



徐丹, 古卓朋, 冉亚平, 王书胜, 徐雷, 王明钦, 马浚诚. 双时间尺度温室环境最优控制仿真验证[J]. 中国农业大学学报, 2026, 31(02): 183-191.

XU Dan, GU Zhuopeng, RAN Yaping, WANG Shusheng, XU Lei, WANG Mingqin, MA Juncheng. A simulation validation for two-time-scale optimal control of greenhouse climate[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2026, 31(02): 183-191.

DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2026.02.16

双时间尺度温室环境最优控制仿真验证

徐丹¹ 古卓朋¹ 冉亚平¹ 王书胜² 徐雷³ 王明钦⁴ 马浚诚^{1*}

(1. 中国农业大学 水利与土木工程学院, 北京 100083;

2. 中国农业科学院都市农业研究所, 成都 610213;

3. 江西达多科技有限公司, 南昌 330029;

4. 寿光恒蔬无疆农业发展集团有限公司, 山东 寿光 262700)

摘要 针对温室环境最优控制中长时间天气预测误差导致控制性能下降的问题, 依据北京市生菜和能源市场价格构建直接表征控制过程经济效益的控制目标模型, 将气象站采集的北京市全年天气数据作为长时域天气预测依据, 采用高斯白噪声、时序反转、时间替换3种方法产生不同的天气预测误差, 并将转换后的天气数据作为仿真时所用的实际天气数据, 采用温室-生菜互作机理模型作为仿真计算的系统模型, 研究基于双时间尺度分解的滚动时域最优控制(Receding horizon optimal control, RHOC)的控制性能, 从产量、成本、经济效益等方面与传统的模型预测控制(Model predictive control, MPC)进行对比分析。结果表明: MPC仅在完美天气预测下具有较高的控制性能, 在使用高斯白噪声、时序反转和时间替换3种方法生成天气预测误差情景下, RHOC相比MPC在经济效益上分别提升了1.24%、20.59%和21.32%。本研究的量化分析结果验证了双时间尺度温室环境最优控制方法的优越性, 为控制算法的在线实施提供了数据支撑。

关键词 双时间尺度分解; 温室环境; 最优控制; 模型预测控制; 经济效益

中图分类号 S24

文章编号 1007-4333(2026)02-0183-09

文献标志码 A

A simulation validation for two-time-scale optimal control of greenhouse climate

XU Dan¹, GU Zhuopeng¹, RAN Yaping¹, WANG Shusheng², XU Lei³,
WANG Mingqin⁴, MA Juncheng^{1*}

(1. College of Water Resources and Civil Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China;

2. Institute of Urban Agriculture, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Chengdu 610213, China;

3. Jiangxi Daduo Technology Co., Ltd., Nanchang 330029, China;

4. Shouguang Hengshu Wujiang Agricultural Development Group Co., Ltd., Shouguang 262700, China)

Abstract To address the problem of control performance degradation caused by long-term weather prediction errors in optimal control of greenhouse climate, a control objective model that represents the profit obtained in the control process was established based on lettuce and energy-related market prices in Beijing. Beijing's annual weather data, collected from the weather station, were used as the reference for long-term weather predictions. Three methods, including Gaussian white noise, time series reversal, and time substitution, were

收稿日期: 2025-04-17; 接受日期: 2025-07-29

基金项目: 山东省重点研发计划(2022CXGC020708); 国家重点研发计划(2024YFD2000800); 国家自然科学基金项目(32371998); 现代农业产业技术体系(CARS-23-D02); 北京市设施蔬菜创新团队项目(BAIC01-2025); 中国农业大学2115人才工程资助

第一作者: 徐丹(ORCID: 0000-0003-0508-6731), 副教授, 主要从事温室环境智能控制研究, E-mail: xudan@cau.edu.cn

通讯作者: 马浚诚(ORCID: 0000-0001-5750-9295), 副教授, 主要从事农业信息化研究, E-mail: mjc@cau.edu.cn

used to generate weather prediction errors. These transformed weather data were then used as real weather data for simulations. A greenhouse-lettuce mechanistic model was taken as the system model for simulations. The control performance was analyzed for the two-time-scale decomposed Receding Horizon Optimal Control (RHOC). Its yield, cost, and profit were compared with those from the traditional Model Predictive Control (MPC). The results showed that: MPC exhibited superior performance only under perfect weather predictions, whereas RHOC improved the profit by 1.24%, 20.59%, and 21.32% respectively compared to MPC in scenarios with Gaussian white noise, time series reversal, and time substitution. The quantitative analysis in this study confirmed the superiority of the two-time-scale optimal control of greenhouse climate, and provided data support for the online implementation of control algorithms.

Keywords two-time-scale decomposition; greenhouse climate; optimal control; model predictive control; profit

温室环境对作物生长至关重要,温度、湿度、光照、二氧化碳浓度等因素直接影响作物产量和品质。传统的温室环境控制方法多依赖于人工经验或固定规则,难以应对复杂多变的环境条件^[1-2]。智能控制的核心是模型算法^[3-4],我国大规模智能玻璃温室通常配套荷兰智能环控器,模型算法被Priva、Hoogendoorn、Ridder等荷兰强势公司“卡脖子”,且没有结合我国环境和生产数据配套开发,导致生产经济效益低下。因此,亟需提出适用于我国的温室环境智能控制方法,实现温室生产经济效益最大化。

最优控制可以将经济效益作为控制目标以实现最大化^[5],但由于温室环境和作物生长作用于不同的时间尺度,温室-作物互作模型存在刚性问题^[6]。已有研究通常采用分层递阶控制的系统架构^[7-8],在作物层通过开环计算求解长时域温室环境最优控制的环境设定值轨迹,在温室环境层通过模型预测控制(Model predictive control, MPC)实现设定值跟随误差的最小化^[9-13]。由于长时域天气预测通常误差较大^[14],跟随依据长时域天气预测求解的温室环境设定值导致控制性能下降。van Henten等^[15]基于奇异摄动理论提出了双时间尺度分解的温室环境最优控制架构,降低了长时域天气预测误差对控制性能的影响,并促进了滚动时域最优控制(Receding horizon optimal control, RHOC)闭环算法的在线实施。

Xu等^[16-20]基于双时间尺度分解方法拓展了自适应最优控制、日光温室最优控制、双闭环最优控制等研究,探讨了开关量最优控制和在线实施算法的控制性能。作为算法落地前的仿真验证,本研究拟采用高斯白噪声、时序反转、时间替换等方式产生不同天气预测误差,基于温室-生菜互作机理模型建立基于双时间尺度分解的RHOC算法,并传统MPC算法进行对比,验证RHOC算法在面对天气

预测误差时的鲁棒性,为温室环境最优控制现场试验提供理论依据和数据支撑。

1 控制问题构建

1.1 系统模型

本研究考虑温室环境与作物生长之间的互相影响,采用文献[21]中的温室-生菜互作机理模型。系统模型的4个模型状态分别为生菜干重、温室CO₂质量浓度、温室温度和温室绝对湿度。模型状态的动态表达式如下:

$$\frac{dX_d}{dt} = c_{a\beta} \cdot \varphi_{\text{phot},c} - c_{\text{resp},d} \cdot X_d \cdot 2^{(0.1X_T - 2.5)} \quad (1)$$

$$\frac{dX_c}{dt} = \frac{1}{c_{\text{cap},c}} \left[-\varphi_{\text{phot},c} + c_{\text{resp},d} \cdot X_d \cdot 2^{(0.1X_T - 2.5)} + U_c - \varphi_{\text{vent},c} \right] \quad (2)$$

$$\frac{dX_T}{dt} = \frac{1}{c_{\text{cap},q}} \left[U_q - Q_{\text{vent},q} + Q_{\text{rad},q} \right] \quad (3)$$

$$\frac{dX_h}{dt} = \frac{1}{c_{\text{cap},h}} \left[\varphi_{\text{transp},h} - \varphi_{\text{vent},h} \right] \quad (4)$$

式中: X_d 为单位温室面积生菜干重,kg/m²; X_c 为温室CO₂质量浓度,kg/m³; X_T 为温室温度,℃; X_h 为温室湿度,kg/m³; $\varphi_{\text{phot},c}$ 为冠层光合作用速率,kg/(m²·s); $\varphi_{\text{vent},c}$ 为经通风和泄漏进行的CO₂物质交换,kg/(m²·s); $Q_{\text{vent},q}$ 为经通风和温室覆盖材料进行的能量交换,W/m²; $Q_{\text{rad},q}$ 为太阳辐射导致的热负荷,W/m²; $\varphi_{\text{transp},h}$ 为冠层蒸腾速率,kg/(m²·s); $\varphi_{\text{vent},h}$ 为经通风和泄漏进行的水蒸汽物质交换,kg/(m²·s); $c_{a\beta}$ 为产量因子,本研究中 $c_{a\beta} = 0.544$; $c_{\text{resp},d}$ 为干物质的呼吸率,取 $c_{\text{resp},d} = 2.65 \times 10^{-7} \text{ s}^{-1}$; $c_{\text{cap},c}$ 和 $c_{\text{cap},h}$ 分别为单位面积温室空气对CO₂和湿度的体积容积,均取 $c_{\text{cap},c} = c_{\text{cap},h} = 4.1 \text{ m}$; $c_{\text{cap},q}$ 为单位面积温室空气的热容积,取 $c_{\text{cap},q} = 3 \times 10^4 \text{ J}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$ 。

为方便最优控制问题的构建,对系统模型进行状态空间表达。 $\mathbf{x}=[X_d \ X_c \ X_T \ X_h]^T$ 为系统模型状态,考虑到生菜作用于慢时间尺度而温室环境作用于快时间尺度,定义 $x_s=X_d$ 为系统的慢状态, $\mathbf{x}_f=[X_c \ X_T \ X_h]^T$ 为系统的快状态。 $\mathbf{u}=[U_c \ U_q \ U_v]^T$ 为系统的控制输入,其中 U_c 为单位温室面积 CO_2 补充速率, $\text{kg}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$; U_q 为单位温室面积加热功率, W/m^2 ; U_v 为单位温室面积通风流量, m/s 。 $\mathbf{d}=[V_{\text{rad}} \ V_c \ V_T \ V_h]^T$ 为系统的外界输入,其中 V_{rad} 为外界太阳辐射强度, W/m^2 ; V_c 为外界 CO_2 质量浓度, kg/m^3 ; V_T 为外界温度, $^\circ\text{C}$; V_h 为外界绝对湿度, kg/m^3 。

1.2 控制目标模型

在长时域最优控制问题的求解中,优化目标为最大化经济效益,因此建立经济效益 P 随作物状态 X_d 以及控制输入 $\mathbf{u}$ 变化的控制目标模型:

$$P(\mathbf{u}(t)) = c_{\text{pri}} \cdot c_{\text{fw}} \cdot X_d(t_f) - \int_{t_0}^{t_f} (c_{\text{CO}_2} \cdot U_c(t) + c_q \cdot U_q(t) + c_v \cdot U_v(t)) dt \quad (5)$$

式中: c_{pri} 为生菜(鲜)价格,本研究中 $c_{\text{pri}}=6.5$ 元/ kg ; c_{fw} 为生菜鲜重和干重的比值^[21],取 $c_{\text{fw}}=21$; c_{CO_2} 为 CO_2 补充成本, $c_{\text{CO}_2}=4$ 元/ kg ; c_q 为加热成本, $c_q=1.69 \times 10^{-7}$ 元/ J ; c_v 为通风成本, $c_v=1.65 \times 10^{-5}$ 元/ m^3 ; $X_d(t_f)$ 为收获时单位面积生菜干重, kg/m^2 ; $c_{\text{pri}} \cdot c_{\text{fw}} \cdot X_d(t_f)$ 为收获时销售生菜所得收入,元/ m^2 ; $t_f - t_0$ 为控制时域, $t_f - t_0 = 50$ d; $\int_{t_0}^{t_f} (c_{\text{CO}_2} \cdot U_c(t) + c_q \cdot U_q(t) + c_v \cdot U_v(t)) dt$ 为控制设备运行消耗的总成本,元/ m^2 ; P 为单位面积经济效益,元/ m^2 。各参数值均经过北京地区市场价格校正。

1.3 控制约束条件

在实际的控制问题求解中,系统状态和控制输入均存在约束条件。由于生菜在极端温室环境中会产生病态进而影响生菜品质,这种影响难以在控制目标中进行量化,因此对各温室环境设定硬约束。考虑到控制设备的输入量载荷,也应对控制输入设定约束。由于温室湿度对作物的影响主要通过相对湿度进行表达,因此定义温室相对湿度 X_{Rh} 而非绝对湿度 X_h 表达约束情况。

温室环境的约束分别为: $0 \leq \text{室内 } \text{CO}_2 \text{ 质量浓度}$

$(X_c) \leq 2.75 \times 10^{-3} \text{ kg}/\text{m}^3$; $6.5 \leq \text{室内温度}(X_T) \leq 40 \text{ }^\circ\text{C}$; $0 \leq \text{室内相对湿度}(X_{\text{Rh}}) \leq 90\%$; 控制输入的约束分别为: $0 \leq \text{CO}_2 \text{ 补充速率}(U_c) \leq 1.2 \times 10^{-6} \text{ kg}/(\text{m}^2\cdot\text{s})$; $0 \leq \text{加热功率}(U_q) \leq 150 \text{ W}/\text{m}^2$; $0 \leq \text{通风流量}(U_v) \leq 7.5 \times 10^{-3} \text{ m}/\text{s}$ 。

2 控制算法仿真环境构建

2.1 天气数据

天气数据是仿真计算的外界环境基础,本研究通过室外气象站采集了2017年北京市顺义农业环境综合试验基地天气数据,包括室外太阳辐射强度、 CO_2 质量浓度、温度和相对湿度。由于传感器故障, CO_2 质量浓度采用均值 $8.84 \times 10^{-4} \text{ kg}/\text{m}^3$ 。室外太阳辐射强度、温度和相对湿度数据见图1。

选取前50 d的天气数据作为长时域天气预测值,通过高斯白噪声、时序反转和时间替换3种方法形成3组数据用作仿真计算时的实际天气数据。其中,高斯白噪声方法针对不同天气数据的误差添加幅值分别为:室外太阳辐射强度 V_{rad} 上下浮动30%;室外 CO_2 质量浓度 V_c 上下浮动10%;室外温度 V_T 上下浮动5 $^\circ\text{C}$;室外相对湿度 V_{Rh} 上下浮动10%。时序反转法是将图1中前50 d的天气数据按照时间顺序首尾颠倒作为真实天气数据,时间替换方法即选择全年最后50 d的数据作为真实天气数据。

2.2 双时间尺度分解

双时间尺度分解方法基于奇异摄动理论^[6],在慢时间尺度基于长时域天气预测值求解最大化控制目标 P (式(5))的最优控制问题,得到慢状态 x_s 和慢协状态 λ_s (控制目标 P 对慢状态 x_s 的灵敏度)。在求解快时间尺度最优控制问题时,将慢状态轨迹 $\bar{x}_s$ 和慢协状态轨迹 $\bar{\lambda}_s$ 作为控制目标 J 的一部分,公式为:

$$J(\mathbf{u}(t)) = \int_{t_0}^{t_f} \left[- (c_{\text{CO}_2} \cdot U_c(t) + c_q \cdot U_q(t) + c_v \cdot U_v(t)) + \bar{\lambda}_s (c_{a\beta} \cdot \varphi_{\text{phot},c} - c_{\text{resp},d} \cdot \bar{x}_s \cdot 2^{(0.1X_T - 2.5)}) \right] dt \quad (6)$$

通过双时间尺度分解,将经济效益对控制系统的影响建立在温室环境闭环控制算法中,既解决了系统模型的刚性问题,又可以通过短时域天气预测降低长时域预测误差对控制性能的影响。在短时域天气预测方法中,Tap^[22]证明了若控制时域短于1 h,“懒人”(“lazy-man”)天气预测(假设未

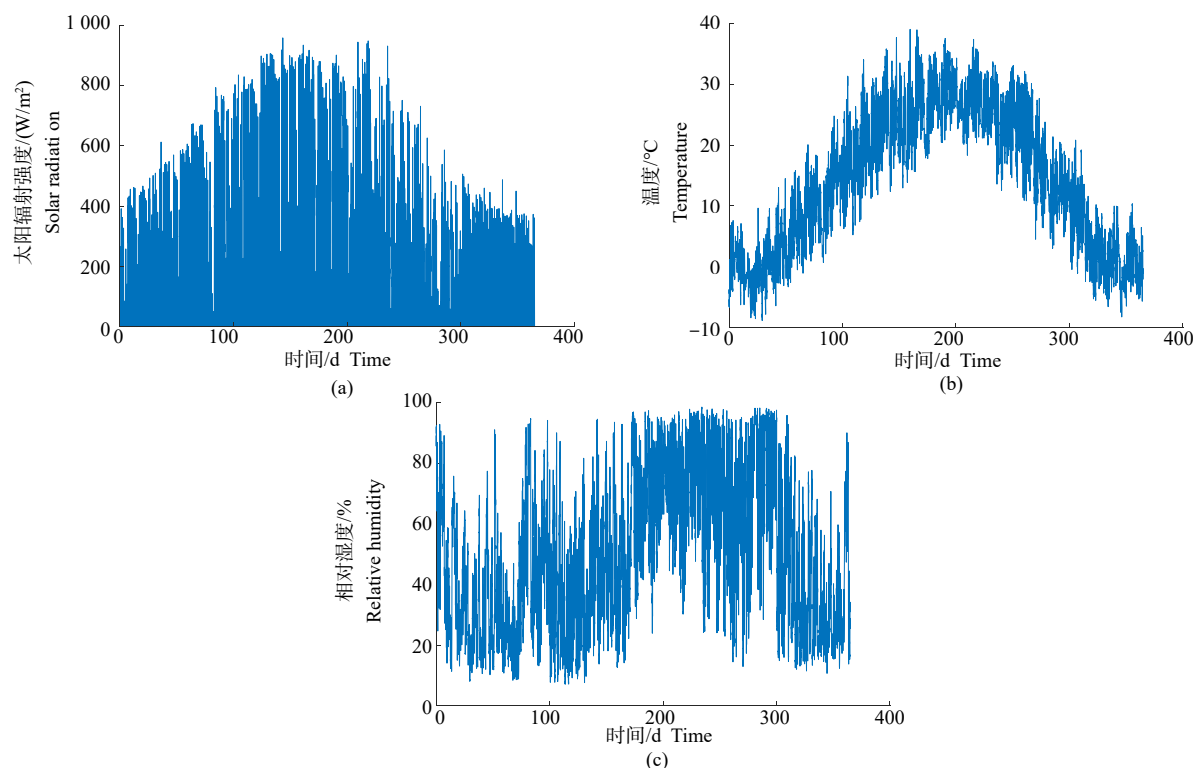


图1 室外太阳辐射强度(a)、温度(b)和相对湿度(c)数据

Fig. 1 External solar radiation (a), temperature (b), and relative humidity (c) data

来一段时域天气与当前检测值相同)方法可以取得较好的控制性能,从而促进了闭环算法的在线实施。快时间尺度闭环最优控制的仿真采样间隔为10 min,控制时域为1 h,控制间隔为20 min。基于双时间尺度分解的RHOC和传统MPC控制框架对比见图2。

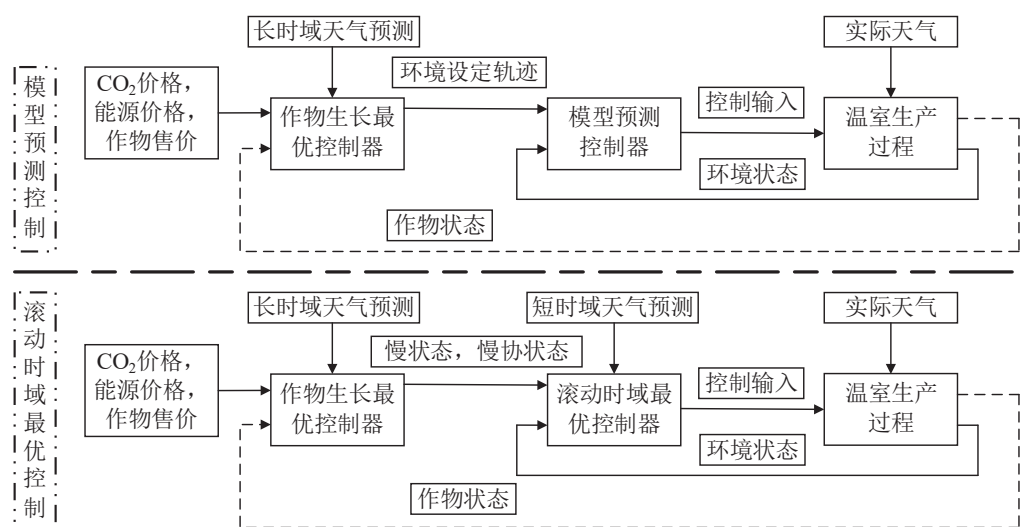


图2 RHOC与MPC控制框架对比

Fig. 2 Comparisons between RHOC and MPC

2.3 慢时间尺度开环求解

当作物状态未进行反馈时,慢时间尺度最优

控制仅在闭环控制开始前计算1次,提取计算得到的慢状态 x_s 和慢协状态 λ_s 数据用于快时间尺度

闭环最优控制的控制目标 J (式(6))。在慢时间尺度开环计算中,选取前 50 d 天气数据(图 1)作为长时域天气预测值,采用伪谱法^[23]以 0.5 h 为

采样间隔求解慢时间尺度最优控制,得到最大化经济效益 P (式(5))的慢状态和慢协状态轨迹见图 3。

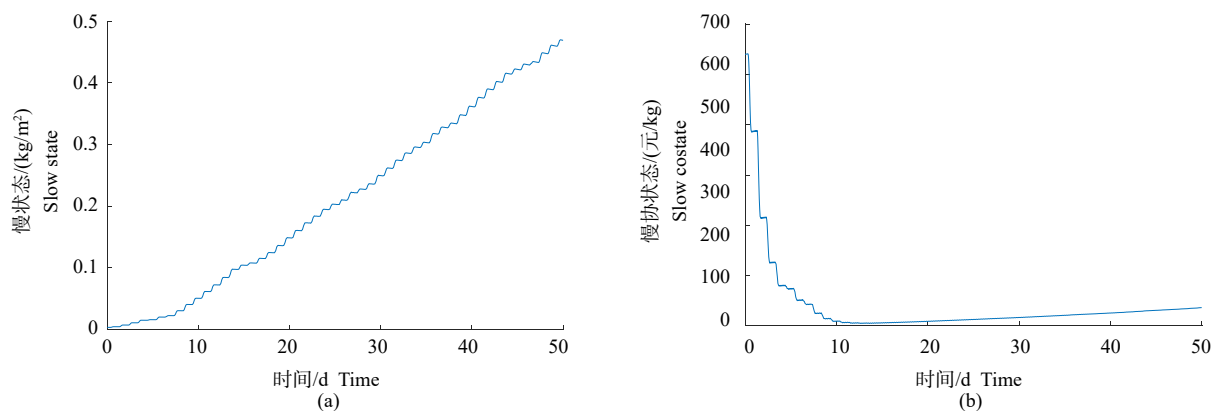


图3 最大化经济效益的慢状态(a)和慢协状态(b)轨迹

Fig. 3 Slow state (a) and slow costate (b) trajectories that maximize the profit

通过开环计算得到的温室环境状态(CO_2 质量浓度 X_c 、温度 X_T 、相对湿度 X_{Rh})用作MPC闭环仿真计算中的温室环境设定值。在RHOC和MPC算法仿真中,

采样间隔均为 10 min,控制间隔均为 20 min,控制时域均为 1 h,天气预测均采用时域为 1 h 的“懒人”天气预测方法。MPC 的温室环境设定值见图 4。

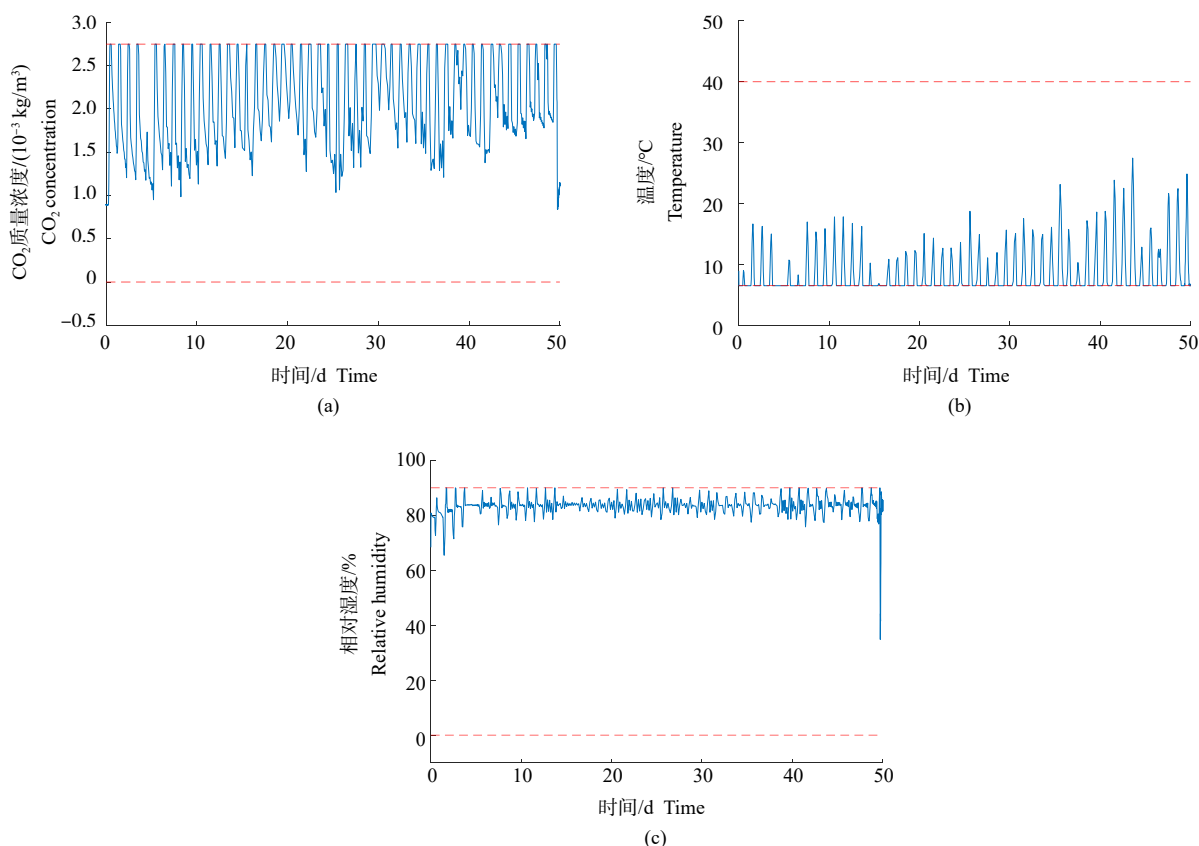


图4 室内 CO_2 质量浓度(a)、温度(b)和相对湿度(c)设定值

Fig. 4 Internal CO_2 concentration (a), temperature (b), and relative humidity (c) setpoints

3 闭环控制算法仿真分析

慢时间尺度伪谱法求解采用了基于 Matlab 平台的 Tomlab 软件,快时间尺度以伪谱法求解结果作为初始猜测,通过数字最优控制算法^[5]进行闭环算法仿真。仿真平台为 MatlabR2020a,工作站 CPU 为 10980XE,主频 3.00 GHz,内存 128 GB,Windows 11

系统。

在闭环控制算法仿真计算中,以完美天气预测和 3 组存在天气预测误差情况下的天气数据作为实际天气数据,以闭环形式分别求解以最小化 J (式(6))为控制目标的 RHOC 和最小化温室环境设定值跟随误差的 MPC,求解得到作物产量、成本和经济效益等见表 1。

表 1 RHOC 和 MPC 算法得到的作物产量、成本和经济效益
Table 1 Numbers of crop yield, cost, and profit in RHOC and MPC

天气预测 Weather prediction	算法 Algorithm	产量/ (kg/m ²) Yield	CO ₂ 成本/ (元/m ²) CO ₂ cost	加热成本/ (元/m ²) Heating cost	通风成本/ (10 ⁻³ 元/m ²) Ventilation cost	总成本/ (元/m ²) Total cost	经济效益/ (元/m ²) Profit
完美天气 Perfect weather	开环计算	9.85	5.00	22.56	7.66	27.57	36.44
	RHOC	8.97	4.11	22.22	9.05	26.34	31.95
	MPC	9.76	6.11	24.47	5.13	30.58	32.88
高斯白噪声 Gaussian white noise	RHOC	8.90	4.12	22.81	6.27	26.94	30.93
	MPC	9.73	7.03	25.64	8.71	32.68	30.55
时序反转 Time series reversal	RHOC	8.77	4.03	21.83	1.30	25.86	31.16
	MPC	9.32	6.40	28.34	7.52	34.74	25.84
时间替换 Time substitution	RHOC	7.63	3.61	20.01	4.41	23.63	25.95
	MPC	8.19	6.55	25.31	8.52	31.87	21.39

对比完美天气预测下的开环算法和闭环算法结果发现,开环预测的经济效益通常要高于闭环算法实际所得,一方面原因是开环计算中采样间隔更长从而约束要求更低,另一方面原因是开环计算考虑了整个生产周期的长时域天气预测从而更有预见性。

对比所有闭环计算结果发现,仅当长时域天气预测没有误差时,MPC 所得经济效益高于 RHOC。在完美天气预测场景下,MPC 因精确跟踪环境设定值轨迹使产量较 RHOC 高 8.81%,但受限于控制成本(CO₂补充与加热能耗分别增加 48.66%与 10.13%),其经济效益仅比 RHOC 高 2.91%。

在高斯白噪声、时序反转和时间替换 3 类存在天气预测误差的场景中,RHOC 通过动态调整环境控制策略,使得经济效益比 MPC 分别高 1.24%、20.59%与 21.32%。在经济效益差异最大的时间替换场景中,RHOC 通过降低温室环境控制强度(CO₂补充量低 44.89%、加热能耗低 20.94%、通风成本低 48.24%),在牺牲部分产量(6.84%)的同时显著提升经济效益,验证了其对于长期天气预测误差

的鲁棒性。在此场景下,RHOC 和 MPC 计算所得温室环境(CO₂质量浓度、温度、相对湿度)和作物产量(生菜鲜重)图 5。

可见,在 MPC 算法中温室环境更有利于作物生长,尤其是 CO₂质量浓度。RHOC 由于采用短时域天气预测会导致对未来预见性不足,虽然环境维持能力和总产量均低于 MPC,但整体经济效益远高于 MPC,实现了以经济效益最大化为目标的最优控制。在经济效益差距最大的时间替换场景中,RHOC 和 MPC 算法求解的 CO₂补充率、加热功率、通风率见图 6。

可知,为了在天气预测存在误差的情况下维持较好的温室环境设定值,MPC 算法中控制输入所需的成本更高,而 RHOC 在面对长时域天气预测存在的误差时,可以通过基于实时天气检测值的短时域天气预测方法以提高控制算法对长时域天气预测误差的鲁棒性。

针对实际应用中存在突发气候变化和设备故障等工况,建议在温室物联网控制系统中设定备用的开关控制算法,若检测到温室环境出现极端值可

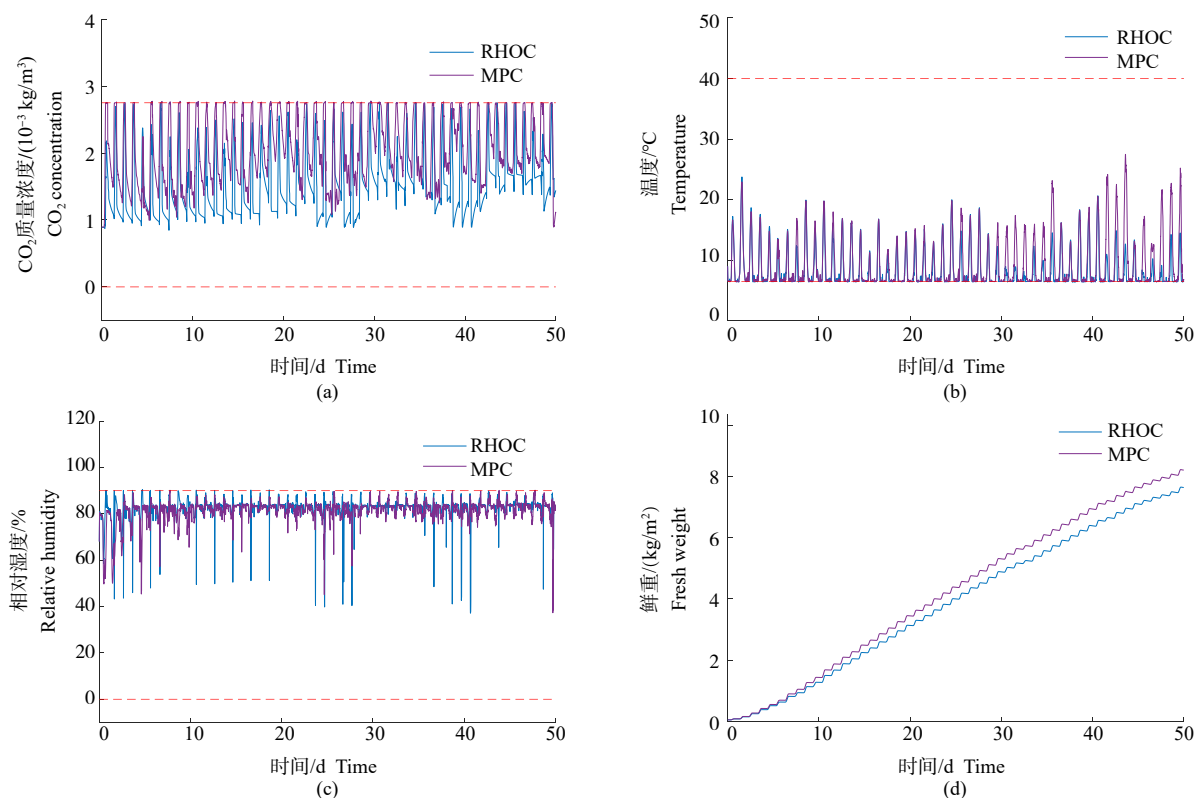


图5 RHOC和MPC计算所得室内 CO_2 质量浓度(a)、温度(b)、相对湿度(c)和作物产量(d)

Fig. 5 Internal CO_2 concentration (a), temperature (b), relative humidity (c), and crop yield (d) in RHOC and MPC

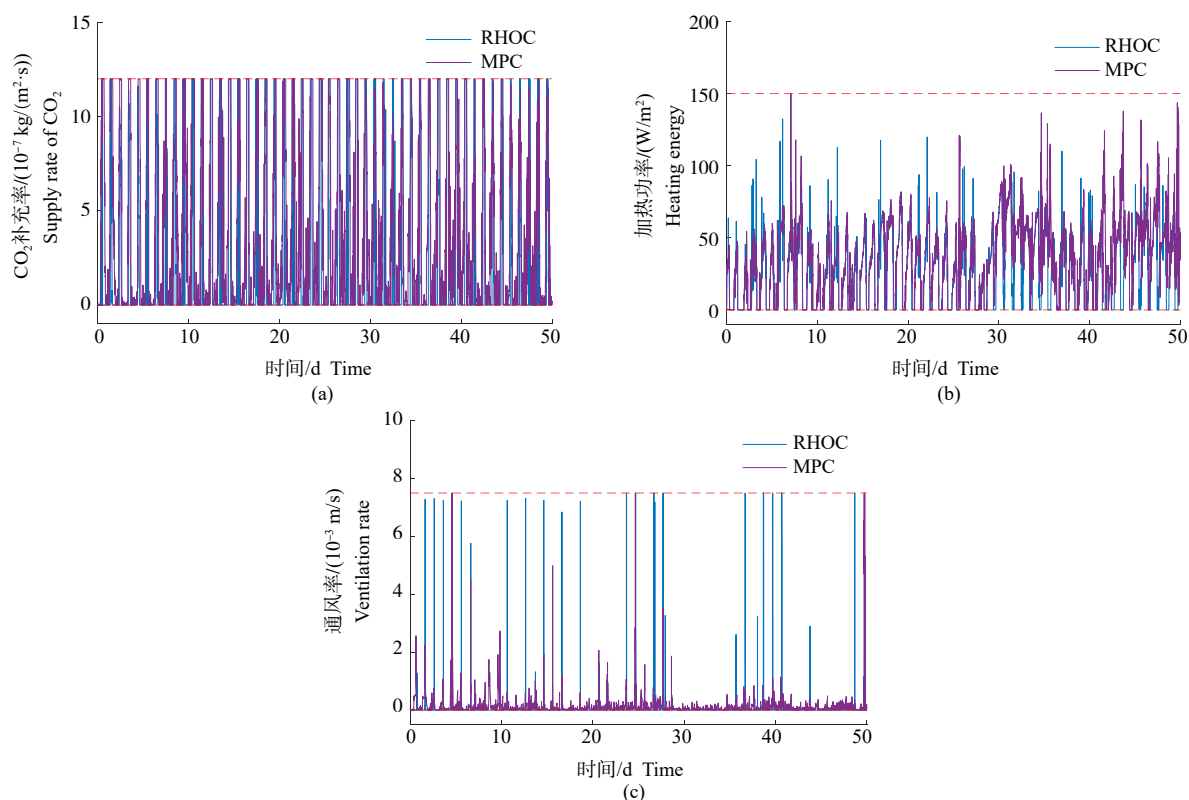


图6 RHOC和MPC算法求解的 CO_2 补充率(a)、加热功率(b)、通风率(c)

Fig. 6 CO_2 supply rate(a), heating power(b), and ventilation rate (c) in RHOC and MPC

切换至开关控制以避免极端天气对作物品质造成影响,另外设定警报系统通知种植者采取备用设备或手动控制方案。

4 结 论

基于双时间尺度分解的滚动时域最优控制通过短时域天气预测与长时域经济目标解耦,相比传统模型预测控制有效降低了温室环境控制系统对长时域天气预测精度的依赖。本研究提出不同的长时域天气预测误差分析方法,基于北京实际市场价格构建经济效益控制目标,通过闭环控制算法仿真证明了双时间尺度分解方法的优越性。仿真结果表明:由于MPC对环境设定值有较好的跟踪性能,仅在长时域天气预测完美时其经济效益比RHOC高2.91%;RHOC通过短时域天气预测动态捕捉天气变化,在高斯白噪声、时序反转及时间替换3类天气预测误差场景下,经济效益分别比MPC高1.24%、20.59%与21.32%。未来将针对我国实际温室进行模型构建和参数校正,搭建适用于最优控制算法的温室物联网试验平台,并探索双时间尺度分解最优控制与数据驱动强化学习结合的控制方法。

参考文献 References

- [1] 毛罕平,晋春,陈勇. 温室环境控制方法研究进展分析与展望[J]. 农业机械学报, 2018, 49(2): 1-13
Mao H P, Jin C, Chen Y. Research progress and prospect on control methods of greenhouse environment[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(2): 1-13 (in Chinese)
- [2] 胡瑾,杨永霞,李远方,侯军英,孙章彤,王浩宇,何东健. 温室环境控制方法研究现状分析与展望[J]. 农业工程学报, 2024, 40(1): 112-128
Hu J, Yang Y X, Li Y F, Hou J Y, Sun Z T, Wang H Y, He D J. Analysis and prospect of the environmental control systems for greenhouse [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(1): 112-128 (in Chinese)
- [3] Jin C, Mao H P, Chen Y, Shi Q, Wang Q R, Ma G X, Liu Y. Engineering-oriented dynamic optimal control of a greenhouse environment using an improved genetic algorithm with engineering constraint rules[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 177: 105698
- [4] 左志宇,牟晋东,毛罕平,韩绿化,胡建平,张晓东,金文帅. 基于深度强化学习的温室环境协调控制系统设计[J]. 农机化研究, 2025, 47(5): 22-27
Zuo Z Y, Mu J D, Mao H P, Han L H, Hu J P, Zhang X D, Jin W S. Design of greenhouse environment coordinated control system based on deep reinforcement learning[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2025, 47(5): 22-27 (in Chinese)
- [5] van Straten G, van Willigenburg G, van Henten E, van Ooteghem R. *Optimal Control of greenhouse Cultivation*[M]. Boca Raton: CRC Press, 2010
- [6] 李永博,周伟,汪小昆,丁为民. 基于奇异摄动理论的综合温室控制系统设计[J]. 农业机械学报, 2012, 43(5): 184-189
Li Y B, Zhou W, Wang X C, Ding W M. Greenhouse control system design based on singular perturbation theory[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2012, 43(5): 184-189 (in Chinese)
- [7] 陈俐均,杜尚丰,何耀枫,梁美惠. 温室温度分层递阶控制系统的设计与仿真[J]. 北京理工大学学报, 2018, 38(8): 835-840
Chen L J, Du S F, He Y F, Liang M H. Design and simulation of greenhouse temperature hierarchical control system[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2018, 38(8): 835-840 (in Chinese)
- [8] Su Y P, Xu L H, Goodman E D. Multi-layer hierarchical optimisation of greenhouse climate setpoints for energy conservation and improvement of crop yield[J]. *Biosystems Engineering*, 2021, 205: 212-233
- [9] van Beveren P J M, Bontsema J, van 't Ooster A, van Straten G, van Henten E J. Optimal utilization of energy equipment in a semi-closed greenhouse[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 179: 105800
- [10] Lin D, Zhang L J, Xia X H. Model predictive control of a Venlo-type greenhouse system considering electrical energy, water and carbon dioxide consumption[J]. *Applied Energy*, 2021, 298: 117163
- [11] Liu T, Yuan Q Y, Wang Y G. Hierarchical optimization control based on crop growth model for greenhouse light environment[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 180: 105854
- [12] Svensen J L, Cheng X D, Boersma S, Sun C C. Chance-constrained stochastic MPC of greenhouse production systems with parametric uncertainty [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 217: 108578
- [13] Xu D, Xu L, Wang S S, Wang M Q, Ma J C, Shi C. Rule-based year-round model predictive control of greenhouse tomato cultivation: A simulation study [J]. *Information Processing in Agriculture*, 2025, 12(3): 344-357
- [14] Payne H J, van Henten E J, van Mourik S. Prediction uncertainty of greenhouse electrical power and gas demand: Part 2, the role of parametric and weather forecast error[J]. *Biosystems Engineering*, 2024, 239: 25-34
- [15] van Henten E J, Bontsema J. Time-scale decomposition of an optimal control problem in greenhouse climate management [J]. *Control Engineering Practice*, 2009, 17(1): 88-96
- [16] Xu D, Du S F, van Willigenburg G. Adaptive two time-scale receding horizon optimal control for greenhouse lettuce cultivation [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 146: 93-103
- [17] Xu D, Du S F, van Willigenburg L G. Optimal control of Chinese solar greenhouse cultivation[J]. *Biosystems Engineering*, 2018, 171: 205-219
- [18] Xu D, Du S F, van Willigenburg G. Double closed-loop optimal control of greenhouse cultivation[J]. *Control Engineering Practice*, 2019, 85: 90-99
- [19] Xu D, Li Y F, Dai A G, Zhao S M, Song W T. Model-based quantitative analysis in two-time-scale decomposed on - off optimal control of greenhouse cultivation[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2024, 11(4): 488-498
- [20] Xu D, Li Y F, Dai A G, Zhao S M, Song W T. Closed-loop optimal control of greenhouse cultivation based on two-time-scale decomposition: A simulation study in Lhasa[J]. *Agronomy*, 2023, 13(1): 102
- [21] van Henten E J. Greenhouse climate management: An optimal control approach[D]. Wageningen: Wageningen University and Research, 1994
- [22] Tap F. Economics-based optimal control of greenhouse tomato crop production[D]. Wageningen: Wageningen University and Research, 2000

[23] 徐少兵, 李升波, 成波. 最优控制问题的 Legendre 伪谱法求解及其应用[J].

控制与决策, 2014, 29(12): 2113-2120

Xu S B, Li S B, Cheng B. Theory and application of Legendre pseudo-

spectral method for solving optimal control problem [J]. *Control and*

Decision, 2014, 29(12): 2113-2120 (in Chinese)

责任编辑: 刘迎春



第一作者简介: 徐丹, 中国农业大学博士, 荷兰瓦格宁根大学访问学者, 中国农业科学院农业环境与可持续发展研究所博士后, 中国农业大学水利与土木工程学院农业建筑与环境工程系副教授, 硕士研究生导师。研究方向主要有: 温室环境最优控制; 温室、畜禽舍多模态信息智能感知; 基于深度强化学习的温室、畜禽舍环境控制; 露地蔬菜无人化生产大语言模型和数字孪生; 温室、畜禽舍智能机器人; 鱼菜共生系统控制。承担国家重点研发计划子课题 1 项, 作为项目骨干参加科技创新 2030-“新一代人工智能”重大项目 1 项、省重点研发计划 3 项、国家大宗蔬菜产业技术体系 1 项。作为“江西南昌温室智能控制科技小院”首席科学家, 承担横向课题“智能控制温室微缩模型设计”, 实现专利转化 25 万元。以第一作者或通讯作者发表 JCR 一区 SCI 论文 10 篇, EI 论文 1 篇, 中文核心论文 2 篇, 授权发明专利 1 项, 公开发明专利 1 项。



通讯作者简介: 马浚诚, 博士, 中国科协第四届青年托举人才, 现任中国农业大学水利与土木工程学院副教授, 硕士生导师。主要从事复杂场景多模态感知方法研究。主持中国科协第四届青年托举人才工程项目, 国家自然科学基金项目 2 项, 宁夏重点研发计划重点项目课题 1 项, 作为项目骨干参与“十四五”重点研发计划项目、国家自然科学基金项目等; 近年来以第一/通讯作者发表人工智能相关高水平论文 30 篇, 授权发明专利 5 项; 获教育部科技进步二等奖(排名第七)。