doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.023

基于 BP－NSGA－Ⅱ算法的小麦低损脱粒自适应调控方法

李　骅[1]　吕大伟[1]　王永健[1]　金诚谦[2]　王立辉[3]　姚　聪[1]

（1.南京农业大学工学院，南京 210000；2.农业农村部南京农业机械化研究所，南京 210000；
3.东南大学仪器科学与工程学院，南京 210000）

摘要：传统小麦收获机无法根据田间环境和作业速度实时调节作业参数，导致其夹带损失率、脱出物含杂率均较高，作业性能较低。本文以久富 4LZ－7.0 型联合收获机为研究对象，提出了一种基于机器学习算法的小麦低损脱粒自适应控制方法，通过实时监测小麦喂入量和作物特性，动态调整滚筒转速和脱粒间隙，实现低损脱粒。基于离散元仿真和 BP 神经网络预测不同喂入量和小麦含水率下的脱粒性能。将训练完成的 BP 神经网络模型作为 NSGA－Ⅱ算法寻优的适应度函数，基于 BP－NSGA－Ⅱ算法建立滚筒转速和脱粒间隙控制模型，实现了滚筒转速和脱粒间隙自适应调控。将本控制系统脱粒性能与恒参数脱粒装置性能进行比较，验证了本控制模型优越性。田间试验结果表明，在不同喂入量条件下进行小麦收获时，本文设计的脱粒装置性能显著优于恒参数脱粒装置，当前进速度为 0.8、1.2、1.6 m/s 时夹带损失率和脱出物含杂率分别降低 11%、14%、12% 和 8%、12%、9%。研究结果可为复杂多变田间环境下，小麦等作物低损脱粒技术研究提供参考。

关键词：小麦收获机；BP－NSGA－Ⅱ算法；自适应调控

中图分类号：S223.72　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2025)11-0243-10　　**OSID**：

Adaptive Regulation of Low-loss Threshing in Wheat Based on BP－NSGA－Ⅱ Algorithm

LI Hua[1]　LÜ Dawei[1]　WANG Yongjian[1]　JIN Chengqian[2]　WANG Lihui[3]　YAO Cong[1]

(1. *College of Engineering*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 210000, *China*
2. *Nanjing Institute of Agricultural Mechanization*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Nanjing* 210000, *China*
3. *College of Instrument Science and Engineering*, *Southeast University*, *Nanjing* 210000, *China*)

Abstract: The traditional harvester could not adjust the operating parameters in real time according to the field environment and operating speed, resulting in high entrainment loss rate and impurity rate of excavated products, and low operating performance. A low-loss threshing adaptive control method for wheat based on machine learning algorithm was proposed, which realized low-loss threshing by monitoring wheat feed and crop characteristics in real time, dynamically adjusting the drum speed and threshing gap to achieve low-loss threshing. Based on discrete element simulation and BP neural network, the threshing performance indexes under different feeding rates and wheat moisture content were predicted. The trained BP neural network model was used as the fitness function of the NSGA－Ⅱ algorithm to optimize the drum speed and threshing gap, and the drum speed and threshing gap control model based on the BP－NSGA－Ⅱ algorithm was established, and the adaptive adjustment of drum speed and threshing gap was realized. The threshing performance of the control system was compared with the performance of the constant parameter threshing device, and the superiority of the control model was verified. The field experiment results showed that the performance of the threshing device with control system was significantly better than that of the constant parameter threshing device when the wheat harvest was carried out under different feeding conditions, and the entrainment loss rate and the impurity rate of the escaped were reduced by 11%, 14%, 12% and 8%, 12% and 9%, respectively, when the advance speed was 0.8 m/s, 1.2 m/s and 1.6 m/s. The results can provide a reference for the research on low-loss threshing technology of wheat and other crops in complex and changeable field environments.

Key words: wheat harvester; BP－NSGA－Ⅱ algorithm; adaptive regulation

收稿日期：2024－08－07　修回日期：2024－09－10

基金项目：江苏省重点研发计划项目(BE2022389)

作者简介：李骅(1972—)，男，教授，博士，主要从事精准种收技术与装备研究，E-mail：lihua@njau.edu.cn

0 引言

传统的小麦机收脱粒方式无法根据作业对象和环境的变化,自动调整作业状态参数以保证最佳的作业性能[1-3],严重影响小麦收获机脱粒性能,导致小麦损失率增加,从而影响农业生产效益和可持续发展。

小麦收获性能受到多种因素的影响,包括作物品种、含水率以及收获机自身的运行参数等[4-7]。当小麦含水率和收获机喂入量变化较大时,传统的恒参脱粒方式难以满足低损失率的作业要求。

目前,针对联合收获机自动控制系统,国外许多大型农机公司已实现了商业化应用,形成了成熟的技术体系[8]。例如,德国克拉斯公司 LEXION 760 系列联合收获机、德国芬特公司 C 系列联合收获机以及英国 MASSEY FERGUSON 公司 ACTIVA 和 BETA 系列联合收获机等,均配备了先进的自动控制系统。这些系统能够根据不同的收获条件,实时调整作业速度、滚筒转速、脱粒间隙等参数,从而降低收获损失,提高作业效率,确保谷物质量和清洁度。

国内在联合收获机控制系统方面的研究尚处于实验室阶段[9-11]。宁小波等[12]通过动力学分析建立了脱粒系统动力学模型,并利用模糊控制构建了脱粒调速控制系统仿真模型。该控制系统在作物密度增加时,能够迅速做出有效调节。王新等[13]借助模型鲁棒优化理论,将收获机的收获品质、收获效率作为优化目标,优化了小麦联合收获机前进速度控制。朱晓龙等[14]设计了一种高含水率玉米籽粒收获机智能控制系统,可根据籽粒破碎率和籽粒损失率计算出工作参数的最佳组合,并自动控制各执行机构,以适应田间环境的变化。FAN 等[15]针对纵向轴流玉米脱粒机喂入量波动导致脱粒性能下降的问题,设计了一种基于喂入量的电液式顶盖导叶倾角自动控制系统,基于喂入量和导叶倾角最优控制模型,确定了不同喂入量下最佳导叶倾角。

现有的研究大多集中在对单一的脱粒参数进行控制。FAN 等[16]针对玉米脱粒开发了一套多参数的自动控制系统,但小麦的脱粒方式与玉米不同,其多参数脱粒系统尚需进一步完善。本文提出一种基于机器学习算法的小麦低损脱粒多参数控制方法。利用 BP 神经网络机器学习算法对脱粒性能指标(夹带损失率和脱出物含杂率)进行实时预测,并将该模型作为 NSGA-Ⅱ算法寻优的适应度函数。在此基础上利用 BP-NSGA-Ⅱ算法建立小麦低损脱粒自适应控制模型。根据喂入量和含水率的变化自动调整脱粒系统的滚筒转速和脱粒间隙,以完成对小麦脱粒过程的智能控制。

1 总体结构与工作原理

1.1 总体结构

设计的小麦低损脱粒自适应调控系统由脱粒装置、检测装置(包括作业速度传感器、无人机、滚筒转速传感器、脱粒间隙传感器)、主控制器、人机交互界面以及脱粒间隙控制系统和滚筒转速控制系统组成,如图 1 所示。其中,滚筒转速传感器(温州恒惠电气科技有限公司,NJK-8002C 型)安装在收获机滚筒转轴旁,脱粒间隙传感器(台州市椒江西域电子厂,KTC0-75mm 型)安装在电动推杆上[17],作业速度传感器(温州恒惠电气科技有限公司,NJK-8002C 型)则安装在收获机倾斜输送装置主动轮旁。

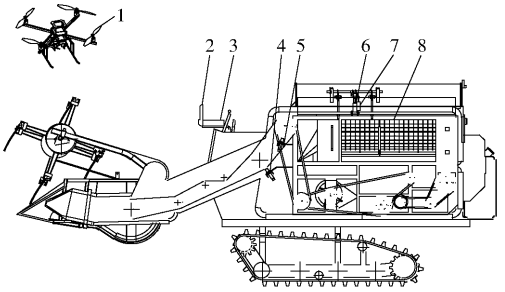


图 1 小麦联合收获机低损脱粒自动控制系统示意图

Fig. 1 Schematic of low-loss threshing automatic control system for wheat combine harvester

1. 无人机 2. 人机交互界面 3. 主控制器 4. 作业速度传感器 5. 滚筒转速传感器 6. 电动推杆 7. 脱粒间隙传感器 8. 脱粒装置

1.2 工作原理

控制系统流程图如图 2 所示。在收获机作业前,将作物含水率和位置发送至收获机主控制器,提供预先采集的数据;操作者通过人机交互界面提前设置实际喂入量、小麦含水率、滚筒转速和脱粒间隙初始值。收获机作业时,主控制器实时采集多源信息并利用夹带损失率(以下简称损失率)和脱出物含杂率(以下简称含杂率)预测模型,预测实时损失率和含杂率。将预测数据与预先设定设定值进行比较(损失率和含杂率设定值分别为 0.4% 和 35%[18-19]),若符合要求,则保持当前作业状态,工作参数通过人机交互界面显示;若不符合要求,则调用小麦低损脱粒自适应控制模型计算出目标脱粒间隙和目标滚筒转速,并相应下发控制指令。这样,各工作参数能够紧密协调配合,以满足不同的收获作业环境,从而提高收获质量和作业效率。

1.2.1 滚筒转速调节方法

通过电液比例泵控马达系统调节滚筒转速,如图 3 所示。电液比例泵控马达系统包括液压泵、电

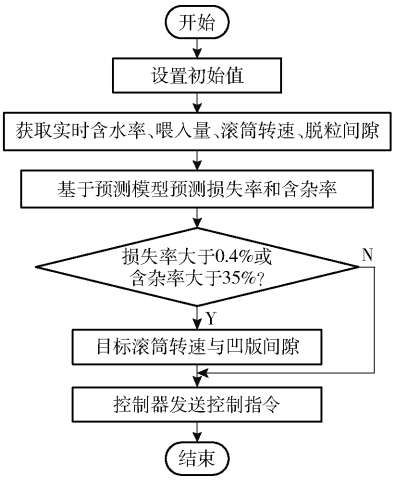


图 2　低损脱粒自动控制算法流程图

Fig. 2　Flowchart of automatic control algorithm for low-loss threshing

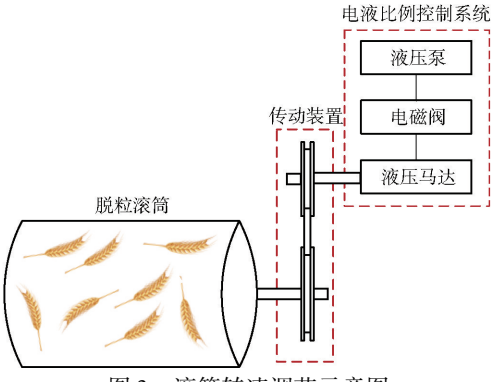


图 3　滚筒转速调节示意图

Fig. 3　Schematic of drum speed adjustment

磁阀、液压马达和传动装置等。电磁阀根据控制信号调节流量和方向，调节后液压油继续通过管道传输至液压马达，马达转速与输入流量成正比。通过调节液压泵的输出流量和电磁阀开闭状态，可精确控制液压马达转速，从而实现对滚筒转速精确控制[20]。

1.2.2　脱离间隙调节方法

通过电动推杆调节脱粒间隙，如图 4 所示。凹板筛一侧与顶盖铰接，另一侧则通过曲柄摇杆机构连接至电动推杆。电动推杆运动驱动曲柄转动，进而带动连杆上下移动，使凹板筛进行上下调整，从而实现脱粒间隙电动控制[17]。

2　基于 EDEM 的脱粒性能仿真试验

2.1　仿真试验设计

为了研究脱粒装置在不同工况下的工作参数对脱粒性能的影响，设计了 1 组四因素二次回归正交旋转组合试验，共计 36 组。试验因素包括喂入量、含水率、滚筒转速和脱粒间隙，评价指标为损失率和含杂率。由于田间试验难以准确控制小麦含水率，

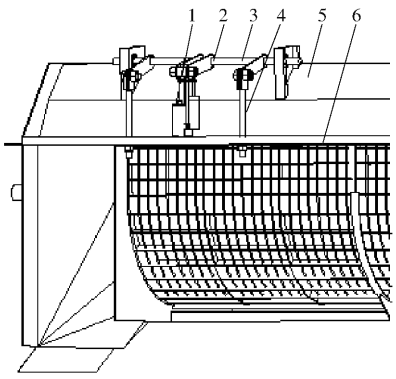


图 4　脱粒间隙调节机构

Fig. 4　Threshing gap adjustment mechanism

1. 电动推杆　2. 位移传感器　3. 曲柄　4. 连杆　5. 顶盖　6. 凹板筛

借助于 EDEM 软件，采用仿真试验方法，模拟小麦脱粒过程[21－23]，该仿真模型已通过单因素试验验证。

试验小麦品种为扬麦 25 号。参照文献[24]试验因素编码见表 1。为了准确监测仿真试验过程中的籽粒损失情况和脱出物组成，EDEM 软件中，在滚筒尾部和滚筒下方分别设置夹带损失籽粒总质量监视器和脱出物秸秆总质量监视器，如图 5 所示。试验结束后，计算损失率和含杂率。

表 1　试验因素编码

Tab. 1　Experimental factors and codes

编码	因素			
	喂入量 x_1/(kg·s^{-1})	含水率 x_2/%	滚筒转速 x_3/(r·min^{-1})	脱粒间隙 x_4/mm
－2	2	14	600	10
－1	3	18	700	15
0	4	22	800	20
1	5	26	900	25
2	6	30	1 000	30

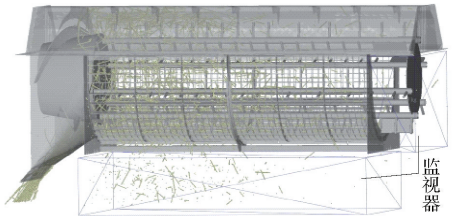


图 5　仿真试验

Fig. 5　Simulation test chart

2.2　试验结果与分析

利用 Design-Expert 12 软件对 36 组试验数据进行方差分析，结果如表 2 所示。损失率和含杂率回归模型均呈极显著（$P<0.01$），表明模型拟合程度极高。损失率模型决定系数 R^2 为 0.957 8，含杂率模型决定系数 R^2 为 0.917 5，表明回归模型能够反映响应值变化，失拟项不显著，说明试验误差小并且

得到的回归方程拟合效果较好。在损失率模型中，喂入量、含水率、滚筒转速、脱粒间隙以及它们之间的交互作用（x_1x_2、x_2x_3、x_2x_4）呈极显著影响（$P<0.01$），而另一些交互作用则不显著（$P>0.05$）。在含杂率模型中，x_1、x_2、x_3、x_4、x_3x_4、x_1^2、x_3^2 呈极显著影响（$P<0.01$），x_1x_3、x_1x_4 呈显著影响（$P<0.05$），而其他因素对含杂率的影响不显著（$P>0.05$）。因此，综上所述，喂入量、含水率、滚筒转速和脱粒间隙在脱粒分离过程中具有显著重要性。此外，不同因素之间的相互作用也对损失率和含杂率产生显著影响。因此，在实际操作中，根据喂入量和含水率的随机波动及时调整滚筒转速和脱粒间隙具有重要意义。

表 2 损失率和含杂率方差分析结果

Tab. 2 Analysis of variance for loss rate/inclusion rate

方差来源	损失率				含杂率			
	平方和	自由度	F	P	平方和	自由度	F	P
模型	1.220 0	14	34.01	<0.000 1 **	89.49	14	16.68	<0.000 1 **
x_1	0.017 1	1	6.67	0.017 4 *	9.02	1	23.53	<0.000 1 **
x_2	0.286 0	1	111.76	<0.000 1 **	6.54	1	17.07	0.000 5 **
x_3	0.012 2	1	4.75	0.040 9 *	13.25	1	34.57	<0.000 1 **
x_4	0.072 6	1	28.37	<0.000 1 **	19.97	1	52.10	<0.000 1 **
x_1x_2	0.021 0	1	8.22	0.009 2 **	0.628 1	1	1.64	0.214 4
x_1x_3	0.003 0	1	1.18	0.289 3	3.23	1	8.43	0.028 5 *
x_1x_4	0.000 0	1	0.009 8	0.900 0	2.85	1	7.43	0.012 7 *
x_2x_3	0.040 0	1	15.63	0.000 7 **	0.002 3	1	0.005 9	0.939 6
x_2x_4	0.044 1	1	17.23	0.000 5 **	0.178 5	1	0.465 8	0.502 4
x_3x_4	0.006 4	1	2.50	0.128 7	17.04	1	44.46	<0.000 1 **
x_1^2	0.301 6	1	117.85	<0.000 1 **	8.26	1	21.55	0.000 1 **
x_2^2	0.317 3	1	124.00	<0.000 1 **	0.011 9	1	0.031 0	0.861 9
x_3^2	0.050 1	1	19.59	0.000 2 **	8.50	1	22.19	0.000 1 **
x_4^2	0.047 0	1	18.37	0.000 3 **	0.021 2	1	0.055 3	0.816 4
残差	0.053 7	21			8.05	21		
失拟项	0.033 8	10	1.87	0.159 2	2.49	10	0.492 5	0.862 7
误差	0.019 9	11			5.56	11		
总和	1.270 0	35			97.54	35		

注：** 表示影响极显著（$P<0.01$），* 表示影响显著（$0.01\leqslant P<0.05$）。

3 低损脱粒自动控制系统设计

联合收获机脱粒系统较为复杂，整个系统涉及较多变量和约束。因此，脱粒系统自适应调控是一个 NP - Hard（Non-deterministic polynomial hard）问题[25-26]。为了有效搜索和比较分析相对最优的解决方案，采用元启发式算法。目前，多目标优化算法已有广泛的应用。因此，选用经典多目标粒子群算法（MOPSO）和快速非支配排序遗传算法（NSGA - Ⅱ）解决脱粒系统自适应调控问题。

在多目标优化问题中，优化算法效率和效果通常受到适应度函数的显著影响。适应度函数作为评估候选解的关键依据，决定了算法在搜索空间中探索能力。因此，选择 BP 神经网络模型作为 MOPSO 算法和 NSGA - Ⅱ算法寻优过程中的适应度函数。通过引入 BP 神经网络模型，旨在提高适应度函数评估精度和计算效率，从而增强多目标优化算法在处理复杂问题时的性能和效果。BP - NSGA - Ⅱ算法和 BP - MOPSO 算法流程如图 6 所示。

3.1 BP 神经网络模型建立与评估

3.1.1 模型建立

鉴于简单的线性算法无法准确描述脱粒多参数特性与脱粒性能之间的关系[27]，利用 BP 神经网络强大的非线性和泛化能力，将脱粒性能预测视为一个多种影响因素共同作用的非线性问题。基于 BP 神经网络，建立滚筒转速、喂入量、含水率、脱粒间隙与损失率、含杂率之间预测模型，如图 7 所示。

脱粒性能指标预测模型建立分为 5 个步骤：

（1）基于脱粒仿真试验获得的 36 组试验数据，结合有丰富经验驾驶员的专家知识，融合形成包含损失率、含杂率、脱粒系统作业参数和小麦含水率的关联数据集，总计 100 组。

（2）对原始数据集进行预处理，统一格式，对所有数据进行归一化处理，将数据以 7∶3 划分为训练集和测试集。

（3）使用 newff 函数创建一个前馈神经网络，其

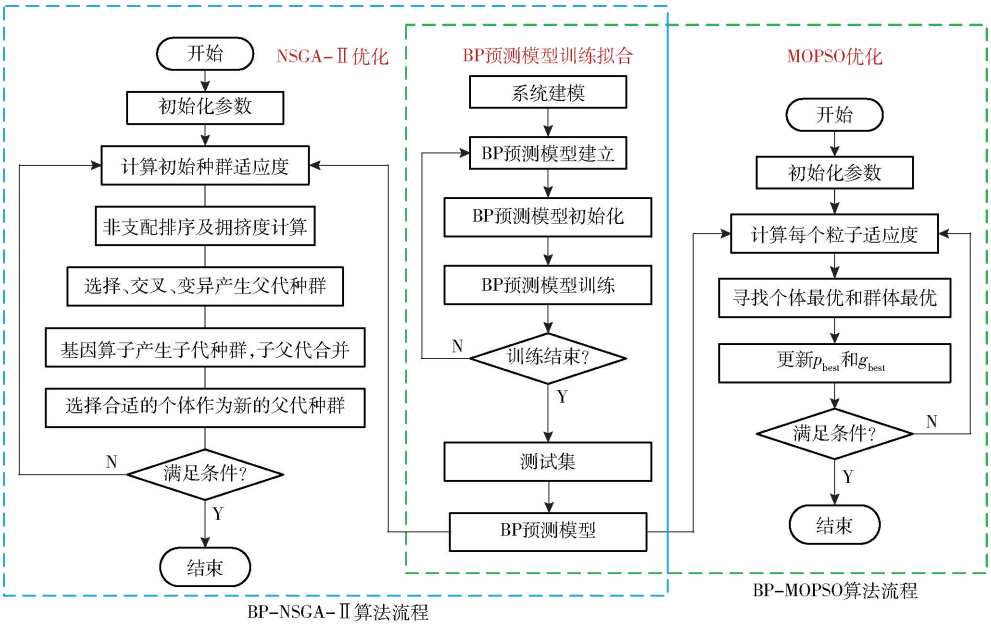


图 6　BP－NSGA－Ⅱ算法和 BP－MOPSO 算法流程

Fig. 6　Flowchart of BP－NSGA－Ⅱ and BP－MOPSO algorithms

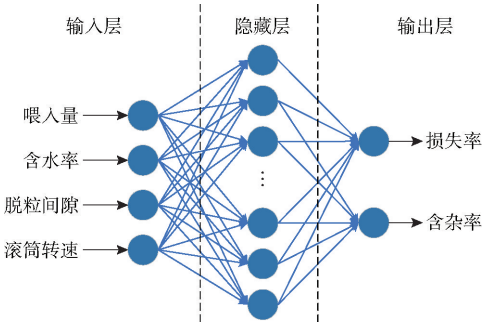


图 7　BP 神经网络结构图

Fig. 7　BP neural network structure diagram

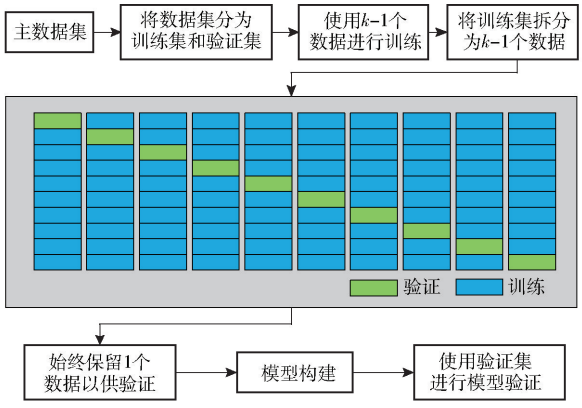


图 8　十倍交叉验证技术

Fig. 8　Ten fold cross validation technique

中隐藏层包含 10 个神经元。输入层神经元数量为 4，输出层为 2。

(4) BP 神经网络模型构建和训练，设置神经网络训练参数，反复调整，为确保预测模型的可靠性，采用十倍交叉验证法探究模型相关训练参数，如图 8 所示。最终确定最大迭代次数为 100，学习速率为 0.01。

(5) 使用测试集对神经网络模型精度进行评估。采用均方根误差、平均绝对误差和相关系数作为评估指标，评估预测模型在训练集数据预测的拟合优度、扩展集数据预测的泛化性能。综合考虑 3 个指标，选择最优预测模型构建脱粒参数与脱粒性能指标之间的数学模型。

3.1.2　模型评估

利用训练好的 BP 神经网络对测试集进行脱粒性能指标预测，结果如图 9、10 所示，评估指标结果如表 3 所示。在测试集上，损失率及含杂率 R^2 分别为 0.996 和 0.995，MAE 分别为 1.166 7% 和 0.066 7%，RMSE 分别为 0.801 9% 和 0.747 5%。表明模型在整

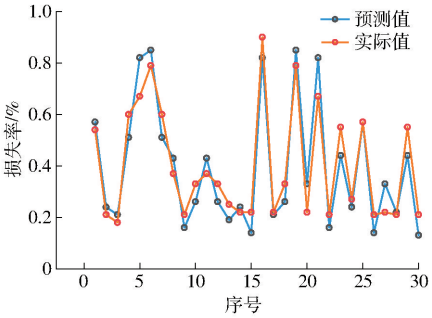


图 9　损失率预测结果

Fig. 9　Prediction results of loss ratio projections

体预测上具有良好的表现。具体来说，损失率和含杂率 R^2 接近 1，表明预测值与实际值之间有很高的相关性，说明模型拟合效果极佳。RMSE 较低，表示模型预测误差小，预测精度高。MAE 也较低，进一步证明了模型高预测精度。综合来看，BP 神经网络在处理脱粒性能指标预测时，能够较好地捕捉其中的复杂非线性关系，保证了预测结果准确性和可靠性。

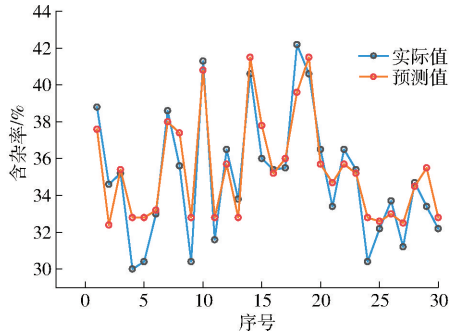


图 10 含杂率预测结果

Fig. 10 Prediction results of impurity rate

表 3 BP 神经网络预测结果评价

Tab. 3 Evaluation of BP neural network prediction results

评价指标	R^2	MAE/%	RMSE/%
损失率	0.996	1.166 7	0.801 9
含杂率	0.995	0.066 7	0.747 5

3.2 自适应调控模型建立

3.2.1 多目标优化模型构建

为了有效地提高收获作业质量,综合考虑损失率和含杂率,以损失率和含杂率作为目标函数,以脱粒间隙和滚筒转速作为决策变量,建立了脱粒系统多目标优化模型

$$\min F = [0.7BP_1(\boldsymbol{x}), 0.3BP_2(\boldsymbol{x})] \tag{1}$$

其中 $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$

式中 $BP_1(\boldsymbol{x})$——损失率预测模型

$BP_2(\boldsymbol{x})$——含杂率预测模型

根据实际情况,输入参数变化范围为

$$\begin{cases} 0 < BP_1(\boldsymbol{x}) \leqslant 0.4\% \\ 0 < BP_2(\boldsymbol{x}) \leqslant 35\% \\ 2\ \text{kg/s} \leqslant x_1 \leqslant 6\ \text{kg/s} \\ 14\% \leqslant x_2 \leqslant 30\% \\ 600\ \text{r/min} \leqslant x_3 \leqslant 1\,000\ \text{r/min} \\ 10\ \text{mm} \leqslant x_4 \leqslant 30\ \text{mm} \end{cases} \tag{2}$$

3.2.2 算法设计

根据脱粒系统多目标优化模型的特点,分别设计基于 BP - NSGA - Ⅱ 算法和 BP - MOPSO 算法求解该模型。

BP - NSGA - Ⅱ 算法分为 6 个步骤:

(1)根据模型特点,对决策变量进行编码。随机生成 N 个个体,每个个体表示一个解向量 $\boldsymbol{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)$,分别对应喂入量、含水率、滚筒转速和脱粒间隙。每个个体初始位置在参数范围内随机生成,并为其分配一个初始速度。

(2)利用损失率预测模型 $BP_1(\boldsymbol{x})$ 和含杂率预测模型 $BP_2(\boldsymbol{x})$ 计算每个个体的适应度函数。

(3)对所有个体进行非支配排序,以确定个体的非支配等级和拥挤度。

(4)通过交叉和变异操作生成新的个体,以维持种群多样性。

(5)根据生成的新个体和原始种群,采用精英策略从中选择出下一代种群。

(6)如果达到设定的最大迭代次数,则输出全局最优个体;否则,返回步骤(2)继续优化。

BP - MOPSO 算法分为 6 个步骤:

(1)初始化种群规模、迭代次数、权重等参数,设置粒子搜索范围和速度范围。

(2)输入粒子位置和速度,计算适应度函数。

(3)根据适应度函数评估个体最优粒子 p_{best} 和全局最优粒子 g_{best}。

(4)利用损失率预测模型 $BP_1(\boldsymbol{x})$ 和含杂率预测模型 $BP_2(\boldsymbol{x})$ 计算每个个体的适应度函数。

(5)更新个体最优粒子 p_{best} 和全局最优粒子 g_{best} 的值。

(6)达到最大迭代次数,输出全局最优粒子 g_{best},否则返回步骤(4)。

3.2.3 算法比较

为验证 2 种算法探索最优解的有效性,分别对 BP - NSGA - Ⅱ 算法和 BP - MOPSO 算法进行仿真,初始条件设定为:喂入量为 4 kg/s、含水率为 17%、滚筒转速为 703 r/min、脱离间隙为 16 mm。每种算法参数设置如表 4 所示。当迭代次数达到最大迭代次数 100 时输出最优解,迭代曲线如图 11、12 所示,试验结果如表 5 所示。

表 4 BP - MOPSO 算法和 BP - NSGA - Ⅱ 算法参数

Tab. 4 Parameters of BP - MOPSO and BP - NSGA - Ⅱ algorithms

BP - NSGA - Ⅱ 算法		BP - MOPSO 算法	
参数	数值	参数	数值
种群数量	100	初始惯性	1
交叉概率	1	结束惯性	0.5
变异概率	1	自我认知系数	1.5
迭代次数	150	社会认知系数	1
		迭代次数	150

从图 11 可以看到,随着迭代次数增加,2 种算法优化损失率和含杂率逐渐降低。BP - NSGA - Ⅱ 算法表现出更高的收敛精度和更快的全局搜索能力。结合表 5,在前 20 次迭代中,BP - NSGA - Ⅱ 算法迅速将损失率从约 0.9% 降至 0.25% 左右,并在第 20 次迭代后基本收敛,最终损失率为 0.20%,含杂率为 24.06%,求得最优解为滚筒转速 810 r/min,脱粒间隙 22 mm;相较之下,BP - MOPSO 算法在前 10 次迭代中也迅速降低了损失率,但在第 47 次迭

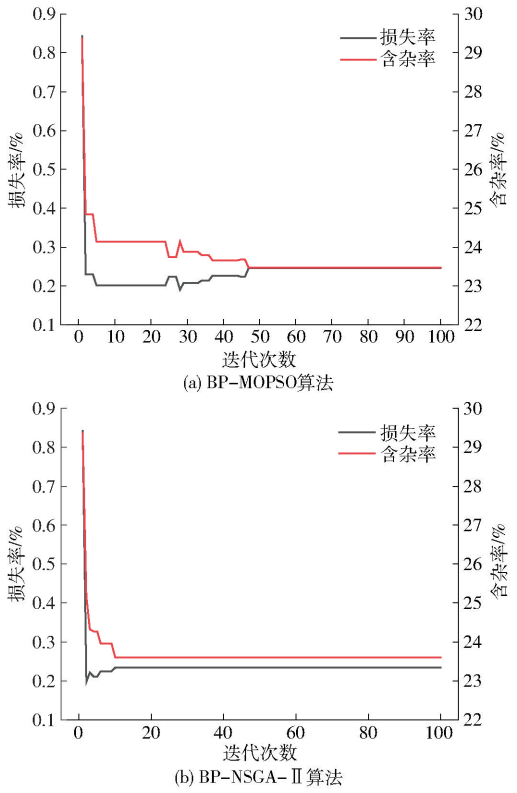


图 11　迭代曲线

Fig. 11　Iteration curves

表 5　BP－NSGA－Ⅱ算法和 BP－MOPSO 算法求解结果

Tab. 5　BP－NSGA－Ⅱ algorithm and BP－MOPSO algorithm solution results

算法	最优解		最优值	
	滚筒转速/($r \cdot min^{-1}$)	脱粒间隙/mm	损失率/%	含杂率/%
BP－NSGA－Ⅱ	810	22	0.20	24.06
BP－MOPSO	790	24	0.25	23.47

代后才收敛，最终损失率为 0.25%，含杂率为 23.47%，求得最优解为滚筒转速 790 r/min，脱粒间隙 24 mm。尽管 BP－MOPSO 算法含杂率略低，但 BP－NSGA－Ⅱ算法在降低损失率表现更为优越。由于脱粒系统更注重减少损失率，因此 BP－NSGA－Ⅱ算法更适合进行脱粒系统性能指标的优化。最终，选择基于 BP－NSGA－Ⅱ算法构建小麦低损脱粒自适应调控模型以求解。

3.3　自适应调控模型仿真

根据建立的脱粒系统自适应调控模型，对联合收获机脱粒自动控制系统进行仿真。在联合收获机工作过程中，可实时检测到作业信息（喂入量、滚筒转速和脱粒间隙）以及作物信息（含水率），并每隔 1 s 进行一次数据采集。利用 BP 神经网络预测模型，基于所采集的信息实时预测损失率和含杂率。将预测的损失率和含杂率与预先设定的设定值进行比较，若符合要求，则保持当前作业状态；若不符合要求，则调用小麦低损脱粒自适应控制模型计算出目标脱粒间隙和目标滚筒转速，并对脱粒间隙和滚筒转速进行调控，以确保脱粒系统性能指标（损失率和含杂率）始终处于较优水平。

在仿真过程中，设置仿真时间为 5 s。为了有效评估脱粒性能，设定损失率下限为 0.4%，上限为 35%。初始脱粒系统工作参数设为含水率 17%、喂入量 5 kg/s、滚筒转速 900 mm、脱离间隙 16 mm，仿真结果如图 12 所示。

由图 12 可知，在仿真 0～2 s 内，当外部环境发生变化时，损失率和含杂率均维持在参数设定的上限范围内。在这段时间内，脱粒装置脱粒间隙和滚筒转速保持在初始设定值不变，仿真曲线未出现变化的现象。然而，当仿真时间达到 2 s 时，损失率开始略微增加，并且超出了参数设定范围，而含杂率仍保持在可接受范围内。因此，自适应控制模型重新调整工作参数，使得损失率和含杂率均能够维持在设定的上限之下。具体调整表现为滚筒转速由初始的 900 r/min 降低至约 730 r/min，脱粒间隙则由初始的 16 mm 增加至约 25 mm。随后，随着仿真时间达 3 s 时，虽然含杂率仍在可接受范围内，但损失率再次超出设定范围，触发自适应控制模型进行再次

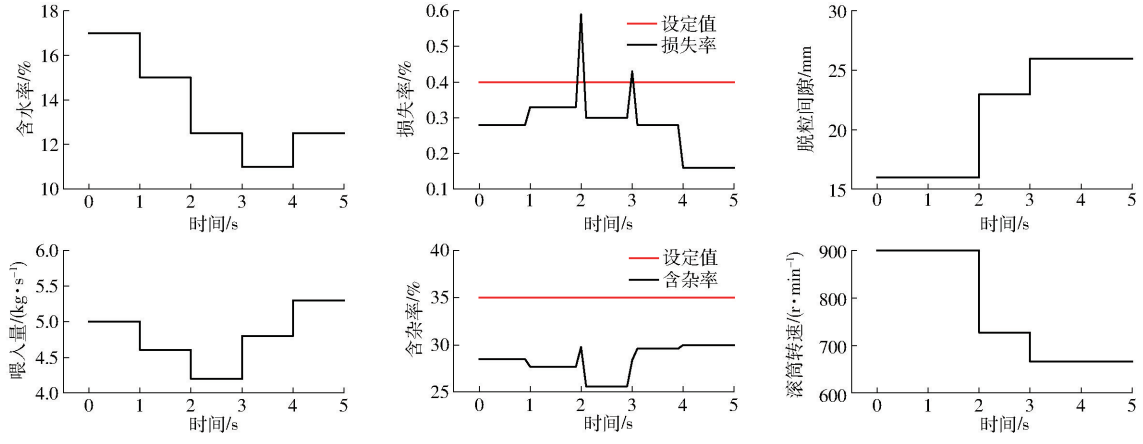


图 12　脱粒性能和作业参数变化曲线

Fig. 12　Curves of threshing performance and operation parameters

调整。此时,脱粒间隙进一步扩大至约 27 mm,而滚筒转速则降至约 650 r/min。在仿真时间持续至 5 s 的这一阶段,籽粒损失率和含杂率均在参数设定的上限范围内,因此脱粒间隙和滚筒转速继续保持在初始设定值上,仿真曲线未发生明显变化。

综合仿真结果可知,当外部条件变化导致损失率和含杂率超出设定上限时,脱粒装置自适应模型能够有效地调节其工作参数(脱粒间隙和滚筒转速)。

4 田间验证试验

4.1 试验材料

试验用小麦品种为扬麦 25 号,广泛种植于长江中下游冬麦区。仪器包括:LC - DHS - 16A 型卤素快速水分测定仪、2 台电子天平(量程 75 kg,精度为 1 g;量程 500 g,精度为 0.001 g)、50 m 卷尺和计时码表。

4.2 试验方法

试验准备阶段,根据 GB/T 8097—2008《收获机械 联合收获机 试验方法》将试验区划分为准备区、测试区和停车区,其中准备区和停车区的长度均为 10 m,测试区长度为 30 m,试验区划分示意图如图 13 所示。通过五点采样法对试验区小麦进行采样,利用 LC - DHS - 16A 型卤素快速水分测定仪测量小麦平均含水率为 17%。

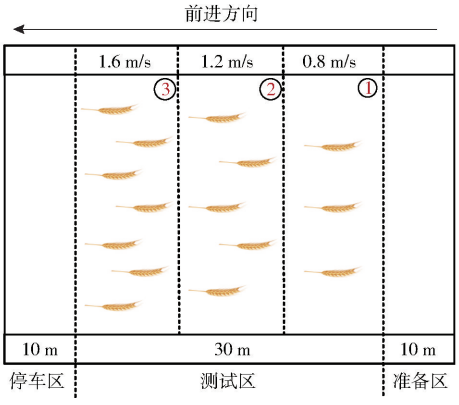


图 13 试验区划分示意图

Fig. 13 Schematic of division of test area

经过对试验田小麦随机采样测试,结果含水率基本一致,因此假定试验区内小麦含水率一致,暂不考虑含水率的影响,设置喂入量为唯一输入变量。通过不同前进速度表示不同喂入量,试验选择 0.8、1.2、1.6 m/s 3 个前进速度,喂入量计算式为

$$q = \frac{BvW}{10\,000}\left(1 + \frac{1}{\gamma}\right) \tag{3}$$

式中 q——喂入量,kg/s

v——机组行驶速度,m/s

W——谷物产量,取 600 kg/hm^2

B——割幅,取 2.2 m

γ——草谷比,取 0.6

计算得对应的喂入量为 3、4.5、6 *kg/s*。

4.3 田间试验

田间试验于 2024 年 6 月在江苏省苏州市吴江现代农业示范区进行。将小麦低损脱粒自适应控制系统集成安装在苏州久富农业机械有限公司 4LZ - 6.0(G4)型联合收获机上。试验过程中,将小麦联合收获机工作参数初始值设置为:滚筒转速 850 r/min、凹板间隙 15 mm、喂入量 5 kg/s。在启动和关闭控制系统 2 种情况下进行了测试,试验以损失率和含杂率作为评价指标,试验过程如图 14 所示。试验重复进行 3 次,试验结束后,人工统计损失率和含杂率,并取 3 次试验平均值。试验结果如图 15 所示。



图 14 田间试验

Fig. 14 Field trial diagram

从图 15a ~ 15d 可以看出,在启动控制系统情况下,在收获时间为 0 ~ 2 s 时,联合收获机处于空载状态,此时收获机喂入量为初始设定值 5 kg/s、滚筒转速为 850 r/min、凹板间隙为 15 mm。系统预测此工况下损失率约为 0.36%,含杂率约为 33%。当时间为 2 s 时,收获机以前进速度 0.8 m/s(对应喂入量为 3 kg/s)进行收获作业,喂入量降低,含杂率曲线急速上升至约 37%,超出所设定范围(35%),随即系统立刻计算出 1 组最优的工作参数并做出调节,滚筒转速由 850 r/min 逐渐降至 770 r/min,脱离间隙由 15 mm 降至 11 mm,含杂率逐渐降低到设定值范围内。在时间为 15 s 时,收获机前进速度继续增大到 1.2 m/s(对应喂入量为 4.5 kg/s),喂入量增加,此时损失率曲线迅速上升至 0.51%,超出所设定范围,系统立刻调节滚筒转速由 770 r/min 逐渐上升到 810 r/min,脱离间隙由 11 mm 上升到13 mm,损失率逐渐降低到设定值范围内。当时间为 23 s 时,收获机喂入量逐渐达到额定喂入量,导致系统损失率再次超出所设定范围。系统再次做出调节,并使损失率和含杂率均稳定在设定范围内。联合机滚筒转速和脱离间隙变化曲线波动趋势与损失率和含杂率的曲线波动相呼应。

在关闭控制系统情况下,联合收获机脱粒间隙

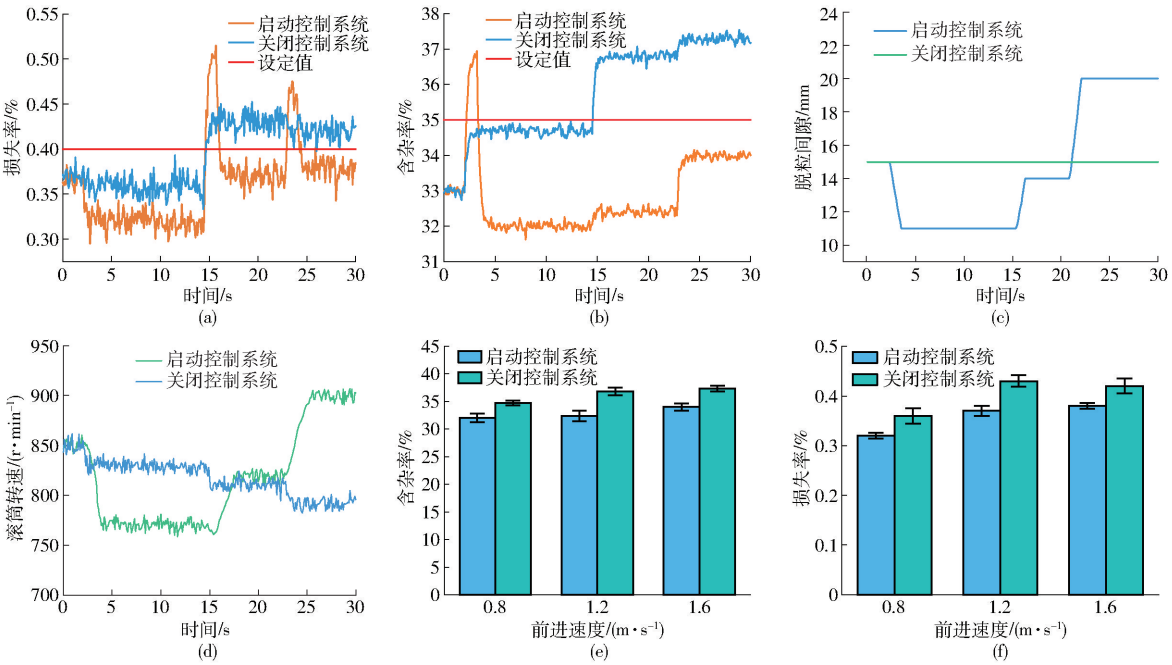


图 15　田间试验结果

Fig. 15　Results of field trials

保持不变，滚筒转速会随着喂入量增加而呈现小幅下降趋势逐渐。在 0～15 s 之间，损失率和含杂率虽随着喂入量减少略有波动，但始终保持在设置范围内。在 15～30 s 间，随着收获机喂入量持续增加，损失率和含杂率逐渐增大，作业性能显著降低。

由图 15e、15f 可以看出，在不同喂入量情况下，启动控制系统后损失率和含杂率都明显降低，当收获机前进速度分别为 0.8、1.2、1.6 m/s 时，相比关闭自动控制系统情况，损失率分别降低 11%、14%、12%，而含杂率则分别降低 8%、12%、9%，表明该控制系统在不同喂入量下能有效降低损失率和含杂率。

田间试验结果表明，低损脱粒自适应控制系统可通过监测脱粒装置关键作业参数实时预测脱粒性能指标，并动态调整脱粒滚筒转速和脱粒间隙，从而优化脱粒效果，最大限度地减少损失率和含杂率。可以有效解决传统联合收获机在收获过程中无法根据作业环境、性能的变化技术自动调节工作参数，造成联合收获机作业性能不稳定、收获效率低、适应性差等问题。

5　结论

（1）基于 BP 神经网络建立了脱粒系统作业性能预测模型，并将其与 NSGA－Ⅱ算法结合，构建了脱粒装置自适应调控模型。仿真结果表明，当外部条件变化使损失率和含杂率超过设定上限范围时，脱粒装置自适应模型能够有效调节脱粒装置工作参数，维持脱粒性能稳定。

（2）田间试验结果表明，开启控制系统后，低损脱粒自适应控制系统可实时预测脱粒性能指标并动态调整脱粒滚筒转速和脱粒间隙，从而优化脱粒效果。当收获机前进速度分别为 0.8、1.2、1.6 m/s 时，损失率分别比关闭自动控制系统时降低 11%、14% 和 12%，含杂率降低 8%、12% 和 9%。表明所设计的自动控制系统具备显著降低损失率和含杂率能力。

参　考　文　献

[1] FU J, CHEN Z, HAN L, et al. Review of grain threshing theory and technology[J]. International Journal of Agricultural and Biological Engineering, 2018, 11(3): 12－20.

[2] CHEN X, HE X, WANG W, et al. Study on the technologies of loss reduction in wheat mechanization harvesting: a review[J]. Agriculture, 2022, 12(11): 1935.

[3] 何勋，陈旭，屈哲，等. 小麦收获智能化技术应用研究进展[J]. 河南农业大学学报, 2022, 56(3): 341－354.
HE Xun, CHEN Xu, QU Zhe, et al. Review on application research and development of intelligent technology in the process of wheat harvest[J]. Journal of Henan Agricultural University, 2022, 56(3): 341－354. (in Chinese)

[4] 孙意凡，刘仁杰，李世超，等. 基于 GWO－MPC 的联合收获机喂入量控制方法与仿真实验[J]. 农业机械学报, 2023, 54(11): 83－91.
SUN Yifan, LIU Renjie, LI Shichao, et al. Feed control method and simulation experiment of combine harvester based on GWO－MPC[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 83－91. (in Chinese)

[5] 杨志凯，扶兰兰，唐灿，等. 基于 MobileViT 模型的小麦收获机喂入密度分类方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊

1): 172 - 180.
YANG Zhikai, FU Lanlan, TANG Can, et al. Classification method for wheat harvester feeding density based on MobileViT model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 172 - 180. (in Chinese)
[6] 孙意凡,刘仁杰,欧颢,等. 基于功率测量的联合收获机喂入量检测方法研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(5): 118 - 123.
SUN Yifan, LIU Renjie, OU Hao, et al. Analysis and comparison of feed rate detection methods of combine harvester based on power detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(5): 118 - 123. (in Chinese)
[7] 张亚伟,王书茂,陈度,等. 基于近红外的小麦植株含水率检测方法[J]. 农业机械学报, 2017,48(增刊):118 - 122,261.
ZHANG Yawei, WANG Shumao, CHEN Du, et al. Near-infrared method for detecting moisture content of wheat plants[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017,48(Supp.):118 - 122,261. (in Chinese)
[8] LIANG Z, WADA M E. Development of cleaning systems for combine harvesters: a review[J]. Biosystems Engineering, 2023, 236: 79 - 102.
[9] 刘鹏,金诚谦,杨腾祥,等. 多参数可调可测式清选系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊2): 191 - 201.
LIU Peng, JIN Chengqian, YANG Tengxiang, et al. Design and test of multi-parameter adjustable and measurable cleaning system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 2): 191 - 201. (in Chinese)
[10] 张真,迟瑞娟,杜岳峰,等. 基于 CAN 总线的玉米收获智能控制系统研究[J]. 农业机械学报, 2018, 49(增刊): 275 - 281.
ZHANG Zhen, CHI Ruijuan, DU Yuefeng, et al. Research on intelligent control system for maize harvesting based on CAN bus[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(Supp.): 275 - 281. (in Chinese)
[11] 张学军,李茜,朱兴亮,等. 基于自抗扰-动态矩阵的油葵联合收获机脱粒滚筒转速控制[J]. 农业工程学报, 2019, 35(15): 9 - 16.
ZHANG Xuejun, LI Qian, ZHU Xingliang, et al. Speed control of threshing drum of oil-sunflower combine harvester based on active disturbance rejection - dynamic matrix[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(15): 9 - 16. (in Chinese)
[12] 宁小波,陈进,李耀明,等. 联合收获机脱粒系统动力学模型及调速控制仿真与试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(21):25 - 34.
NING Xiaobo, CHEN Jin, LI Yaoming, et al. Kinetic model of combine harvester threshing system and simulation and experiment of speed control[J]. Transactions of the CSAE, 2015,31(21): 25 - 34. (in Chinese)
[13] 王新,付函,王书茂,等. 收获机作业速度多目标控制模型的鲁棒优化设计[J]. 农业工程学报, 2012, 28(20): 27 - 33.
WANG Xin, FU Han, WANG Shumao, et al. Robust optimization design of multi-objective control model for harvester operating speed[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(20): 27 - 33. (in Chinese)
[14] 朱晓龙,迟瑞娟,杜岳峰,等. 高含水率玉米低损脱粒智能控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 9 - 18.
ZHU Xiaolong, CHI Ruijuan, DU Yuefeng, et al. Design and test of intelligent control system for low-loss threshing of maize with high moisture content[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 9 - 18. (in Chinese)
[15] FAN C, ZHANG D, YANG L, et al. Development and performance evaluation of a guide vane inclination automatic control system for corn threshing unit based on feedrate monitoring[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106745.
[16] FAN C, ZHSNG D, YANG L, et al. A multi-parameter control method for maize threshing based on machine learning algorithm optimisation[J]. Biosystems Engineering, 2023, 236: 212 - 223.
[17] FAN C, ZHANG D, YANG L, et al. Power consumption and performance of a maize thresher with automatic gap control based on feed rate monitoring[J]. Biosystems Engineering, 2022, 216: 147 - 164.
[18] 滕悦江,金诚谦,陈艳普,等. 稻麦联合收获机分段式脱粒装置设计与优化[J]. 农业工程学报, 2020, 36(12): 1 - 12.
TENG Yuejiang, JIN Chengqian, CHEN Yanpu, et al. Design and optimization of segmented threshing device of combine harvester for rice and wheat[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(12): 1 - 12. (in Chinese)
[19] 苏展. 水稻联合收获机变直径滚筒及脱粒装置自适应控制方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2020.
SU Zhan. Research on adaptive control method of variable diameter drum and threshing device of rice combine harvester[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2020. (in Chinese)
[20] 韩树钦,吴崇友,金梅. 脱粒滚筒转速电液比例控制系统的设计与试验[J]. 农机化研究,2018,40(7):136 - 141,168.
HAN Shuqin, WU Chongyou, JIN Mei. Design and test of electro-hydraulic proportional control system for threshing drum speed[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research,2018,40(7):136 - 141,168. (in Chinese)
[21] SUN K, YU J, ZHAO J, et al. A DEM-based general modeling method and experimental verification for wheat plants in the mature period[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108283.
[22] WANG Q, MAO H, LI Q. Modelling and simulation of the grain threshing process based on the discrete element method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 178: 105790.
[23] MAO H, WANG Q, LI Q. Modelling and simulation of the straw-grain separation process based on a discrete element model with flexible hollow cylindrical bonds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 170: 105229.
[24] LIU Y, LI Y, DONG Y, et al. Development of a variable-diameter threshing drum for rice combine harvester using MBD - DEM coupling simulation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 196: 106859.
[25] 董佳琪,崔涛,张东兴,等. 玉米脱粒参数多工作模式智能决策研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(8):314 - 319.
DONG Jiaqi, CUI Tao, ZHANG Dongxing, et al. Intelligent decision making for maize threshing parameters in multiple operating modes[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8):314 - 319. (in Chinese)
[26] 杨子涵,谷远洋,郭志强,等. 大型联合收获机田间作业工况轮耦合试验方法研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(8): 303 - 313.
YANG Zihan,GU Yuanyang, GUO Zhiqiang, et al. Wheel coupling testing method for field operating conditions of large combine harvesters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8):303 - 313. (in Chinese)
[27] MA C, YING Y, XIE L. Visuo-tactile sensor development and its application for non-destructive measurement of peach firmness[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108709.