

文章编号: 1000-5862(2021)02-0126-05

田间作业环境稻麦联合收获机清选损失率 多元非线性预测模型

蒋 庆^{1,2}, 汪六三^{1*}, 黄 河^{1,2}, 张正勇^{1,2}, 王儒敬^{1,2}, 李 斌^{3*}

(1. 中国科学院合肥智能机械研究所, 安徽 合肥 230031; 2. 安徽省智慧农业工程实验室, 安徽 合肥 230031;
3. 北京农业智能装备技术研究中心, 北京 100089)

摘要: 为了研究联合收获机清选作业参数与清选损失率之间的关系, 通过对联合收获机清选损失的影响因素进行分析, 基于稻麦联合收获机的田间试验样本, 首先建立了清选作业参数与清选损失率的最优拟合数学模型; 然后基于多元非线性回归分析方法, 构建了稻麦联合收获机清选损失率的多元非线性预测模型; 最后通过试验制作了 2 种不同的样本, 应用预测模型进行清选损失预测, 预测结果与实际结果存在一定误差, 同时预测值的变化趋势与实际结果几乎一致, 这表明构建的预测模型在预测清选损失变化趋势上具有较高的精度。

关键词: 清选损失率; 稻麦联合收获机; 多元非线性; 预测

中图分类号: S 225.3; S 126 **文献标志码:** A **DOI:** 10.16357/j.cnki.issn1000-5862.2021.02.03

0 引言

随着智能感知技术、智能控制技术的发展, 中国稻麦联合收割机的普及以及机械化水平的不断提高, 机械的自动化和智能化成为机械发展一大趋势。清选装置是稻麦联合收获机的关键装置之一, 清选损失率是衡量智能化稻麦联合收获机作业性能重要指标之一^[1-3], 因此, 国内外学者围绕清选装置的作业参数智能控制以及作业性能监测开展了大量研究。张光跃等^[4]为实现联合收获机工作过程中谷物损失率的实时监测, 研制了一种基于压电陶瓷传感器的损失率在线监测系统, 试验结果表明: 传感器具有较好的分辨饱满籽粒与杂余混合物的能力, 测量误差小于 4.1%。李耀明等^[5-6]为实时监测纵轴流联合收获机作业过程中的籽粒清选损失, 研究了清选损失籽粒在清选筛尾筛后部的分布规律, 建立了清选损失籽粒量与清选筛尾部不同区域内籽粒量之间的数学模型, 并确定了籽粒损失监测传感器在联合

收获机上的最佳安装位置; 田间试验结果表明: 所建立的籽粒清选损失监测数学模型有较高的可靠性, 籽粒清选损失监测最大相对误差为 3.26%。

虽然清选损失率实时监测取得了较好的研究成果, 但是, 由于稻麦联合收获机的工作过程是非线性时变且有较大延时的复杂过程, 所以通过对清选损失率监测来控制清选作业参数有较大的滞后性。在现有的研究成果中对控制滞后的问题还没有较好地解决, 控制系统实时性较差。因此, 通过清选作业参数的工作状况对清选损失率进行预测, 是解决该问题的有力措施。乔国春等^[7]以风机转速、风机倾角和曲柄转速为试验因素, 以损失率作为评价指标, 在清选试验台上进行水稻清选试验, 得到风机转速、风机倾角和曲柄转速分别与清选损失率的回归模型, 并用贡献效率法得出了影响清选损失率的主因素。文献[8-9]在自行研制的清选试验台上进行了气流场测定试验和水稻清选试验; 利用神经网络技术, 对风筛式清选气流场进行了研究, 建立了 2 个风力因

收稿日期: 2020-08-17

基金项目: 国家重点研发计划专项(2016YFD0702002), 山东省重大科技创新工程(2019JZZY010730) 和中国科学院科技服务网络计划区域重点课题(KFJ-STG-QYZD-106) 资助项目。

通信作者: 汪六三(1982—), 男, 安徽宿松人, 副研究员, 博士, 主要从事先进光谱技术、传感器、机器学习和智能检测方面的研究。E-mail: lswang@iim.ac.cn

李 斌(1983—), 男, 山东枣庄人, 研究员, 博士, 主要从事农业智能化技术研究。E-mail: lib@necita.org.cn

素(离心风机转速和出风角度)与清选气流场分布之间、清选气流场的分布与清选效果之间以及 2 个风力因素与清选效果之间的 3 个 BP 神经网络模型;用试验数据进行了预测检验,预测结果表明该网络模型是有效的.传统的对清选损失率预测模型是基于清选实验仿真平台开展室内试验获取的清选损失率和清选作业参数等数据,由于机械仿真试验台的搭建与试验需要耗费大量的人力和物力^[10].因此,这些传统的清选损失预测模型建模方法是昂贵的、耗时的,并且不能完全替代田间作业环境中的清选损失预测模型的构建,而且,对清选损失率的预测往往是一元非线性模型,而不是多个作业参数与清选损失率的多元非线性预测模型.因此,本文基于稻麦联合收获机田间作业试验获取的清选风机转速、行进速度等作业参数,利用多元非线性分析方法建立了田间作业环境稻麦联合收获机清选损失多元非线性预测模型.

1 田间试验样本

本文依据国家标准 GB/T 8097—1996《收获机械联合收割机试验方法》^[11]制定了相应的田间试验流程和准则,以中联谷王 TB60 型全喂入自走式稻麦联合收割机(额定喂入量 $6.0\text{ kg}\cdot\text{s}^{-1}$,割幅 2.51 m ,生产率 $0.50\sim1.25\text{ hm}^2\cdot\text{h}^{-1}$,前进速度 $1.7\sim22.4\text{ km}\cdot\text{h}^{-1}$)为试验样机,在中国北京小汤山国家实验基地内进行小麦田间收获试验,并获得了大量试验数据,再对异常数据点剔除并平均,得到 55 组田间试验样本,表 1 为其中的 10 组试验样本,并按照喂入量升序排列.其中,选择 45 组作为清选损失率预测模型的构建,10 组试验数据用于清选损失率预测模型的预测,并将预测的结果和试验结果对比,明确本文构建清选损失率预测模型的精度.

表 1 田间试验样本

序号	行进速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	风机转速/($\text{r}\cdot\text{min}^{-1}$)	清选损失率/%
1	1.046 755 059 316 120	1 347.219 858 156 030	7.054 462 610 083 860
2	0.958 466 453 670 000	1 291.493 150 684 930	12.096 087 860 124 300
3	0.493 745 885 450 955	1 363.785 234 899 330	35.075 971 212 974 200
4	2.819 548 872 180 450	1 076.555 555 555 560	0.169 168 327 998 301
5	0.927 070 457 354 759	1 195.826 347 305 390	1.766 046 683 321 450
6	2.100 840 336 134 450	947.298 507 462 687	0.031 719 102 459 782
7	0.517 063 081 695 967	1 379.196 013 289 040	19.766 901 350 182 600
8	1.045 296 167 247 390	1 349.815 602 836 880	11.353 187 584 341 600
9	1.058 574 453 069 870	1 358.695 035 460 990	7.140 137 631 087 200
10	0.561 377 245 508 982	1 385.915 129 151 290	21.397 732 969 815 300

2 在田间作业环境下基于关键作业参数的清选损失预测模型

稻麦联合收获机清选作业过程的清选损失与喂入量和清选装置参数等有直接关联,喂入量直接取决于联合收割机的行进速度^[12],清选风机转速是对清选损失率影响最大的因素^[7].因此,本文通过对田间作业环境获取的行进速度、风机转速和清选损失率的试验数据,基于多元非线性分析,建立了基于行进速度、风机转速等关键作业参数的清选损失预测模型.

2.1 多元非线性分析

多个自变量和一个因变量间的非线性函数关系可以通过构建数学模型的方法来呈现.若自变量之

间不存在相互作用,则可以通过独立分析每个自变量和因变量之间的关系,并得出相应的数学模型.根据自变量的顺序,逐一叠加获得的数学模型^[13],模型具体的计算公式为

$$y = \sum_{i=1}^n a_i f_i(x_i) + \sum_{j=1}^n a_j x_i x_{i+1} + k, \tag{1}$$

其中 y 为因变量, a_i 和 a_j 均为回归系数, x_i 和 x_{i+1} 均为自变量, $f_i(x_i)$ 为某一个自变量和因变量之间存在的函数关系, k 为待定系数,其数值为 1 2 3, ….

2.2 清选损失率的多元非线性预测模型

由于行进速度和风机转速分别由收获机的发动机以及清选风机的电机控制,这 2 个作业参数之间没有互相作用.因此,可以利用多元非线性分析方法,基于 SPSS 软件,通过多个曲线函数的拟合与评

估,分别建立最优的行进速度、风机转速与清选损失率的数学模型.再将这2个数学模型函数代入式(1)中,基于Matlab的非线性回归分析得出式(1)的多元非线性模型的回归系数,从而构建清选损失率的多元分线性预测模型.

SPSS 软件是一种统计分析软件,已广泛地应用于许多领域,它包括数据录入、数据整理和数据分析. SPSS 分析过程包括均值比较、方差分析、相关分析、回归分析、对数线性分析、聚类分析等,且在每个分析过程中用户可根据自己的需要选择不同的方法及参数. SPSS 软件不仅能实现统计分析,还可以将数据分析的结果用简洁的表格或图形来表达^[14]. 本文基于 SPSS 软件的回归分析建立了最优的关键作业参数与清选损失率的数学模型,应用非线性分析命令(Matlab 的 nlinfit 命令^[15])进行多元非线性预测模型的回归系数的计算.

2.2.1 行进速度和清选损失率的数学模型 基于 SPSS 分析软件生成的行进速度和清选损失率的散

点图呈现的数据变化趋势,选择了对数、倒数、2次和3次等模型进行拟合,图1是各个模型与田间作业数据的拟合效果图,图2是各个模型拟合的主要参数 R^2 、 S_{ig} 以及模型参数的估计值.

从表2可以看出4个拟合模型的 S_{ig} 值均小于0.05. R^2 值是3次拟合模型最大. 因此,选择3次曲线作为最优的行进速度和清选损失率的数学模型.

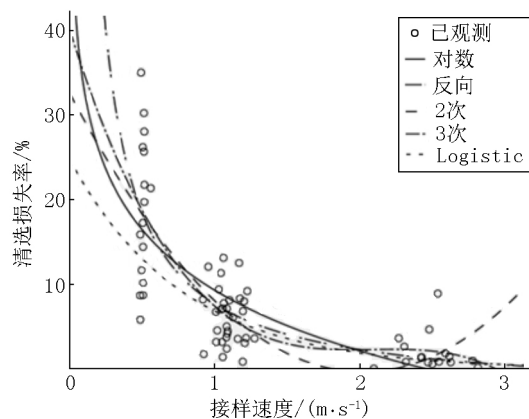


图1 行进速度与清选损失率的拟合效果图

表2 行进速度与清选损失率回归数学模型的拟合参数以及模型参数

方程类型	模型汇总					参数估计值			
	R^2		d_{f1}	d_{f2}	S_{ig}	常数	b_1	b_2	b_3
对数	0.535	71.438	1	62	0.000	9.347	-10.365		
倒数	0.600	93.169	1	62	0.000	-3.122	10.839		
2次	0.595	44.819	2	61	0.000	32.682	-32.619	8.047	
3次	0.610	31.219	3	60	0.000	40.236	-54.900	26.336	-4.189

注: 因变量为清选损失率(%), 自变量为接样速度($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$).

根据表2参数估计值,可以获得3次曲线的常数、1次、2次和3次变量的系数.结合3次曲线函数公式,从而获得3次曲线函数为 $40.236 - 54.9x + 26.336x^2 - 4.189x^3$,即为行进速度与清选损失率的最优拟合数学模型.

2.2.2 风机转速与清选损失率的数学模型 基于 SPSS 分析软件生成的风机转速和清选损失率的散点图呈现的数据变化趋势,选择了复合、幂、S曲线和指数等曲线函数进行拟合,图1是各个曲线与田间作业数据的拟合效果图,图2是各个曲线函数拟合的主要参数 R^2 、 S_{ig} 以及对模型参数的估计值.

从表3可以看出4个拟合模型的 S_{ig} 值都小于0.05. R^2 值中S曲线函数最大,因此,选择S曲线函数作为最优的风机转速和清选损失率的数学模型.

根据在表3中的参数估计值,可以获得S曲线

函数的常数值和一次变量的系数,结合S曲线函数公式,获得S曲线函数为 $\exp(14.21066916001647 - 16894.65800038001/x)$.

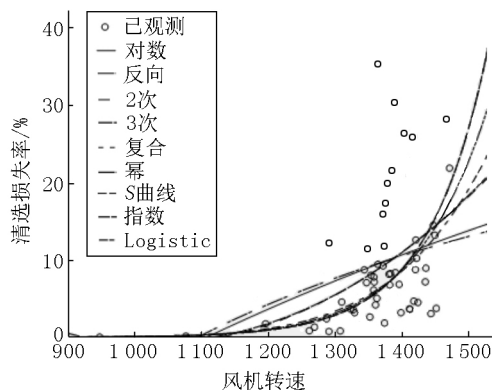


图2 风机转速与清选损失率的拟合效果图

2.2.3 清选损失率的多元非线性预测模型 上述关键作业参数与清选损失的回归模型构建后,需要应用Matlab软件中的非线性分析命令 nlinfit 在编

写 M 文件之后,选择 45 组的行进速度、风机转速与清选损失率的田间作业数据集,输入到程序中。通过 Matlab 软件中的 nlinfit 命令,获得多元非线性数学模型的回归系数,从而建立了清选损失率的多元非线性预测模型为

$$Y=40.088\ 50-53.878\ 86x_1+25.856\ 20x_1^2+4.111\ 20x_1^3-0.159\ 10\exp(14.210\ 669\ 160\ 016\ 47-16\ 894.658\ 000\ 380\ 01/x_2)+0.000\ 1x_1x_2.$$

表 3 风机转速与清选损失率回归数学模型的拟合参数以及模型参数

方程类型	模型汇总					参数估计值	
	R^2	F	d_{f1}	d_{f2}	S_{ig}	常数	b_1
复合	0.620	87.922	1	54	0.000	1.377×10^{-6}	1.011
幂	0.631	92.444	1	54	0.000	1.387×10^{-43}	13.921
S 曲线	0.635	94.111	1	54	0.000	1.421×10	-16 894.658
指数	0.620	87.922	1	54	0.000	1.377×10^{-6}	0.011

注:自变量为风机转速。

3 模型验证

应用本文构建的清选损失率多元非线性预测模型进行剩余 10 组清选损失率的预测分析,获得 10 组清选损失率预测值,并结合对应的清选损失率实际值,进行了误差验证和趋势验证。

基于 SPSS 软件绘制了清选损失率预测值与清选损失率真实值的折线图(见图 3)。

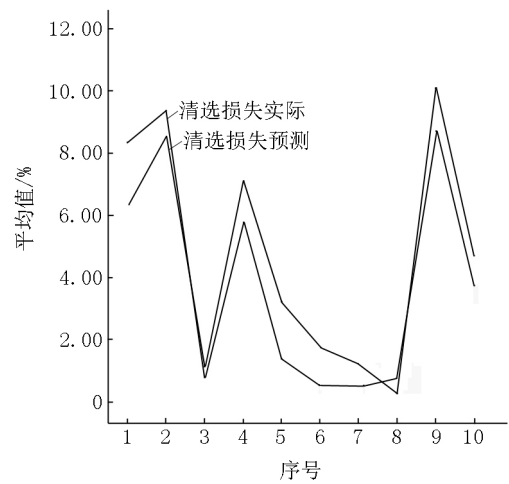


图 3 清选损失率预测值与清选损失率真实值的折线图

从图 3 可以看出,清选损失率预测值与清选损失率真实值还是有一定的误差存在,但是预测值的变化趋势与真实值的变化趋势几乎完全一致。

4 结论

基于行进速度和风机转速等关键作业参数和清选损失率的关系分析出多元非线性数学模型,可以用于构建清选损失率预测模型。将清选损失率预测

模型的结果与实际清选损失率对比,结果显示它们的变化趋势几乎一致,可将本文构建的清选损失率预测模型用于实际清选调控策略中,对清选损失率的变化趋势进行判断,同时也为清选损失率的预测作为参考。因此,该预测模型能有效提高清选调控的效率,可解决清选调控的滞后性问题。

5 参考文献

[1] 徐立章,李洋,李耀明,等. 谷物联合收获机清选技术与装置研究进展 [J]. 农业机械学报,2019,50(10):1-16.

[2] 刘成良,林洪振,李彦明,等. 农业装备智能控制技术研究现状与发展趋势分析 [J]. 农业机械学报,2020,51(1):1-18.

[3] 蒋瑞锋. 电驱动联合收割机智能控制系统的研究 [D]. 西安:西北农林科技大学,2015.

[4] 张光跃,金诚谦,杨腾祥,等. 联合收割机清选损失率监测系统设计与实现 [J]. 中国农机化学报,2019,40(4):146-150.

[5] 梁振伟,李耀明,赵湛,等. 纵轴流联合收获机籽粒清选损失监测数学模型研究 [J]. 农业机械学报,2015,46(1):106-111.

[6] 梁振伟,李耀明,赵湛. 纵轴流联合收获机籽粒夹带损失监测方法及传感器研制 [J]. 农业工程学报,2014,30(3):18-26.

[7] 乔国春,张义峰. 清选损失率试验研究 [J]. 安徽农业科学,2012,40(30):15039-15042.

[8] 李洪昌,李耀明,唐忠,等. 基于神经网络的风筛式清选装置研究 [J]. 农业机械学报,2011,42(S1):65-68.

[9] 李耀明,梁振伟,徐立章. 一种联合收获机清选含杂率

- 自适应控制装置及自适应清选方法: CN104737707A [P]. 2015-07-15.
- [10] Xu Lizhang, Wei Chuncai, Liang Zhenwei, et al. Development of rapeseed cleaning loss monitoring system and experiments in a combine harvester [J]. Biosystems Engineering 2019, 178(2): 118-130.
- [11] 中国国家标准化管理委员会. GB/T 8097—2008, 收获机械联合收割机试验方法 [S]. 北京: 中国标准出版社 2008: 2-3.
- [12] 陈度, 王书茂, 康峰, 等. 联合收割机喂入量与收获过程损失模型 [J]. 农业工程学报 2011, 27(9): 18-21.
- [13] 刘妍妮. 多元非线性数学分析在混凝土强度预测中的应用 [J]. 粉煤灰综合利用 2019(2): 25-27.
- [14] 孙庆芳. 基于 SPSS 软件的重介质旋流器分选主要工艺参数的模型研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学 2014.
- [15] 杜修力. 低碳经济与土木工程科技创新: 2010 中国(北京) 国际建筑科技大会论文集 [C] // 王作虎, 杜修力, 刘晶波. 预应力 FRP 筋混凝土梁抗震性能有限元非线性分析. 北京: 科学出版社 2010.

The Multiple Nonlinear Prediction Model of Cleaning Loss Rate of Rice-Wheat Combine Harvester in Field Operation Environment

JIANG Qing^{1 2}, WANG Liusan^{1*}, HUANG He^{1 2}, ZHANG Zhengyong^{1 2}, WANG Rujing^{1 2}, LI Bin^{3*}

(1. Institute of Hefei Intelligent Machines, Chinese Academy of Sciences, Hefei Anhui 230031, China;

2. Anhui Smart Agricultural Engineering Laboratory, Hefei Anhui 230031, China;

3. Beijing Agricultural Intelligent Equipment Technology Research Center, Beijing 100089, China)

Abstracts: In order to study the relationship between the cleaning operation parameters of the combine harvester and the cleaning loss rate, the influencing factors of the cleaning loss of the combine harvester are analyzed. Based on the field test samples of the rice-wheat combine harvester, the optimal fitting mathematical model of operation parameters and cleaning loss rate is established firstly. Then, based on the multiple nonlinear regression analysis method, a multiple nonlinear prediction model for the cleaning loss rate of the rice-wheat combine harvester is constructed, and two different samples are produced through experiments. Finally, the prediction model is used to predict the selection loss. There is a certain error between the prediction result and the actual result. At the same time, the change trend of the predicted value is almost consistent with the actual result, which shows that the established prediction model has a strong accuracy in predicting the change trend of cleaning loss rate.

Key words: cleaning loss rate; rice-wheat combine harvester; multiple nonlinear; prediction

(责任编辑: 冉小晓)