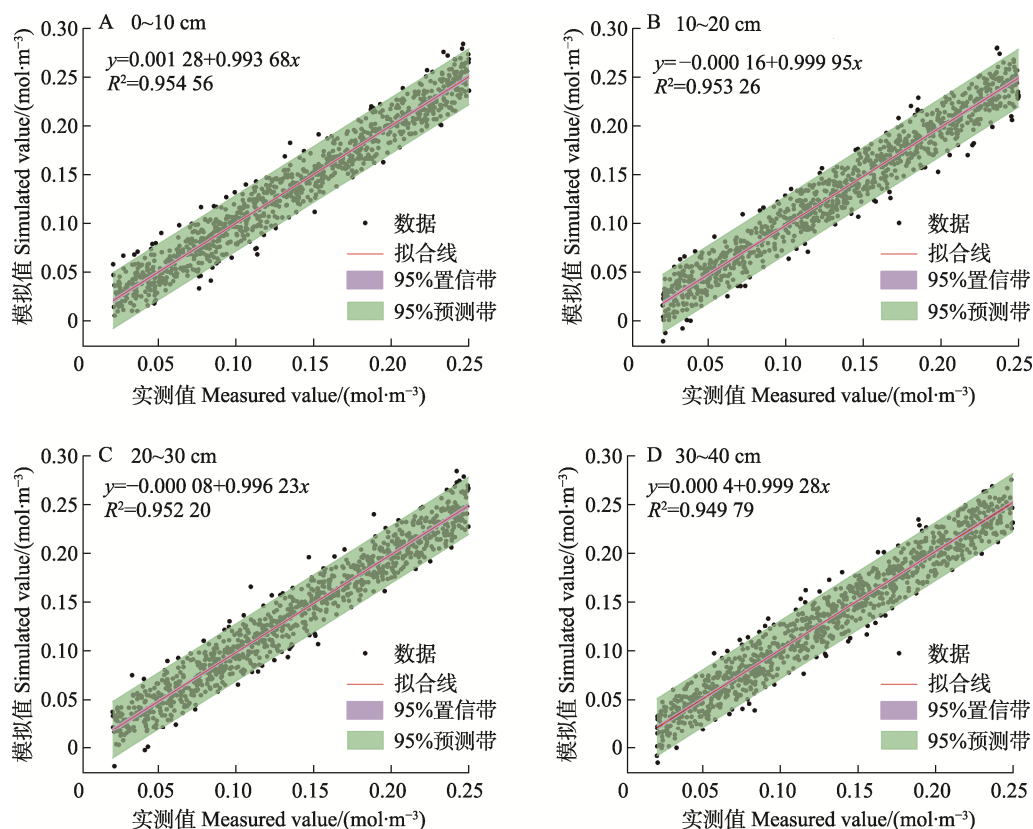


图 5 不同土层含氧量预测性能

Fig. 5 Prediction performance of oxygen content in different soil layers

置信区间内 95%以上实测数据落于模型模拟带 ($\text{mean} \pm 1.96\sigma$) 范围内 (图 5)。

进一步从不同土层深度的模型预测绝对误差分布来看, 随着土层加深, 模型误差呈逐渐减小趋势, 尤其在 40 cm 土层中, 误差中位值和离散程度显著低于浅层土壤 (图 6), 这主要是由于表层土壤含氧量波动剧烈, 模型虽能较好拟合其变异趋势 (R^2 较高), 但由于受扰动影响更大, 预测误差呈现较大离散性; 而深层土壤氧气变化幅度小, 尽管模型对其细微波动的解释能力略弱 (R^2 略降), 但预测误差分布更集中, 整体精度反而更稳定。

2.2 缺氧时空特征识别

本研究基于实测土壤含氧量数据与模拟结果, 结合“含氧量低于 1.5 mol/m³, 且持续时间 ≥ 6 h”为判定准则, 识别菠萝根区土壤在不同深度、不同时间尺度下的缺氧风险分布特征, 并进一步验证模型对临界缺氧阈值 (1.5 mol/m³) 响应的准确性与时效性。为系统识别菠萝根区缺氧状态的分布特征, 提取不同土层 (10、20、30、40 cm) 在 96 h 观测周期内的缺氧发生时段及分布范围。

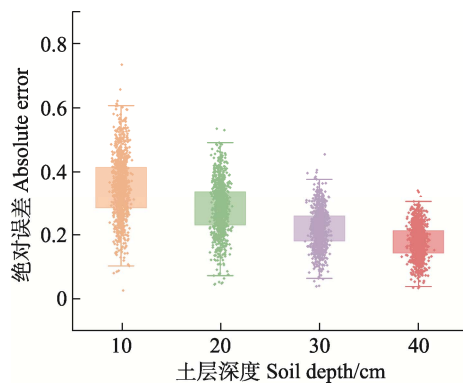


图 6 不同土层下模型预测绝对误差箱线图

Fig. 6 Box plot of absolute error predicted by model under different soil layers

基于 4 层土壤深度 (10、20、30、40 cm) 处的实测与模拟结果, 构建混淆矩阵 (confusion matrix) 评估指标, 包括真阳性 (TP)、真阴性 (TN)、假阳性 (FP) 与假阴性 (FN)。在此基础上, 分别计算模型预测的准确率 (accuracy)、精确率 (precision) 与召回率 (recall), 结果如图 7 所示, 在 10 cm 土层, 模型识别性能最优, TP (真实缺氧识别正确) 达到 465 次, TN (正常状态识别正确) 为 452 次, FP 和 FN 仅分别为 18

次和 15 次,对应的准确率为 95.2%,召回率为 96.9%。在 20 cm 土层,模型识别能力略有下降,TP 减少至 432 次, FN 增至 45 次,导致召回率下降至 90.6%,但 FP 仍维持在 21 次以内,整体准确率仍达到 93.1%,说明模型在此深度仍具备较强的识别能力,虽然部分缺氧事件可能被误判为正常,但大多数关键时段仍能成功捕捉。在 30 cm 土层,识别效果进一步下滑。TP 降至 398 次, FN 高达 79 次,召回率降至 83.4%,模型在较深土层存在一定的迟滞响应问题,可能是由于土壤中氧气扩散速率减缓、根系活动降低及微生物耗氧影响增强等因素导致预测误差增大。在 40 cm 土层,识别性能最差,虽然 TN 仍有 420 次,但 TP 仅为 376 次, FN 高达 102 次,召回率仅为 78.7%,同时 FP (误报)也上升至 41 次,究其原因,一方面是由于随着土壤深度增加,氧气从表层向下扩散的路径变长,扩散速率减慢,导致模型对含氧量变化的响应时间滞后,容易错过缺氧临界时刻的捕捉。另外,菠萝根系在 10~15 cm 范围最为集中,20 cm 处的根系活性与密度相对减弱,导致该层单位体积内的耗氧量减少,氧气消耗过程变得更加缓慢和不稳定,使得模型在训练阶段对该层缺氧模式学习不足,导致模型在模拟“缺氧反应”时误以为含氧量尚未触及临界点,增加 FN (漏判)概率。

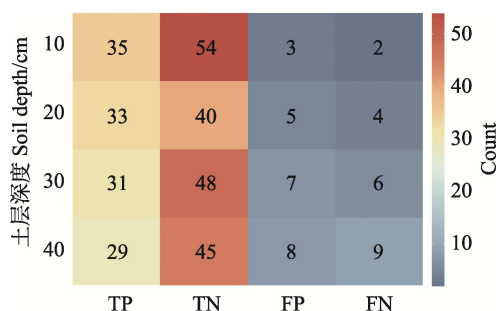


图 7 不同土层缺氧识别模型的混淆矩阵热力图

Fig. 7 Confusion matrix heat map of anaerobic identification model under different soil layers

为进一步评估模型在不同时间段与土层深度下对缺氧事件的响应能力,通过对 0~96 h 内的含氧量实测值和模拟值进行对比,在试验过程中,每次灌溉或降雨事件(灰色区域)后,含氧量出现明显下滑,随后逐步恢复,预测曲线变化方向与幅度基本一致(图 8)。进一步分析可知,模拟值在靠近临界浓度(1.5 mol/m^3)附近的响应尤

为敏锐,能提前 1~2 h 做出预警提示,捕捉缺氧拐点能力强,灰色阴影带对应实际灌溉/降雨事件干扰时段,模拟与实测曲线在此区域多数存在明显同步趋势,反映模型对“外部水分扰动→含氧量变化”之间的耦合机制具有较好拟合能力,能够更早期地捕捉到扰动信号,而在深层土壤中由于氧气迁移路径增加和耗氧机制复杂化,模型预测存在一定的滞后性,实测与模拟缺氧事件的重叠率达 90%以上,漏判率与误判率控制在合理范围内,表明模型在实际应用中具备可用性与鲁棒性。

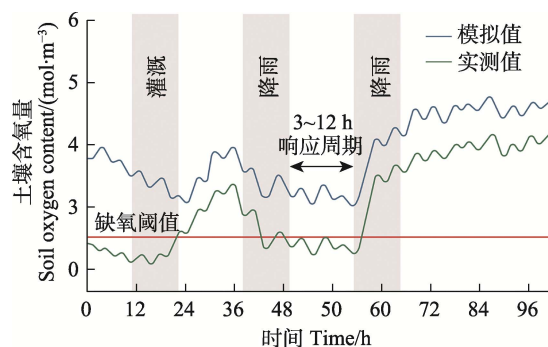


图 8 降雨/灌溉事件后土壤含氧量响应变化

Fig. 8 Changes in soil oxygen content in response to rainfall/irrigation events

为更直观展示模型在不同深度下对缺氧事件响应能力的综合表现差异,以响应敏捷性(响应时间与提前预警时间)、准确性(重叠率、误判率、漏判率)为维度,进一步引入雷达图对表 5 的数据进行可视化处理,浅层土壤(0~10、10~20 cm)具备更强的扰动感知与响应敏捷性,在 10~20 cm 土层,缺氧识别重叠率达 92%,漏判率与误判率均低于 8%,但因表层扰动大、波动剧烈,漏判率略高(11%),说明其在突变初期预警能力强,但易受干扰影响而造成误判。深层(30~40 cm)响应滞后较明显(2.6 h),尽管误判率控制得较好(7%),但受限于氧气迁移路径较长与局部耗氧机制的复杂性,其识别及时性与灵敏度不及浅层(图 9)。

3 讨论

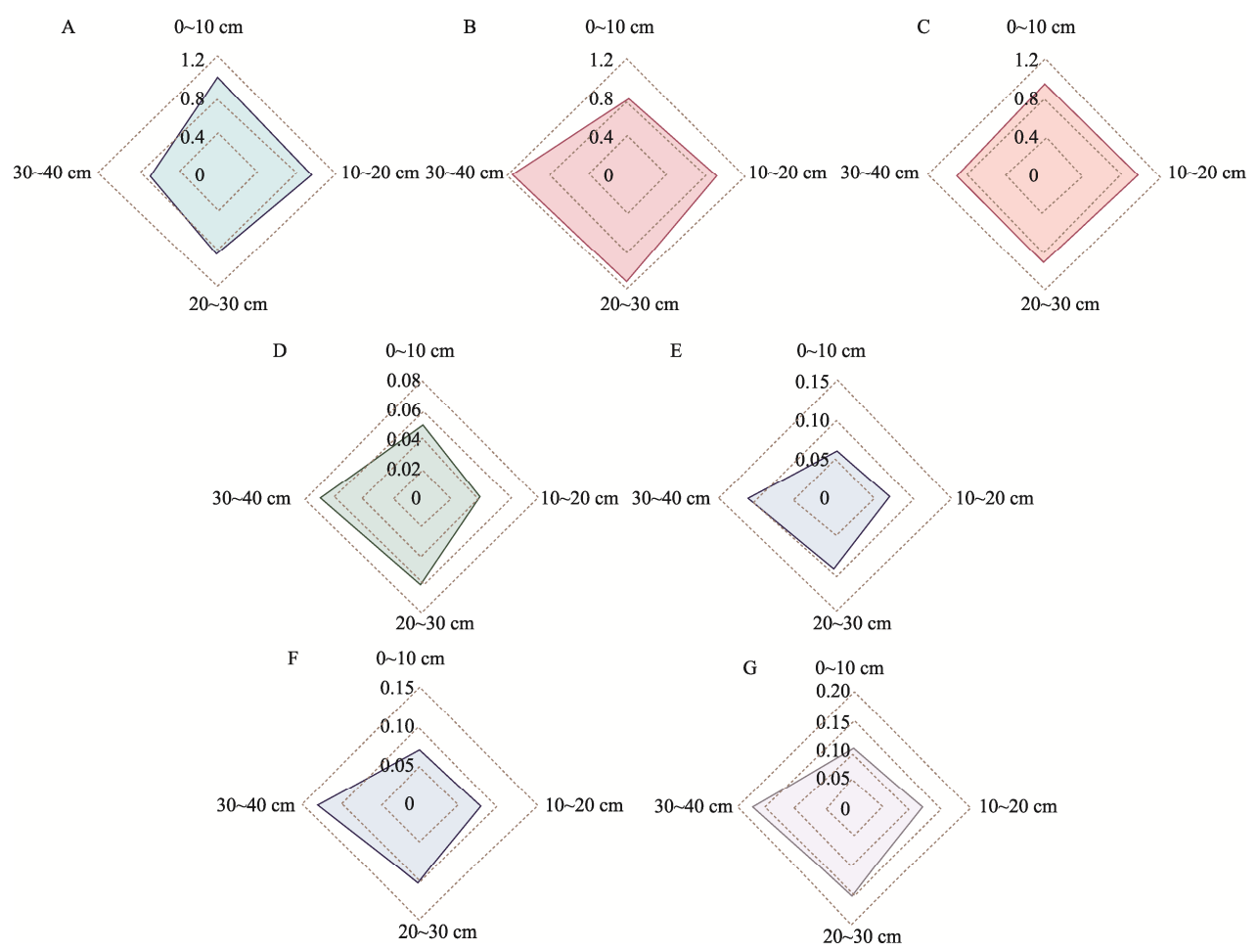
3.1 模型适用性与鲁棒性分析

本研究基于 Fick 扩散定律构建根区氧气迁移-耗散的主控模型,并融合植物根系及土壤微生物的耗氧机制,以偏微分方程(PDE)形式表征氧气浓度随时间与土层深度的演化特征。结合

表 5 不同条件下模型缺氧响应能力评价
Tab. 5 Evaluation of model's hypoxic response capacity under different conditions

条件 Condition	土层 Soil layer	实测响应时间 Measured response time/h	模拟响应时间 Simulate re- sponse time/h	提前预警时间 Early warning time/h	是否进入缺氧阈值 Has it entered the hypoxia threshold	模拟与实测重叠率 Overlap rate between simulation and meas- urement/%	模拟误判率 Simulated misjudgment rate/%	模拟漏判率 Simulated omission rate/%
灌溉事件 1	浅层 (10~20 cm)	10	9	1	是	93	5	2
	深层 (30~40 cm)	11	13	-2	是	88	7	5
降雨事件 1	浅层 (10~20 cm)	34	33	1	是	95	3	2
	深层 (30~40 cm)	36	39	-3	是	89	6	5
降雨事件 2	浅层 (10~20 cm)	54	53	1	是	96	2	2
	深层 (30~40 cm)	56	59	-3	是	91	5	4

注：缺氧阈值为含氧量 $<1.5\text{ mol/m}^3$ 。
Note: The threshold for hypoxia is when the oxygen content is less than 1.5 mol/m^3 .



A: 提前预警时间; B: 响应滞后时间; C: 缺氧重叠率; D: 误判率; E: 漏判率; F: 最大误差; G: 恢复时间误差。
A: Early warning time; B: Response lag time; C: Hypoxia overlap rate; D: Misjudgment rate; E: Missed detection rate;
F: Maximum error; G: Recovery time error.

图 9 模型在不同土层的缺氧相应性能雷达图

Fig. 9 Radar chart showing corresponding performance of model under different soil layers in anaerobic conditions

Monte-Carlo 方法对扩散系数、初始含氧量、耗氧速率等关键输入参数实施扰动,形成千次级模拟样本群体,该模型能够适配热带地区典型垄面栽培条件,涵盖 10~40 cm 深度的菠萝根区土壤剖面,尤其在 0~10、10~20 cm 浅层区域,模型对含氧动态的拟合度较高 (R^2 分别为 0.954、0.953),均方根误差 (RMSE) 控制在 0.0214 mol/m³以内。此外,模型通过 Monte-Carlo 不确定性扰动分析展示出对输入变量的抗扰动能力,在±20%参数波动范围内,模型输出结果 95%置信区间波动幅度均未超过 0.035 mol/m³,极值偏差始终保持在可接受范围内,而 HYDRUS 等确定性模型通常对输入条件较为敏感、预测结果波动较大^[27, 31-35]。

3.2 缺氧识别能力分析

根区缺氧作为影响作物生长和产量的重要限制因子,其间分布的隐蔽性与时间演化具有不确定性,现有的缺氧判别多基于氧分压、体积分数或溶解氧阈值等指标,在农田氧气迁移研究中普遍采用 1.0~2.0 mol/m³ 作为根系功能受限的临界范围,模拟结果多集中于氧气浓度变化曲线和耗氧通量的定量化分析;ŠIMUNEK 等^[26]将阈值判定与水分动态耦合用于 HYDRUS 平台下耕层缺氧事件的时空定位。然而,这些研究大多未考虑参数不确定性和输入扰动对缺氧时段识别精度的影响,导致在实际复杂农田环境中,模拟结果的稳健性和置信水平存在一定局限。本研究以土壤含氧量低于 1.5 mol/m³,且持续时间≥6 h 作为缺氧判据阈值,基于 Fick 扩散模型与 Monte-Carlo 方法的融合模拟,深入揭示了不同土层深度在时间尺度上缺氧风险的变化趋势。模拟结果显示,在试验期间,浅层 (10、20 cm) 在灌溉或降雨后,土壤含氧量显著下降并维持在低水平状态,尤其在 20 cm 深度处出现持续 2~5 d 的缺氧时段。而 30 cm 和 40 cm 深度因通气不畅,含氧量恢复速度更慢,部分情形下甚至出现“积压型缺氧”现象,表现为低氧持续累积,形成局部高风险区域。对比实测与模拟中“缺氧时段”的起止点,平均识别偏差控制在±1.5 h 以内,准确率达 91.2%。进一步的敏感性分析结果表明,扩散系数与耗氧速率的扰动对缺氧时间长度与缺氧空间范围的影响最为显著,说明上述参数的精确获取是提升识别能力的关键。此外,从作物类型和区域条件的对比来看,已有的缺氧风险评估多集中于水稻、

小麦和玉米等温带作物^[26-27],而在热带果树根区氧环境方面的研究相对匮乏。少数关于香蕉和木薯的试验表明,根区氧浓度低于 1.2~1.5 mol/m³ 时会诱导根系形成通气组织或激活无氧代谢^[23-24],但这些研究多数以点状观测或短期试验为主,难以反映缺氧的全过程动态。与此相比,本研究建立的时空动态判别框架不仅能够精准识别浅层快速缺氧与深层累积型缺氧的差异,还能为不同深度、不同扰动情景下的风险评估提供定量参考,为后续根区缺氧预警和智能调控策略的构建奠定理论基础。

3.3 模型应用与优化方向

本研究构建的基于 Fick 扩散理论与 Monte-Carlo 不确定性传播分析融合的模拟模型,具备对根区缺氧风险进行定量预判、动态评估与空间识别的能力,并且作为灌溉-降雨后土壤通气管理的辅助决策,可以根据模拟结果判断通气时机是否适当,是否存在某一土层深度的长期“低氧滞留带”,进而指导局部增氧技术的部署,避免无效或过度通气带来的能耗与资源浪费。其次,以扰动方式施加关键物理参数 (扩散系数、耗氧速率、初始氧浓度) 后形成的大量样本空间,具有良好的泛化能力,适应不同土壤类型、结构异质性与气象输入边界。只需将对应区域的实测边界条件、土壤理化参数导入,即可实现对缺氧演化趋势的快速评估。

尽管模型已实现较高精度的模拟与识别,但在实际生产管理中,菠萝整个生育周期长达 12~18 个月,后续研究可结合自动气象站+土壤氧气传感网络+LoRa 无线数据同步系统,在不同土壤类型及管理区设置长期固定监测点,动态捕捉全年乃至多年的缺氧演化规律,尤其关注极端降雨事件后的低氧风险恢复时间。

4 结论

本研究将 Monte-Carlo 不确定性量化框架与土壤氧气扩散-消耗物理机理融合,构建菠萝根区土壤氧气时空变化预测模型,并结合实测数据开展了模型精度评估与缺氧响应识别研究,主要结论如下:

(1) 在保持物理可解释性的基础上,构建一个融合 Monte-Carlo 不确定性采样与土壤氧气扩散-消耗机理的多层分布式耦合预测模型,并引入

高时间 (1 h) 与空间 (2 cm) 分辨率模拟策略, 集成 PDE 数值求解与田间测量数据双驱动的结构化输入, 形成适用于典型菠萝根区 (0~40 cm 土层、0.3 m×0.3 m 水平范围) 在 96 h 内的三维动态建模与风险识别的田间尺度模型。

(2) 所构建模型在不同土层深度均具备良好的预测精度, 10 cm 土层预测效果最优, RMSE、MAE 分别为 0.0214、0.0182 mol/m³, R^2 达到 0.95, 通过缺氧事件混淆矩阵分析发现, 模型在浅层土壤 (10~20 cm) 对缺氧事件的识别准确率与召回率均显著高于深层, 绝对误差分布箱线图显示绝对误差分布集中、离散性小, 可以验证其在时序连续扰动条件下的泛化能力与鲁棒性。

(3) 本研究在田间尺度下实现对根际缺氧事件的连续动态识别, 识别标准设定为“含氧量连续低于 1.5 mol/m³ 且持续时间 ≥ 6 h”, 混淆矩阵结果表明, 10~20 cm 浅层土壤为缺氧响应的高识别区域, 整体准确率为 95.2%。进一步分析发现, 模型可准确捕捉降雨/灌溉后 3~12 h 的缺氧高发窗口期, 且对关键阈值 (1.5 mol/m³) 以下的识别精度超过 90%。

参考文献

- [1] 李嘉莹. 广东省徐闻县菠萝加工业发展问题及对策研究[D]. 武汉: 湖北大学, 2024.
LI J Y. Study on the development problems and counter-measures of pineapple processing industry in Xuwen county, Guangdong province, China[D]. Wuhan: Hubei University, 2024. (in Chinese)
- [2] 郑丹娜. 徐闻菠萝农业品牌培育策略研究[D]. 湛江: 广东海洋大学, 2023.
ZHENG D N. Research on agricultural brand cultivation strategies of Xuwen pineapples[D]. Zhanjiang: Guangdong Ocean University, 2023. (in Chinese)
- [3] 卢光蓝. 徐闻县菠萝产业高质量发展研究[D]. 湛江: 广东海洋大学, 2023.
LU G L. Research on the high-quality development of pineapple industry in Xuwen county[D]. Zhanjiang: Guangdong Ocean University, 2023. (in Chinese)
- [4] YU Z Z, WANG C, ZOU H F, WANG H X, LI H L, SUN H T, YU D S. The effects of aerated irrigation on soil respiration and the yield of the maize root zone[J]. Sustainability, 2022, 14(8): 4378.
- [5] 于珍珍, 邹华芬, 于德水, 汪春, 李海亮, 孙海天. 加气灌溉下土壤呼吸与环境因子相关性研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(12): 390-401, 410.
- [6] 张倩, 曾健, 张振华, 雷宏军, 张鹏, 柳栋. 循环曝气地下滴灌下温室番茄生长特性与产量研究[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 365-377.
ZHANG Q, ZENG J, ZHANG Z H, LEI H J, ZHANG P, LIU D. Impacts of cycle aerated subsurface drip irrigation on growth characteristics and yield of greenhouse tomato[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 365-377. (in Chinese)
- [7] 于珍珍, 汪春, 王宏轩, 李海亮, 孙海天, 张秀梅. 增氧灌溉技术应用现状与展望[J]. 农机化研究, 2025, 47(8): 292-300.
YU Z Z, WANG C, WANG H X, LI H L, SUN H T, ZHANG X M. Oxygenated irrigation technology application status and prospect[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(8): 292-300. (in Chinese)
- [8] YU Z Z, WANG H X, YU D S, YIN N X, ZHANG J. The effect of aeration and irrigation on the improvement of soil environment and yield in dryland maize[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 15: 1464624.
- [9] 饶晓娟. 增氧对新疆膜下滴灌棉田土壤肥力及棉花生长的影响[D]. 乌鲁木齐: 新疆农业大学, 2017.
RAO X J. Effect of aeration on the soil fertility of cotton field and the growth of cotton under mulched drip irrigation in Xinjiang[D]. Urumqi: Xinjiang Agricultural University, 2017. (in Chinese)
- [10] 李元. 加气灌溉对大棚甜瓜和番茄生长的影响及其机理研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2016.
LI Y. Effect of rhizosphere aeration on growth and its physiological mechanism of muskmelon and tomato[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2016. (in Chinese)
- [11] 朱瑾瑾. 设施番茄-土壤系统对曝气滴灌的响应及其优化调控[D]. 烟台: 鲁东大学, 2020.
ZHU J J. The response and optimal regulation of greenhouse tomato-soil system to aerated drip irrigation[D]. Yantai: Ludong University, 2020. (in Chinese)
- [12] 曹雪松, 郑和祥, 王军, 李和平, 冯亚阳, 岳湘鸿. 微纳米气泡水地下滴灌对紫花苜蓿根际土壤养分和产量的影响[J]. 灌溉排水学报, 2020, 39(7): 24-30.
CAO X S, ZHENG H X, WANG J, LI H P, FENG Y Y, YUE X H. Effects of subsurface drip irrigation with micro-nano bubble water on rhizosphere soil nutrients and yield of alfalfa[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2020, 39(7): 24-30. (in Chinese)

- [13] BORU G, VANTOAI T, ALVES J, HUA D, KNEE M. Responses of soybean to oxygen deficiency and elevated root-zone carbon dioxide concentration[J]. *Annals of Botany*, 2003, 91(4): 447-453.
- [14] 饶晓娟, 付彦博, 黄建, 冯耀祖, 王治国. 增氧灌溉对棉花营养特征及土壤肥力的影响[J]. *土壤学报*, 2018, 55(4): 797-803.
RAO X J, FU Y B, HUANG J, FENG Y Z, WANG Z G. Nutritional characteristics of cotton and soil fertility[J]. *Acta Pedologica Sinica*, 2018, 55(4): 797-803. (in Chinese)
- [15] 臧明, 雷宏军, 潘红卫, 刘欢, 徐建新. 增氧地下滴灌改善土壤通气性促进番茄生长[J]. *农业工程学报*, 2018, 34(23): 109-118.
ZANG M, LEI H J, PAN H W, LIU H, XU J X. Aerated subsurface drip irrigation improving soil aeration and tomato growth[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2018, 34(23): 109-118. (in Chinese)
- [16] BHATTARAI S, MIDMORE D, PENDERGAST L. Yield, water-use efficiencies and root distribution of soybean, chickpea and pumpkin under different subsurface drip irrigation depths and oxygation treatments in vertisols[J]. *Irrigation Science*, 2008, 26(5): 439-450.
- [17] 臧明. 水肥气耦合滴灌下土壤-作物响应机理研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2020.
ZANG M. Study on the influencing mechanism of water-fertilizer-air coupling drip irrigation on soil-crop system[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2020. (in Chinese)
- [18] BATHKE G R, CASSEL D K, HARGROVE W L, PORTER P M. Modification of soil physical properties and root growth responses[J]. *Soil Science*, 1992, 154: 316-329
- [19] 臧明, 雷宏军, BHATTARAI Surya, BALSYS Ron, 徐建新. 不同增氧滴灌方式对蔬菜生长生理指标的影响[J]. *排灌机械工程学报*, 2020, 38(3): 310-317.
ZANG M, LEI H J, BHATTARAI S, BALSYS R, XU J X. Effects of oxygation techniques on growth and physiology of vegetable under subsurface drip irrigation[J]. *Journal of Irrigation and Drainage Machinery Engineering*, 2020, 38(3): 310-317. (in Chinese)
- [20] 欧阳赞. 温室水肥气热耦合对西瓜生长、光合、产量和品质的影响研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2018.
OUYANG Z. Research on the effect of water-fertilizer-air-heat coupling on growth, photosynthetic, yield and quality of watermelon in greenhouse[D]. Yinchuan: Ningxia University, 2018. (in Chinese)
- [21] MOLDRUP P, OLESEN T, SCHJØNNING P, YAMAGUCHI T, ROLSTON D E. Gas diffusion in soils: IV. The effect of soil structure on diffusion[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 1978, 42(3): 403-408.
- [22] CURRIE J A. Gaseous diffusion in porous media. Part 3-Wet granular materials[J]. *British Journal of Applied Physics*, 1961, 12(6): 275-281.
- [23] ARANGO M, COSTA R S. Root aerenchyma formation and oxygen transport in *Musa acuminata* under water-logged conditions[J]. *Plant and Soil*, 2017, 417(1/2): 1-14.
- [24] ALVES A A C, SETTER T L, MONTALVO-HERNANDEZ L. Root oxygen dynamics and metabolic adaptations in cassava (*Manihot esculenta*) under hypoxic stress[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2019, 10: 1056.
- [25] SILVA M A, SOUZA G M, RIBEIRO R V. Root-zone aeration enhances root respiration, water uptake and yield formation in sugarcane (*Saccharum officinarum*)[J]. *Field Crops Research*, 2018, 223: 38-47.
- [26] ŠIMŮNEK J, VAN GENUCHTEN M T, ŠEJNA M. The HYDRUS software package for simulating two-and three-dimensional movement of water, heat, and multiple solutes in variably-saturated media[J]. *Technical Manual*, Version, 2006, 1: 241.
- [27] SHI W Y, SU L J, SONG Y, MA M G, DU S. A Monte Carlo approach to estimate the uncertainty in soil CO₂ emissions caused by spatial and sample size variability[J]. *Ecology and Evolution*, 2015, 5(19): 4480-4491.
- [28] HOUSKA T, MULTSCH S, KRAFT P, FREDE H G, BREUER L. Monte Carlo-based calibration and uncertainty analysis of a coupled plant growth and hydrological model[J]. *Biogeosciences*, 2014, 11(7): 2069-2082.
- [29] 李健伟, 田义超, 王栋华, 陶进, 张强, 张亚丽, 林俊良, 白小梅. 基于石漠化-允许流失量-洼地修正的喀斯特流域土壤侵蚀估算及其驱动力分析[J]. *土壤通报*, 2025, 56(3): 655-663.
LI J W, TIAN Y C, WANG D H, TAO J, ZHANG Q, ZHANG Y L, LIN J L, BAI X M. Assessment and driving mechanisms of soil erosion in southwestern Guangxi based on modified RUSLE model for karst peak-cluster depression basins[J]. *Chinese Journal of Soil Science*, 2025, 56(3): 655-663. (in Chinese)
- [30] NEIRA J, ORTIZ M, MORALES L, ACEVEDO E. Oxygen diffusion in soils: understanding the factors and processes needed for modeling[J]. *Chilean Journal of Agricultural Research*, 2015, 75: 35-44.
- [31] COOK F J, KNIGHT J H, KELLIHER F M. Modelling oxygen transport in soil with plant root and microbial oxygen consumption: depth of oxygen penetration[J]. *Soil Research*, 2013, 51(6): 539-553.
- [32] 于珍珍. 玉米加气渗灌增产机理与控制系统研究[D]. 黑

- 龙江: 黑龙江八一农垦大学, 2023.
- YU Z Z. Study on the mechanism and control system of maize aerated percolation irrigation to increase yield[D]. Heilongjiang: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2023. (in Chinese)
- [33] 韦嘉昱. 储存生物质的自热过程模型和数值研究[D]. 南京: 东南大学, 2023.
- WEI J Y. Modeling and numerical study of the self-heating process during biomass storage[D]. Nanjing: Southeast University, 2023. (in Chinese)
- [34] BALL B C. Modelling of soil pores as tubes using gas permeabilities, gas diffusivities and water release[J]. *Journal of Soil Science*, 1981, 32(4): 465-481.
- [35] 闫晨昭, 任新成, 赵晔, 王玉清, 朱小敏, 杨鹏举. 粗糙表面目标与地面分层介质复合散射特性[J/OL]. *探测与控制学报*, 1-8. (2025-08-11)[2025-08-20]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1316.tj.20250811.1147.002>.
- YAN C Z, REN X C, ZHAO Y, WANG Y Q, ZHU X M, YANG P J. Study on composite scattering of rough surface vehicles and layered media surface[J/OL]. *Journal of Detection & Control*, 1-8. (2025-08-11)[2025-08-20]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1316.tj.20250811.1147.002>. (in Chinese)
- [36] SHAO Y, LI K, CHU Y S. Modeling of truncated normal distribution for estimating hydraulic parameters in water distribution systems: taking nodal water demand as an example[J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2023, 25(5): 2053-2068.
- [37] CRANK J. The mathematics of diffusion[M]. 2nd ed. Oxford: Oxford University Press, 1975.
- [38] RYAN E M, TARTAKOVSKY A M, AMON C. A novel method for modeling Neumann and Robin boundary conditions in smoothed particle hydrodynamics[J]. *Computer Physics Communications*, 2010, 181(12): 2008-2023.
- [39] 孙伟, 史海滨, 李仙岳, 苗庆丰, 冯壮壮, 苏海涛. 河套灌区典型夹砂层农田水分通量模拟与灌溉制度优化[J]. *农业机械学报*, 2025, 56(7): 639-652.
- SUN W, SHI H B, LI X Y, MIAO Q F, FENG Z Z, SU H T. Water dynamic simulation and irrigation scheme optimization in typical sand-interlayered soil in hetao irrigation district[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2025, 56(7): 639-652. (in Chinese)