

张忠杰研究员主持“粮食干燥与绿色仓储”专栏文章之三

DOI: 10.16210/j.cnki.1007-7561.2023.05.004

金毅, 谢辉煌, 尹君, 等. 基于LSTM-MPC的粮食干燥机智能控制方法研究[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(5): 25-34.

JIN Y, XIE H H, YIN J, et al. Research on intelligent control method of grain drying based on LSTM-MPC[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(5): 25-34.

基于LSTM-MPC的粮食干燥机 智能控制方法研究

金毅^{1,2}, 谢辉煌^{1,3}, 尹君^{1,2}, 张忠杰^{1,2}✉

(1. 国家粮食和物资储备局科学研究院 粮食储运研究所, 北京 100037;
2. 粮食储运国家工程研究中心, 北京 100037; 3. 江南大学 机械工程学院
江苏省食品先进制造装备技术重点实验室, 江苏 无锡 214122)

摘要: 当前粮食干燥过程控制方法主要致力于保障粮食含水率均匀度、节能减排等, 对干燥品质的精准调控尚属瓶颈问题。为应对粮食干燥过程强耦合、非线性、品质调控难等多方面问题, 在前期研究的基础上, 提出利用长短期记忆神经网络(LSTM)和模型预测控制(MPC)耦合控制器, 结合优质稻谷品质定向调控干燥工艺参考图对粮食干燥过程进行调控。在仿真环境下对比了两种控制器的控制精度; 开展了优质稻谷连续干燥实验, 对比了嵌入工艺参考图前后的系统控制效果。结果表明: 与常规PID控制器相比, LSTM-MPC控制器响应速度提升15%~30%, 干燥后出机水分控制精度提升0.2%以上, 且具有更强的鲁棒性; 利用干燥工艺参考图可以实现干燥过程品质指标可视化, 工艺参考图参与控制决策后, 干燥后稻谷品质显著提升。

关键词: 优质稻谷; LSTM-MPC; 品质定向调控; 智能控制

中图分类号: TS203; S-3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-7561(2023)05-0025-10

网络首发时间: 2023-09-11 15:47:17

网络首发地址: <http://link.cnki.net/urlid/11.3863.TS.20230911.0853.001>

Research on Intelligent Control Method of Grain Drying Based on LSTM-MPC

JIN Yi^{1,2}, XIE Hui-huang^{1,3}, YIN Jun^{1,2}, ZHANG Zhong-jie^{1,2}✉

(1. Institute of Grain Storage and Logistics, Academy of National Food and Strategic Reserves Administration, Beijing 100037, China; 2. National Engineering Research Centre for Grain Storage and Logistics, Beijing 100037, China; 3. Jiangsu Key Laboratory of Advanced Food Manufacturing Equipment and Technology, School of Mechanic Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

Abstract: The current control methods in the grain drying process mainly focus on ensuring uniform moisture content, energy saving, and emission reduction. However, precise control of drying quality remains a bottleneck

收稿日期: 2023-04-11

基金项目: 中央级公益性科研院所基本科研业务费专项(JY2303)

Supported by: Fundamental Research Funds of the Central Research Institutes (No. JY2303)

作者简介: 金毅, 男, 1989年出生, 博士, 助理研究员, 研究方向为粮食干燥品质调控及干燥机智能控制方法。E-mail: jy@ags.ac.cn

通讯作者: 张忠杰, 男, 1966年出生, 博士, 研究员, 所长, 研究方向为粮食干燥与贮藏技术。E-mail: zzj@ags.ac.cn。作者详细介绍见PC21。

problem. To address issues such as strong coupling, nonlinearity, and difficult quality control in the grain drying process, this paper proposes the utilization of long and short-term memory neural network (LSTM) coupled with model predictive control (MPC) based on previous studies. This combined controller was applied to regulate the grain drying process according to a reference diagram for high-quality rice targeted regulation during the drying process. The simulation environment was used to compare the control accuracy of these two controllers. The effectiveness of system control was evaluated through continuous rice drying tests conducted both before and after the incorporation of the process reference diagram. Results demonstrate that compared to conventional PID controller, the LSTM-MPC controller exhibits stronger robustness and faster response speed. Furthermore, by incorporating the process reference diagram into control decisions, visualization of the drying process quality index can be achieved while significantly improving overall drying quality levels.

Key words: high quality rice; LSTM-MPC; quality targeted regulation; intelligent control

粮食干燥过程是典型的多参数耦合、非线性、大迟滞的非稳态传热传质过程，建立粮食干燥模型是为了科学地描述此过程^[1]。通过各国学者在干燥领域几十年的研究，建立的数学模型主要分为单粒粮食干燥模型^[2]、薄层干燥模型^[3-4]和深床干燥模型^[5]等。除此之外，学者们还得到了很多经验和半经验干燥模型，如 Logarithmic 模型^[6]和 Henderson and Pabis 模型^[7]均属于半经验模型。有学者认为通过建立全面的微分方程，可以对干燥过程及品质变化进行系统的模拟^[8-11]，不足之处是模型参数和边界条件与实际出入较大，而且得出的往往是定性的结果。传统的经验和半经验干燥模型，在建模之前通常都要进行假设，比如忽略了干燥过程中粮食体积的收缩，忽略单个粮食颗粒内部的温度梯度和水分梯度等。基于假设的条件得出的模型如直接用于控制干燥，则势必会导致一些误差，影响控制的准确性。因此，提出一种精确度高、耦合性与泛用性兼具的干燥过程模型和方法是解决以上问题的有效途径。在此背景下，模型预测控制（MPC）于 20 世纪 70 年代末得到发展，它采用了诸如多步预测、滚动优化和反馈校正等控制策略，降低了模型精度的需求，良好地改善了控制效果以及鲁棒性，是一种较优控制方法^[12]。作者前期系统性地开展了优质稻谷干燥实验，结果表明：稻谷各项理化指标不同程度地受到干燥介质温度、相对湿度、风速及缓苏比的影响，干燥过程中多因子胁迫和耦合作用存在相互激励、转化现象^[13]。在此基础上，建

立了一套稻谷品质回归模型，初步构建了品质定向调控体系^[14]，虽然干燥过程参量考虑较为全面，但稻谷加工和营养品质指标检测不全，有待进一步实验研究完善。

由于干燥过程中同时存在瞬态耦合变量、传热传质、相变、被干燥产品的物理变化和化学变化、生化反应、不规则的成分迁移和表面随着干燥而硬化形成难以蒸发水分的硬壳等等情况，使得干燥过程更加复杂。人工智能控制方法以其非线性系统契合性、控制简便、无需建立数学模型、抗干扰性能佳等优点，让各国学者发现了突破粮食干燥瓶颈的方法^[15]。在粮食干燥过程中常用的人工智能算法包括：人工神经网络^[16-17]、模糊逻辑^[18]、支持向量机^[19]、专家决策系统^[20]等。纵观各种人工智能控制算法各有所长，但是其自身缺陷也较为明显，由于人工智能控制算法通常依赖大量数据，从中提取特征并进行预测，往往会因基础数据不全面或冗余导致预测结果出现偏差，甚至陷入局部最优^[21]。为应对粮食干燥过程非线性和强耦合特性，作者开发了一种多隐含层反向传播神经网络控制器，通过仿真和实验研究证明了该控制器具有稳定性强、鲁棒性高的优点，有望应用于常规连续式干燥机的控制决策，提升干燥速率、降低能耗^[22]。但依旧无法突破神经网络需依赖大量原始数据的壁垒，还需进一步研究。

本文将前期开发的 LSTM 网络模型^[23]作为预测模型，结合 MPC 控制器，开展了连续式粮食干燥机智能控制系统的仿真与实验，依据干燥过程中

干燥条件的变化预先调节了排粮速度，实现了对粮食含水率的科学控制。同时，利用优质稻谷品质定向调控干燥工艺参考图对干燥机工艺参数的初始设定值和过程参量进行了调节，进一步提升了干燥后的稻谷品质。

1 LSTM-MPC 控制器的设计与仿真

1.1 实验设备与数据采集

1.1.1 实验设备与材料

本研究采用小型连续式干燥实验机（图1）开展实验，该实验系统所匹配机械设备均适用于常规连续式干燥实验条件下工作要求。成套系统主要由连续式干燥实验系统干燥机主体、辅助实验装置、测控及图形化显示系统、加热设备、余热回收装置、风机等组成。干燥实验机主体干燥结构顺逆流连续式，供风采用三段变温干燥工艺。热风炉采用环保无污染的电加热型热风炉，温度控制准确，波动范围小。系统配置在线水分监测仪，可获取实时干粮含水率。图形化测控系统可实时监测各尾气出口温湿度变化和各干燥段粮温（与缓苏段粮温相同），系统主机采用嵌入式触摸

电脑，可通过品质定向调控理论、水势理论、积温理论图形化显示干燥过程参数，包括粮温、尾气冷凝前后温湿度、冷凝介质温度等，动态显示各粮温点和尾气冷凝前后水势变化，干燥过程积温变化等，形成可视化工作界面并在线实时监测粮食水分。该设备可满足本研究实验需求。



图1 小型连续式干燥实验机

Fig.1 The small scale continuous drying test machine

实验材料选用2022年6月收获的优质早籼稻美香占2号（广东，汕头）。

1.1.2 数据采集

在干燥机主机部分布置传感器以采集数据，传感器布置示意图如图2所示。其中，M为粮食水分在线检测仪，实时监测原粮和干燥后粮食含

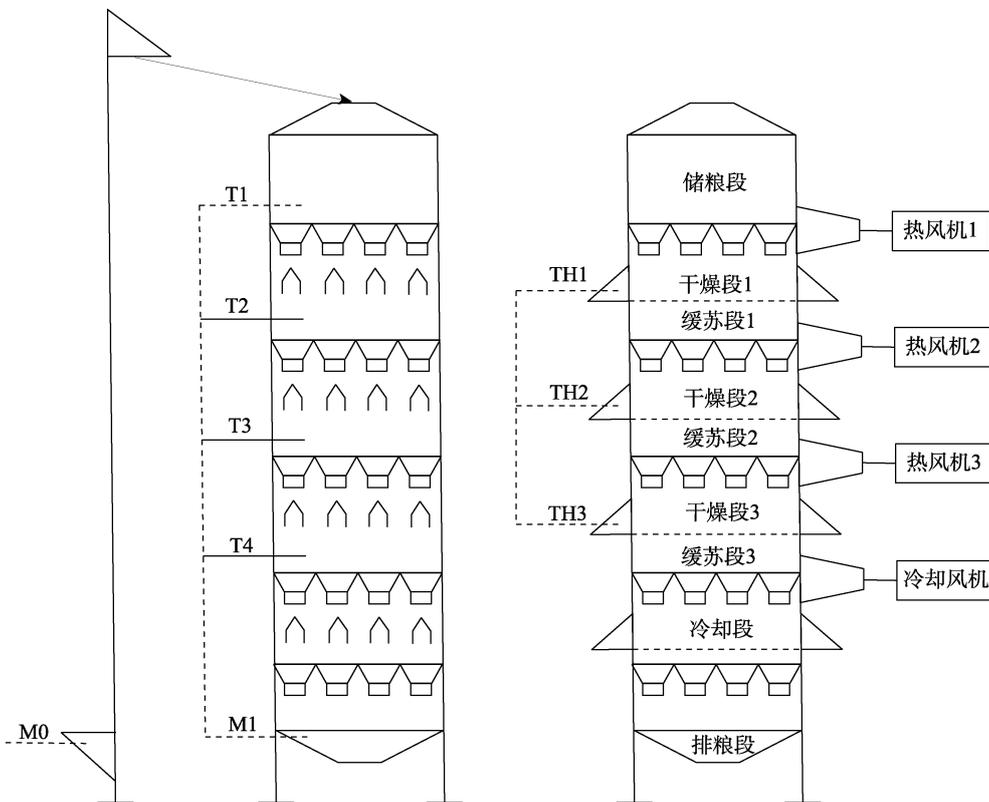


图2 传感器布置示意图

Fig.2 Schematic diagram of sensor layout

水率 (M); T 为粮温传感器, 采集储粮段和三个干燥段粮温 (T); TH 为温湿度传感器, 采集干燥机三个干燥段排潮口温度 (T₀) 和相对湿度 (H₀)。另有温湿度传感器实时检测外环境温湿度, 以 T_{en} 和 H_{en} 表示。

实验于 2022 年 7 月开展。干燥期间系统连续运行进行数据采集, 实验过程中不断改变干燥机可控变量 (排粮速度、热风温度) 以及批次加入不同初始水分稻谷, 以获取多样性数据样本, 用以后续神经网络模型训练。实验共计开展 20 h, 数据采集间隔为 1 min。部分原始数据如表 1, 采集数据共计 14 项, 干燥后稻谷含水率 M₁ 作

为网络模型的预测输出项, 其余数据项作为输入项。

1.2 控制器设计

LSTM-MPC 控制器是利用神经网络逼近非线性系统的控制器, 它主要包括了预测模型、滚动优化和反馈校正三部分, 控制流程如图 3 所示。首先 LSTM 预测模型根据已有输入持续预测输出, 由滚动优化环节根据预测输出值与目标值, 在一定时间域范围求解得到最优控制变量值; 将测量得到的 y(k+j) 与 LSTM 模型预测的 y_m(k+j) 差值作为反馈校正信号对模型进行修正, 从而达到闭环控制的效果。

表 1 部分实验数据

Table 1 Partial drying test data

M ₀ /%	T _{en} /°C	H _{en} /%	T ₀₁ /°C	T ₀₂ /°C	T ₀₃ /°C	H ₀₁ /%	H ₀₂ /%	H ₀₃ /%	T ₁ /°C	T ₂ /°C	T ₃ /°C	T ₄ /°C	M ₁ /%
24.7	16.1	22.7	54.8	60.6	69.4	43.7	31.8	20.2	70.8	73.3	83.8	82.5	13.69
24.7	16.0	22.7	54.8	60.7	69.9	43.5	31.0	20.2	70.3	72.7	83.1	82.1	13.69
24.7	16.0	22.7	55.0	61.0	70.2	43.7	31.0	20.0	70.0	72.1	82.8	81.7	13.70
24.7	16.0	22.8	55.0	61.0	69.9	42.7	31.0	20.0	70.0	72.2	83.0	81.7	13.70
24.7	16.1	22.6	55.4	61.8	70.0	41.9	29.9	20.1	69.5	71.7	82.2	81.2	13.72
24.7	16.1	22.6	55.8	61.3	69.8	42.8	30.6	19.9	70.5	72.2	82.7	81.5	13.72
24.7	16.0	22.7	55.8	61.5	69.8	41.7	30.2	20.2	70.7	72.0	82.4	81.3	13.73
24.7	16.1	22.7	55.8	61.5	70.0	42.1	30.2	20.1	70.4	71.3	82.0	81.2	13.73
24.7	16.1	22.6	55.8	61.4	69.7	41.7	30.1	20.3	70.3	71.2	82.9	81.4	13.83
24.7	16.0	22.5	56.2	61.5	70.0	40.8	30.0	20.2	69.7	70.6	82.1	81.1	13.84
24.7	16.1	22.8	56.0	61.3	69.8	41.9	31.0	20.3	70.2	71.0	82.5	81.8	13.83
24.7	16.1	22.7	56.1	61.6	70.0	40.6	30.0	20.3	70.2	71.0	82.3	81.9	13.83
24.7	15.9	23.3	56.3	61.7	69.8	41.1	30.9	20.0	70.1	70.5	81.8	81.7	13.83

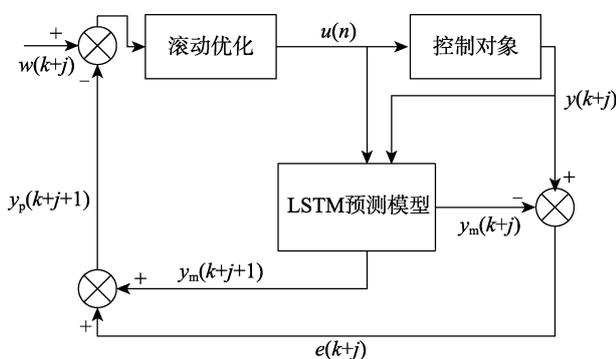


图 3 LSTM-MPC 控制框图

Fig.3 Controller block diagram of LSTM-MPC

1.2.1 预测模型

LSTM 继承了时序模型 (RNN) 的大部分特性, 且具有长时记忆功能, 能够对时间序列数据

提供更好的预测性能。前期通过 LSTM 模型实现了对干燥过程系统的模式识别^[20], 模型的数学表达式如下所示:

$$y(k+1) = f_{lstm}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (1)$$

式中, u 和 y 分别表示模型的输入值与输出值, n 和 m 分别表示输入与输出变量的次序。输入参数包括: 上中下三层干燥段粮温、排潮口温湿度、环境温湿度、入口水分、排粮速度。

1.2.2 滚动优化

在滚动优化中构建成本函数, 通过最小化成本函数对控制进行评估, 得到最优控制信号, 即最佳排粮速度 t_w, 以增强系统的鲁棒性, 成本函

数^[24]如下式所示:

$$J_{min} = \sum_{j=1}^{N_p} [y(k+j) - w(k+j)]^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_c} [\Delta u(k+i-1)]^2 \quad (2)$$

式中, J 为成本函数, N_p 表示预测时域, N_c 表示控制时域, λ 为增量权重系数, y 为神经网络^[23] 预测输出, w 为参照值, k 为当前时刻, Δu 为输入差, 如下式所示。

$$\Delta u = u(k+i-1) - u(k+i-2) \quad (3)$$

成本函数的限制条件如下:

$$y_{min} \leq y(k+j) \leq y_{max}, j=1, \dots, N_c \quad (4)$$

$$u_{min} \leq u(k+j) \leq u_{max}, j=1, \dots, N_p \quad (5)$$

$$\Delta u_{min} \leq \Delta u(k+j) \leq \Delta u_{max}, j=1, \dots, N_p \quad (6)$$

式中, y_{max} 、 y_{min} 、 u_{max} 、 u_{min} 以及 Δu_{max} 、 Δu_{min} 分别是 y 、 u 和 Δu 的上下限值。

1.2.3 反馈校正

反馈校正是利用当前时刻神经网络预测值与实际输出值进行比较, 得到误差值 $e(k+j)$:

$$e(k+j) = y(k+j) - y_m(k+j) \quad (7)$$

利用误差值 $e(k+j)$ 对未来的模型预测输出进

行修正:

$$\tilde{y}(k+j) = y(k+j) + h \cdot e(k+j) \quad (8)$$

式中, h 为权重系数, 通常 $h=1$ 。

1.3 仿真模型建立

在 MATLAB Simulink 模块中开发了 LSTM-MPC 仿真模型, 如图 4 所示。在本研究中, 干燥机的排粮速度由排粮段闭风器控制, 改变闭风器的等待时间和动作时间都可以调控排粮速度。由于连续式干燥机的动作时间 T 与变频器的输出频率 f 有关 ($T=1.187/f$), 调节幅度较小, 因此选取排粮速度 t_w 作为调节量, 受控变量为出机水分 (干燥后排出干燥机的稻谷含水率) M_1 。

基于公式 (2)~(8), 对控制器的各项参数进行了设置。设置初始水分以及干燥温度为可测量扰动 (MD), 预测时域 (N_p) 和控制时域 (N_c) 的选取范围分别为 5~50 和 1~10, 将控制变量 t_w 作为硬约束限制为 100~300 min, 受控变量 M_1 作为软约束限制为 13%~16%, 控制变量增量 (Δu) 限制为 -20~20 min, 增量权重系数 $\lambda=0.1$, 设定水分为 14%, 采样频率为 60 s。

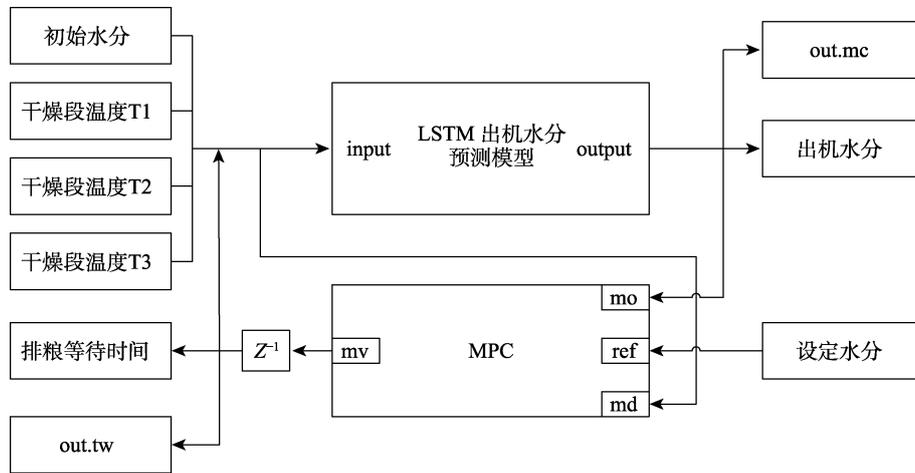


图 4 基于 LSTM-MPC 控制器的仿真模型

Fig.4 Simulation model based on LSTM-MPC controller

1.4 仿真分析

在动态模拟过程中, 预测时域 (N_p) 和控制时域 (N_c) 的长度对 MPC 控制的性能和计算复杂程度有很大影响。预测时域 (N_p) 代表未来的样本数量, 在此范围内 MPC 计算预测的过程变量分布并最小化预测误差, 控制时域 (N_c) 是 MPC 为消除当前预测误差而在给定采样间隔内计算的操纵变量移动次数。在优选预测时域和控制时域

的长度后, 对设定水分以及可测量扰动项添加阶跃干扰信号, 比较传统 PID 控制和 LSTM-MPC 控制的效果。

1.4.1 预测时域和控制时域长度优选

以设定水分变化为例, 图 5 比较了时域步长分别为 5、10、20、50 下控制器的被控制量 (出机水分) 与控制量 (排粮等待时间) 变化, 控制时域步长固定为 2。观察后发现, 对于更高的预

测时域水平, 控制器能给出更快的响应, 继续增大发现响应变化不大, 取 $N_p=50$ 较佳。当固定预测时域步长为 50, 比较不同控制时域步长如图 6。增加控制步长, 控制器表现出迟滞现象, 控制域应尽量取小, 且一般满足在 $0.1\sim 0.2N_p$ 之间, 取 $N_c=5$ 较佳。

1.4.2 水分阶跃仿真分析

在采样时间 0、2 500、5 000 s 时, 将初始设定出机水分 14% 依次调整至 15%、14.6% 以及

14.4%。如图 7 所示, 在三个阶段中, PID 控制分别在 1 560、3 900、6 420 s 达到设定点, 而 PC 控制在 960、3 360、5 880 s 时达到设定点, MPC 的响应快于 PID。

1.4.3 测量扰动项变化下仿真分析

在实际干燥过程中, 初始水分、干燥段温度、排潮口温湿度以及环境条件等输入项的变化以及噪声扰动都会影响稻谷出机水分。为了验证控制器的抗扰动性, 挑选了相关性较强的干燥段温度

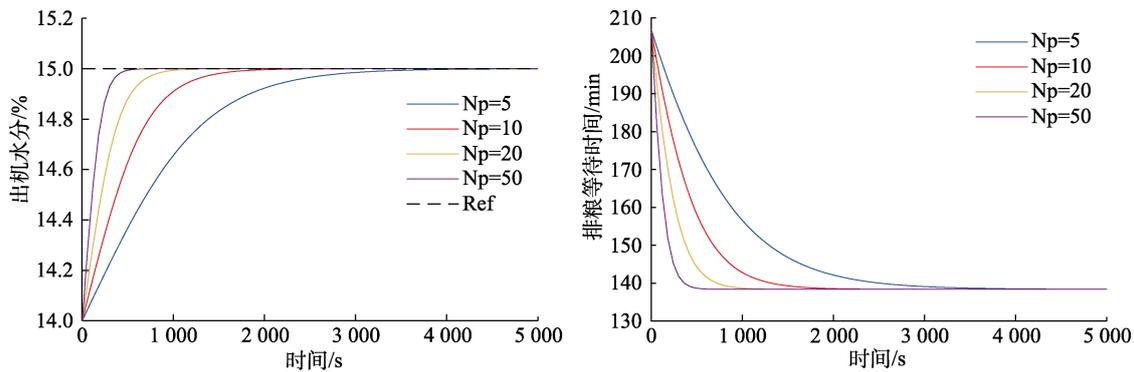


图 5 预测时域长度对 LSTM-MPC 性能影响
Fig.5 Effect of N_p length on LSTM-MPC performance

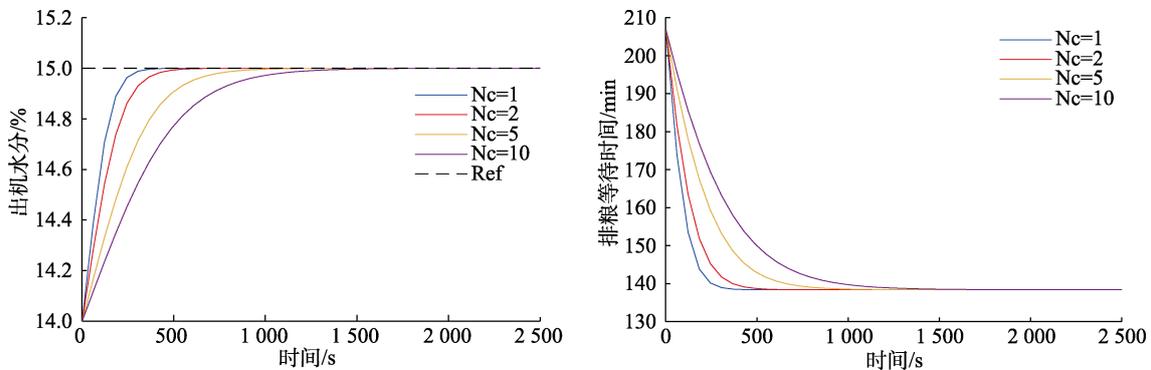


图 6 控制时域长度对 LSTM-MPC 性能影响
Fig.6 Effect of N_c length on LSTM-MPC performance

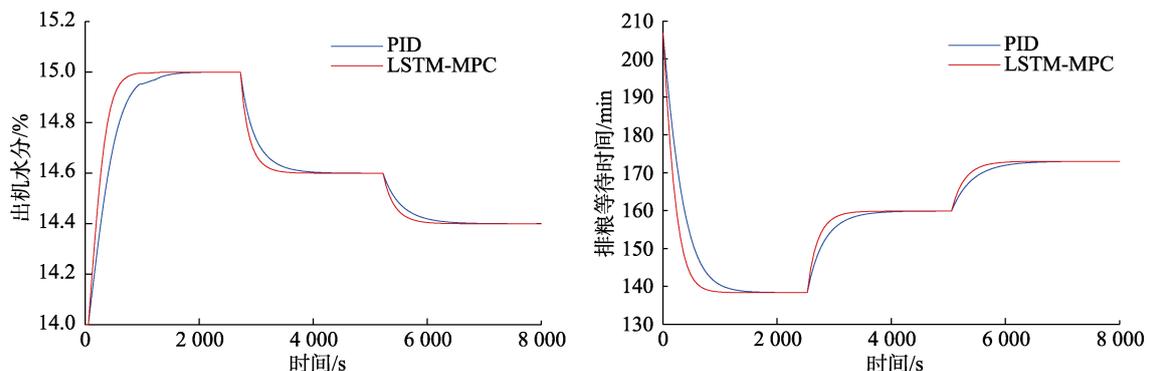


图 7 参照值变化下两种控制器响应情况
Fig.7 Refer to the response of the two controllers under the change of value

以及稻谷初始水分作为可测量扰动项进行仿真实验。确定初始状态时环境温度 20 °C，环境相对湿度 30%，各干燥段温度均为 100 °C，各排潮口相对湿度为 30%，温度为 60 °C。在采样时间 1 000 s 时添加阶跃信号作为干扰，干燥段 1 温度从 100 °C 变化至 105 °C，初始水分从 22% 变化至 26%。图 8、9 中比较了控制器的响应情况。当对干燥段 1 的温度施加阶跃干扰时，出机水分降低至 13.35%，持续干燥会导致稻谷过干。此时控制

器会降低排粮等待时间以增大粮食流速，经历一段时间的控制量调整后，LSTM-MPC 于 1 150 s 恢复到设定水平，而 PID 在 1 380 s 处时才恢复至设定水平。当对初始水分施加阶跃干扰时，出机水分值将增大至 14.7%，经历一段时间的控制量调整后，LSTM-MPC 于 1 150 s 恢复到设定水平，PID 在 1 320 s 处时恢复至设定水平。仿真结果表明，LSTM-MPC 控制器和 PID 控制器相比，响应速度快，鲁棒性强，工作性能更优。

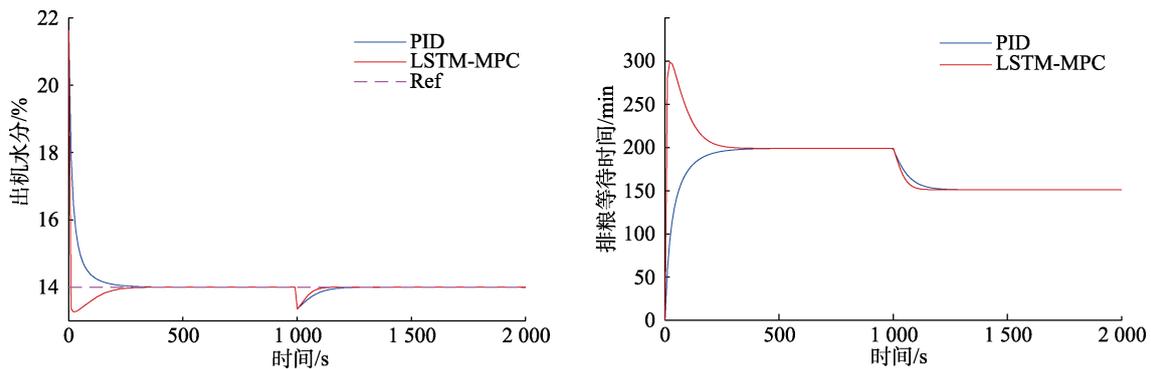


图 8 干燥温度阶跃波动下控制器响应

Fig.8 Controller response to step fluctuations in drying temperature

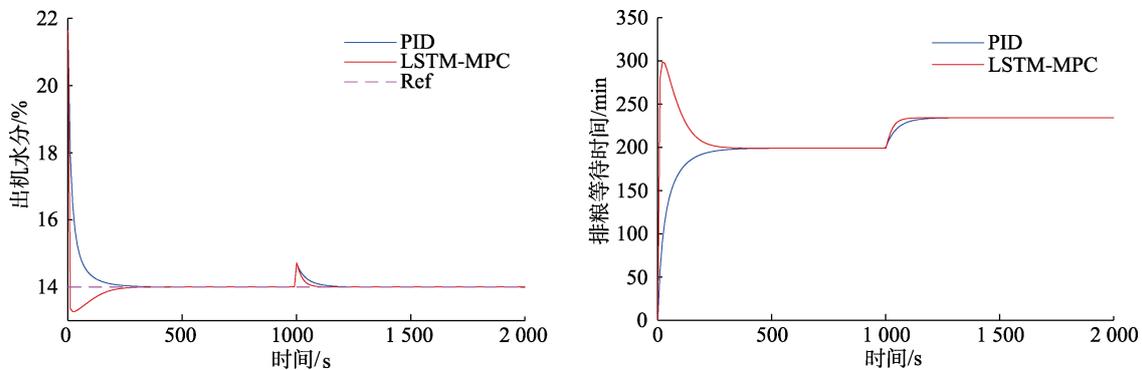


图 9 初始水分阶跃波动下控制器响应

Fig.9 Controller response to initial moisture step fluctuation

1.5 仿真结果小结

通过 Simulink 建立了适用于粮食干燥机的 LSTM-MPC 控制器，并合理设置了控制器参数。通过设定目标水分变化以及可测量扰动项的变化，证明了 LSTM-MPC 控制器在稻谷干燥控制中的有效性，其性能优于传统 PID 控制器。

2 连续式干燥机 LSTM—MPC 智能控制系统

2.1 系统控制方案

开发干燥机自动采集并记录了干燥过程中的

干燥段温度、初始水分、排潮口温湿度以及环境状况。由 LSTM-MPC 控制器预测出机水分，对比目标设定值后，输出最优的排粮等待时间进行排粮控制，使出机水分接近设定值。

2.2 系统软件设计方案

利用 LabView 虚拟仪器软件搭建连续式稻谷干燥机控制平台。前面板界面（图 10）包括干燥机运行期间运行状态数据的连续采集与显示，设备操控设置以及历史数据记载。在显示界面选项卡中主要显示了各传感器所采集的各干燥温度、

排潮口温湿度以及环境状况等。右侧水分监控窗口，可以观察稻谷出机水分的当前值与历史值，并能够对其目标水分进行更改。此外对于控制变量排粮等待时间也可进行设定与输出显示，各执行部件的工作状态由指示灯显示。操控界面可对主要控制对象进行启停控制以及参数调节。

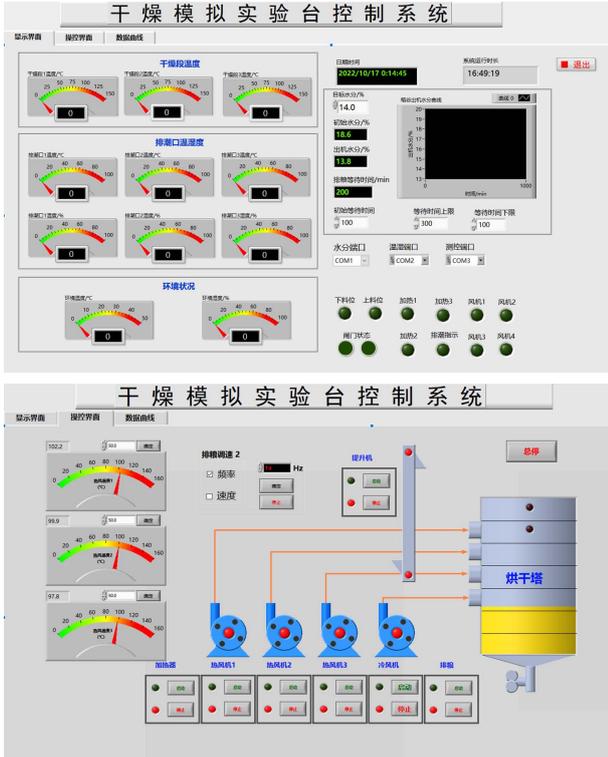


图 10 连续式干燥机控制系统前面板
Fig.10 Front panel of continuous dryer control system

利用前期实验建立的加工品质定向调控工艺参考图作为设备参数调控依据，其中包含整精米率（HRY）和爆腰增率（ACP）的定向调控参量。在原有的计算机控制面板中加入了工艺参考图选项卡，如图 11 所示。设定 HRY 和 ACP 的限制值，

HRY 取下限值，ACP 取上限值。根据连续式干燥机的结构，计算出干燥机的缓苏比为 2，设置区显示并输入传感器采集到的初始水分、相对湿度、风速，相对湿度以排潮口平均湿度为准。在此条件下得到可供参考的干燥温度区间，选择合理值在操控平台对干燥温度进行初始水平设置。

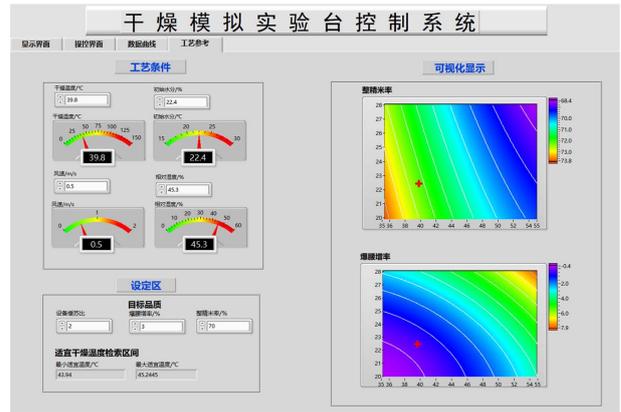


图 11 工艺参考图应用界面
Fig.11 Process reference diagram application interface

2.3 连续式干燥机控制实验

2.3.1 含水率控制结果分析

2022 年 9 月在国家粮食和物资储备局科学研究院昌平中试基地进行了 LSTM-MPC 智能控制系统运行调试并开展了实验研究。实验所用稻谷品种与 1.1.2 中一致，用量约为 5 t，初始含水率为 26%±2%。实验开始前采用 105 °C 烘箱法对在线水分检测仪进行校正。实验过程中通过调节排粮等待时间对出机稻谷水分进行控制，目标水分为 14%，数据采集间隔为 1 min。对比 LSTM-MPC 控制系统与原控制系统控制效果，如图 12 所示。

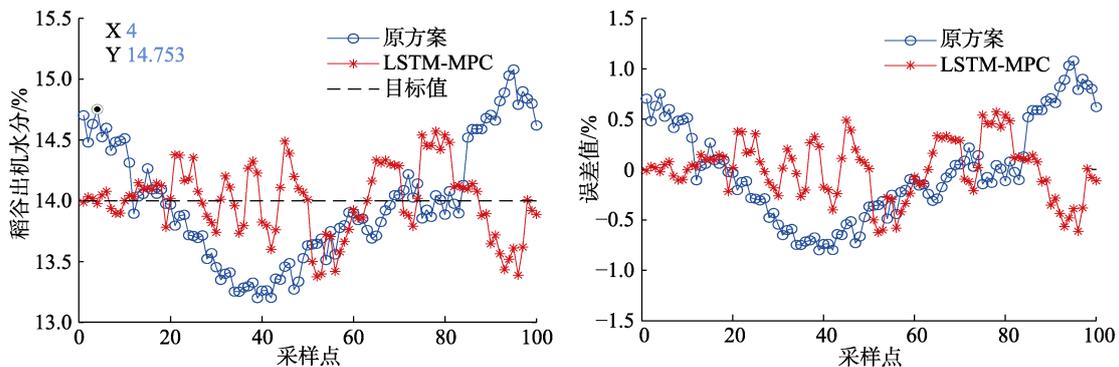


图 12 稻谷连续式干燥控制实验结果对比
Fig.12 Comparison of rice continuous drying control experiment results

为使数据平稳,图中的稻谷出机水分取邻近 10 个点的平均值作为采样点值,从图中可以看出,与原控制系统相比,采用 LSTM-MPC 控制时出机水分在目标水分上下浮动较为平稳,范围为 13.43%~14.58%,而原控制器变化范围为 13.22%~15.02%。LSTM-MPC 控制情况下,出机水分更接近目标值,大部分水分误差控制在 $\pm 0.5\%$ 以内。因此,连续式干燥机控制实验进一步证明了 LSTM-MPC 控制方案的鲁棒性。

2.3.2 品质指标控制结果分析

为了验证品质定向调控工艺参考图的控制效果,开展了稻谷品质调控干燥实验。待各项传感器数据平稳后,输入目标品质指标,系统自动获取干燥工艺初始参数。干燥过程中,在历史数据选项卡中监测历史数据,当初始值变动超过一定范围时及时调整目标值,得到新的参考干燥温度。每隔 30 min, 取样并检测整精米率和爆腰增率。

干燥过程中,出机水分波动范围为 13.1%~

14.86%,水分过程控制效果良好。对比参考图嵌入前后的作业效果(图 13),并进行了差异显著性分析(表 2)。对比嵌入参考图和无参考图工况下干燥后稻谷爆腰增率和整精米率,分析结果显示,爆腰增率 $T=-3.551, P<0.001$;整精米率 $T=3.3853, P<0.001$,即嵌入参考图的控制效果显著优于未嵌入参考图的控制效果。嵌入后采样点的平均爆腰增率为 3.92%,比嵌入前降低了 1.36%。由于提供了作业参考,稻谷的爆腰增率得到了改善,但并未能精确达到设定要求的 3%,说明所建立的模型在实际应用中,依旧存在一定偏差,还需要进一步精细化模型。嵌入工艺参考图表前后的整精米率分别为 69.79%和 70.46%,优化调整工艺后大部分采样点的整精米率均能达到 70%以上。因此,在实际干燥过程中加入工艺参考图表协同决策,可以在保证目标干燥水分的同时,进一步提升干燥品质,一定程度上解决了经验式作业存在的问题。

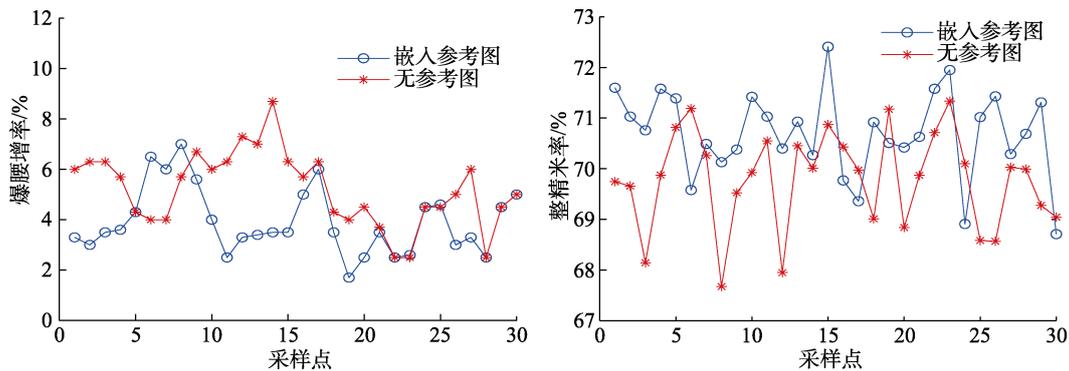


图 13 干燥品质对比

Fig.13 Comparison of drying qualities

表 2 T 检验分析结果

Table 2 T test analysis results

干燥品质指标	组别	平均值/%	标准差	T	P
爆腰增率	嵌入参考图	3.92	1.314	-3.551	<0.001
	无参考图	5.28	1.473		
整精米率	嵌入参考图	70.46	0.857	3.3853	<0.001
	无参考图	69.79	0.969		

3 结论

以优质稻谷品种美香占 2 号为研究对象,开发了基于 LSTM-MPC 的智能控制系统,并开展了仿真和实际干燥实验。通过仿真实验对时域参数进行了优化,得到预测时域 (N_p) = 50, 和控制时域 (N_c) = 5 时效果最佳,同时对比了设定

值变化以及变量扰动时控制器的响应及收敛效果。结果表明,相较于 PID 控制器, LSTM-MPC 控制器的鲁棒性更强,性能更佳。实际干燥实验结果表明,基于 LSTM-MPC 的智能控制系统的控制精度良好,稻谷出机水分稳定在 13.43%~14.58% 之间,利用品质定向调控干燥工艺参考图表可使

稻谷干燥后的品质得到更具目的性的改善, 采样点的爆腰增率平均值由 5.28% 降低至 3.92%, 整精米率由 69.79% 提升至 70.46%, 工具图表具备实际应用潜力, 但准确度仍需进一步提升。

参考文献:

- [1] 韩峰, 吴文福, 刘哲, 等. 粮食连续干燥工艺及过程控制模拟实验系统[J]. 粮油食品科技, 2023, 31(2): 83-89.
HAN F, WU W F, LIU Z, et al. Simulation experiment system of grain continuous drying process and process control[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2023, 31(2): 83-89.
- [2] 金毅. 基于等效积温的谷物干燥过程建模与智能控制[D]. 吉林大学, 2019.
JIN Y. Modelling and intelligent control of grain drying process based on equivalent accumulated temperature[D]. Jilin University, 2019.
- [3] PRAKASH B S, TJ. Single-parameter thin-layer drying equations for long-grain rice[J]. Transactions of the ASABE, 2018, 61(2): 733-742.
- [4] 张鑫, 任元元, 孟资宽, 等. 马铃薯非油炸挤出方便面热风干燥特性及动力学研究[J]. 粮油食品科技, 2021, 29(2): 135-142.
ZHANG X, REN Y Y, MENG Z K, et al. Research on hot-air drying characteristics and kinetics of non-fried extruded potato instant noodles[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2021, 29(2): 135-142.
- [5] 魏志鹏, 王丹阳, 王洁, 等. 深床缓苏干燥工艺条件对稻谷干燥特性及爆腰增率的影响[J]. 沈阳农业大学学报, 2021, 52(4): 506-511.
WEI Z P, WANG D Y, WANG J, et al. Effects of deep-bed tempering drying conditions on drying characteristics and explosive waist increase rate of rice[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2021, 52(4): 506-511.
- [6] TOĞRUL İ T, PEHLIVAN D. Mathematical modelling of solar drying of apricots in thin layers[J]. Journal of Food Engineering, 2002, 55(3): 209-216.
- [7] HENDORSON S. Grain drying theory (I) temperature effect on drying coefficient[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1961, 6(3): 169-174.
- [8] 华军利, 梁锦霞, 朱定和, 等. 乐昌香芋热风干燥动力学及模型拟合[J]. 粮油食品科技, 2020, 28(3): 85-90.
HUA J L, LIANG J X, ZHU D H, et al. Drying kinetics and model fitting of Lechang taro during hot-air drying process[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2020, 28(3): 85-90.
- [9] RORDPRAPAT W, NATHAKARANAKULE A, TIA W, et al. Comparative study of fluidized bed paddy drying using hot air and superheated steam[J]. Journal of Food Engineering, 2005, 71(1): 28-36.
- [10] MEESO N, NATHAKARANAKULE A, MADHIYANON T, et al. Modelling of far-infrared irradiation in paddy drying process[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 78(4): 1248-1258.
- [11] SHEI H J, CHEN Y L. Computer simulation on intermittent drying of rough rice[J]. Drying Technology, 2007, 20(3): 615-636.
- [12] 王赫. BP 神经网络在粮食干燥预测模型中的应用[J]. 粮食加工, 2022, 47(1): 74-76.
WANG H. Application of BP neural network in grain drying prediction model[J]. Grain Processing, 2022, 47(1): 74-76.
- [13] JIN Y, WONG K W, WU Z, et al. Relationship between accumulated temperature and quality of paddy[J]. International Journal of Food Properties, 2019, 22(1): 19-33.
- [14] JIN Y, YIN J, XIE H, et al. Reconstruction of rice drying model and analysis of tempering characteristics based on drying accumulated temperature[J]. Applied Sciences, 2021, 11(23): 11113.
- [15] LI H, CHEN S. A neural-network-based model predictive control scheme for grain dryers[J]. Drying Technology, 2019, 5(8): 1-13.
- [16] JIN Y, YIN J, ZHANG H, et al. Parameters predictions of paddy grain drying based on machine learning[C]. 2021 International Conference on Intelligent Transportation, Big Data & Smart City (ICITBS), 2021.
- [17] 代爱妮, 周晓光, 刘相东, 等. 基于 BP 神经网络的旁热式辐射与对流粮食干燥过程模型[J]. 农业机械学报, 2017, 48(3): 351-360.
DAI A N, ZHOU X G, LIU X D, et al. Model of drying process for combined side-heat infrared radiation and convection grain dryer based on BP neural network[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2017, 48(3): 351-360.
- [18] JAHEDI RAD S, KAVEH M, SHARABIANI V R, et al. Fuzzy logic, artificial neural network and mathematical model for prediction of white mulberry drying kinetics[J]. Heat and Mass Transfer, 2018, 54(11): 3361-3374.
- [19] COLMAN E, WAEGEMAN W, DE BAETS B, et al. Prediction of subacute ruminal acidosis based on milk fatty acids: A comparison of linear discriminant and support vector machine approaches for model development[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 111: 179-185.
- [20] LIU T, LIANG S, HU J. Expert control system based hierarchical control strategy for tunnel microwave rice drying[C]. The European Control Conference, 2019.
- [21] LECUN Y, BENGIO Y, HINTON G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [22] JIN Y, WONG K W, YANG D, et al. A neural network model used in continuous grain dryer control system[J]. Drying Technology, 2021, 40(9): 1901-1922.
- [23] 谢辉煌, 金毅, 张忠杰, 等. 基于 LSTM 网络的粮食干燥机水分预测与优化[J]. 中国粮油学报, 2023, 网络首发.
XIE H H, JIN Y, ZHANG Z J, et al. Water prediction and optimization of grain dryer based on LSTM network[J]. Journal of China Grain and Oil Sciences, 2023.
- [24] BAI H, CHU Z, WANG D, et al. Predictive control of microwave hot-air coupled drying model based on GWO-BP neural network[J]. Drying Technology, 2022, 1-11. 

备注: 本文的彩色图表可从本刊官网 (<http://lspkj.ijournal.cn>)、中国知网、万方、维普、超星等数据库下载获取。