

基于 PSO - SVR 碾米工段的碎米率预测研究

刘凯南¹, 周 劲¹, 刘中跃², 刘晓鹏³

(武汉轻工大学电气与电子工程学院¹, 武汉 430048)

(内蒙古北方重工业集团有限公司南京研发中心², 南京 211135)

(武汉轻工大学机械工程学院³, 武汉 430048)

摘要:针对当前稻谷碾米加工工段中存在的大米碎米率高的问题,本研究提出一种基于 PSO - SVR 算法的碎米率预测方法,通过实时获取碾米工作参数,同步建立动态数据库实现生产数据的系统化存储,并引入 PSO - SVR 算法通过优化正则化参数及核函数参数建立非线性映射关系模型,实现了对碎米率的精准预测。结果表明,所提出 PSO - SVR 模型在预测精度上较基础 SVR 模型和 BP 神经网络模型显著提升:PSO - SVR 模型的检测精确率达到 90.19%,决定系数(R^2)分别提升 10.84% 和 8.58%,均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)和平均偏差误差(MBE)较 SVR 模型分别降低 0.014 7、0.015 3 和 0.064 3,较 BP 神经网络模型降低 0.046 1、0.018 9 和 0.075 6。该模型能够有效完成预测任务,具有良好的预测效果。

关键词:PSO - SVR; 碎米率; 预测

DOI:10.20048/j.cnki.issn.1003-0174.001293

中图分类号:TP181;TS212.2 文献标识码:A 文章编号:1003-0174(2026)01-0020-09

网络首发时间:2025-12-29 16:02:57

网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/11.2864.TS.20251229.0852.002

Broken rice rate prediction in rice milling section based on PSO - SVR

Liu Kainan¹, Zhou Jin¹, Liu Zhongyue², Liu Xiaopeng³

(School of Electrical and Electronic Engineering, Wuhan Polytechnic University¹, Wuhan 430048)

(Nanjing Research and Development Center of Inner Mongolia North Heavy Industry Group Co., Ltd.², Nanjing 211135)

(School of Mechanical Engineering, Wuhan Polytechnic University³, Wuhan 430048)

Abstract:To address the problem of high broken rice rate in the current rice milling section, a broken rice rate prediction method was proposed based on the PSO - SVR algorithm in this study. In this method, rice milling working parameters were acquired in real time, and a dynamic database was established synchronously to achieve the systematic storage of production data. Furthermore, the PSO - SVR algorithm was introduced to establish a nonlinear mapping model by optimizing the regularization parameters and kernel function parameters, thereby realizing the accurate prediction of broken rice rate. The experimental results showed that the prediction accuracy of the proposed PSO - SVR model was significantly improved compared with the basic SVR model and the BP neural network model; the detection accuracy of the PSO - SVR model reached 90.19%, the coefficient of determination (R^2) was increased by 10.84% and 8.58%, respectively, and the root mean squared error (RMSE), the mean absolute error (MAE) and the mean bias error (MBE) were reduced by 0.014 7, 0.015 3 and 0.064 3 compared with the SVR model, and by 0.046 1, 0.018 9 and 0.075 6 compared with the BP neural network model. This model could effectively complete the prediction task and exhibited good prediction performance.

Key words:PSO - SVR; broken rice rate; prediction

基金项目:湖北省重点研发计划项目(2023BBB110)

收稿日期:2025-06-09

第一作者:刘凯南,女,2001年出生,硕士,工厂自动化、数据处理,884574775@qq.com

通信作者:周劲,男,1974年出生,副教授,电力电子与电气传动、工业自动化,emomoe@me.com

全国约 60% 人口以稻米为主食,同时稻米在亚洲国家中有较高的主食消费占比^[1]。在稻谷加工过程中,大约 90% 的碎米来源于砻碾环节^[2]。碾米作为加工链中的关键步骤,是碎米产生的主要源头。因此,优化碾米环节对加工效率和加工质量会产生直接影响,对提高产业竞争力和高品质粮食的需求意义重大。徐金勇^[3]指出可通过改进传统生产设备、采用高效碾米输送机以及强化生产管理等措施,有效降低碎米率。刘书婷^[4]则设计了基于轻量化 YOLOv5 算法的碎米检测系统,该系统在碎米检测时,实现了高精度与低计算成本的平衡。碎米率受碾米压力、碾米速度、稻谷水分含量等多参数的影响,但这些因素之间作用机制复杂,导致预测难度大。如通过计算关键参数提前预测碎米率,则可根据预测结果实时调整碾米工艺,助力在加工环节实现精细化调控^[5],既降低稻谷碎米率,优化产品外观与口感,契合消费者对高品质大米需求,又降低原料浪费,提高资源利用率,为企业节约成本,增强市场竞争力,推动稻谷加工产业可持续发展。

本研究把粒子群优化支持向量回归 (PSO-SVR) 算法引入碾米加工过程的质量管控环节,针对多源参数建模难度大的问题,搭建实时采集系统,该系统通过获取温度、压力及物料流动特性等参数,采用改进的动态惯性权重调整方式的 PSO 算法,优化 SVR 模型参数,建立了碾米环节的碎米率预测模型。基于 Matlab 平台的仿真与对比实验表明,该模型能有效预测碎米率,为粮食加工智能化转型提供了有效的算法支撑。

1 数据集的构建

1.1 系统结构

本文提出的基于 PSO-SVR 的碎米率预测系统总体结构见图 1,该系统由数据采集系统、数据存储系统和预测分析系统等核心系统组成。其中,数据采集系统实时采集生产过程中的温度、压力、流量及电流等关键参数。数据存储系统通过 PLC 控制器将采集数据传输至工业计算机,并存储于 MySQL 数据库。预测分析系统基于 Matlab 平台实现 PSO-SVR 算法的建模与预测分析。

1.2 碾米工段工艺分析

在砂辊式碾米机的碾白室中,来自上一工段出来的糙米随辊子旋转形成动态米流^[6]。碾米过程中,糙米与碾米筛、碾米刀之间的摩擦挤压会导致温

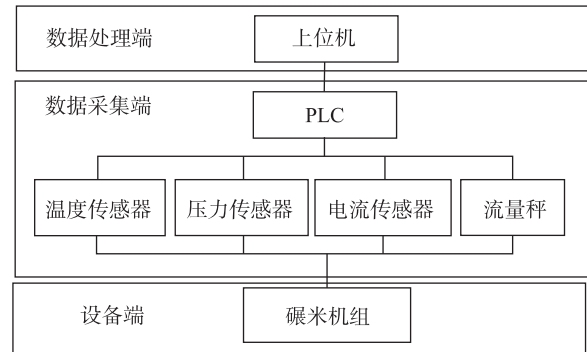


图1 总系统结构图

度升高和米粒开裂现象。研究表明,当滚筒流量与线速度调节不当时,将引起碾白室内压力分布不均,进而导致碾磨程度不一致和碎米量增多,严重影响碾米质量^[7]。碎米率的变化与含水率密切相关,整体呈现出先降低后增高的趋势,特别是当水分含量过低时,加工过程中碎米率显著增加^[8,9]。相同碾磨条件下,稻谷形态不同所产出的碎米率也不同,长粒米碎米率最低,圆粒米次之,中粒米最高^[10]。根据表 1 相关系数分析,本研究主要选取温度升高值、内部压力、进出流量及反映碾辊线速度的电机电流参数作为影响因子。

表 1 皮尔逊相关系数结果表

影响因子	皮尔逊系数	相关性	影响因子	皮尔逊系数	相关性
温度升高值	0.781 2	强相关	胶辊转速	0.482 6	中等相关
内部压力	0.651 6	强相关	冷却风量	0.427 1	中等相关
进出流量	0.584 6	中等相关	轴承温度	0.199 0	弱相关
电机电流	0.619 0	强相关	环境湿度	0.237 5	极弱相关
胶辊间距偏差	0.277 3	弱相关			

为实现精准过程检测,本系统在碾米机关键区域部署监测站点,分别在进料口和碾白室分布安装流量秤、温度传感器、压力传感器及主电机电流变送器,从而实现多参数实时采集。碾白室作为碾米环节的关键空间,主要包括碾白室、进料装置、出料装置及风机装置四大部件构成^[11,12],结构图见图 2。砂辊主轴连接电机传递动力,螺旋头设计用于糙米的均匀进料,核心碾白部件的砂辊通过旋转与糙米及进行碾磨,米筛筛出碾白后的米粒,并允许米糠通过。压力门调节碾白室内的压力,优化碾白效果,碾辊由电机驱动执行碾白任务。进料装置由斗和闸门两部分组成。进料斗作为储存容器,用于盛放待加工的糙米;进料闸门通过减速电机驱动糙米流量进行调节。出料装置主要由凉米槽、出料闸门及米糠

出口三部分组成,分别实现成品的冷却、排出及米糠的收集功能。而且风机装置通过喷风降低大米温度及吸除糠粉,保障加工环境的安全运行^[13,14]。

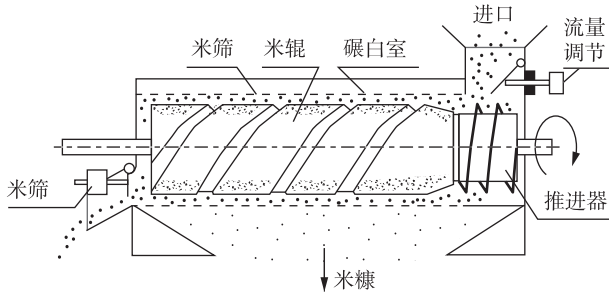


图 2 碾白室主要结构图

1.3 数据采集

数据采集系统采用 1214C DC/DC/DC 型 PLC 作为核心控制器,该设备配置 14 个 DC 数字输入接口,支持 100 bit/s 的数据传输速率。系统配置模拟量输入模块,其输入组件主要为各类型传感器,以及限位开关、安全开关等器件。其中,温度传感器负责室温、进机米温及出机米温等关键点位的温度测量;压力传感器检测碾白室和辊筒工作压力;流量秤实时计量进料糙米重量;电流传感器反映碾辊线速度;限位开关和安全开关可在异常工况下快速切断电源或触发警报,从而有效降低事故发生风险。采集系统的输出硬件将变送器转换的电信号传输至 PLC,通过内置程序进行实时计算与分析,最终将处理结果存储至数据库。

生产过程参数通过专用通信模块进行传输,为保障通信可靠性,该系统采用现场总线技术作为通信核心,该技术具有链路自愈和负载均衡功能,可在通信异常时自行修复,并智能选择最优传输路径,实现数据的快速备份与高效传输。针对生产数据采集量大的特点,系统采用无线通信方案,既满足了实时信息交互需求,又保证了指令传输的可靠性和时效性。PLC 的输入输出点位分配见表 2。

表 2 碾米机输入输出 I/O 点位分配表

输入地址	说明	输入地址	说明	输出地址	说明
I0.0	系统启动	AIW12	出机米温 1	Q0.0	进料气缸
I0.1	系统停止	AIW14	出机米温 2	Q0.1	出料闸门开
I0.2	报警复位	AIW16	出机米温 3	Q0.2	出料闸门关
AIW0	碾辊电流 1	AIW18	对比室温	Q0.3	碾辊电机 1
AIW2	碾辊电流 2	AIW20	进料流量	Q0.4	碾辊电机 2
AIW4	碾辊电流 3	AIW22	出料流量	Q0.5	碾辊电机 3
AIW6	进机米温 1	AIW24	压力检测 1	Q0.6	风机
AIW8	进机米温 2	AIW26	压力检测 2	Q0.7	重量检测驱动
AIW10	进机米温 3	AIW28	压力检测 3	Q0.8	报警器

碾米机通讯采用 Modbus RTU 协议的 RS-485 串口通信方案,具体通信参数配置为:设备通讯地址 01,波特率 9 600 bps,8 位数据位,1 位停止位,N 无校验位且只支持读功能,通讯功能码 04。设备通讯地址定义见表 3。

表 3 碾米机通讯地址表

数据名称	数据地址	PLC 对应地址	数据名称	数据地址	PLC 对应地址
进料流量	420	40421	出机米温 1	432	40429
出料流量	423	40422	出机米温 2	433	40430
碾辊电流 1	426	40423	出机米温 3	434	40431
碾辊电流 2	427	40424	对比室温	435	40432
碾辊电流 3	428	40425	碾白室气压 1	437	40433
进机米温 1	429	40426	碾白室气压 2	438	40434
进机米温 2	430	40427	碾白室气压 3	439	40435
进机米温 3	431	40428			

1.4 数据存储

MySQL 数据库具有高效的存储和查询性能,能够满足工业场景中 PLC 对数据实时性和稳定性要求。其作为开源关系型数据库,MySQL 与 ERP 和 MES 等工业系统的集成度更高,可有效支持数据共享与协同作业^[15]。

在碾米生产线运行过程中,持续增长的数据采集量导致数据库单表数据量随时间呈线性增长趋势。当查询数据时,过大的单表数据量会显著降低查询效率,进而影响系统整体性能。同时,将所有数据处理集中在单一表格内会造成严重的负载压力。为此,本系统采用水平分区的数据架构设计策略。其分区示意图见图 3。

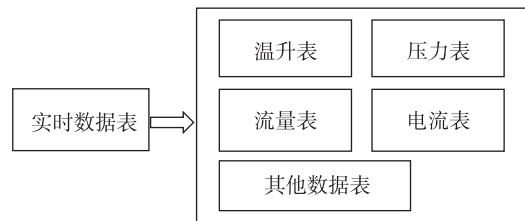


图 3 数据表分区示意图

基于 MySQL 数据库设计表结构时,创建包含时间戳、变量名、数值和单位等字段的数据表。通过 pymysql 驱动实现数据写入,采用批量插入机制减少数据库访问频次,并引入消息列队技术进一步提升数据传输效率。

2 预测模型

2.1 传统 SVM 模型

支持向量机(SVM)是基于统计学习理论的机器

学习模型,其核心思路是在高维特征空间中构造一个最佳决策超平面来实现数据点的分类,该过程的本质是求解凸二次规划问题^[16]。SVM 结构图见图4。

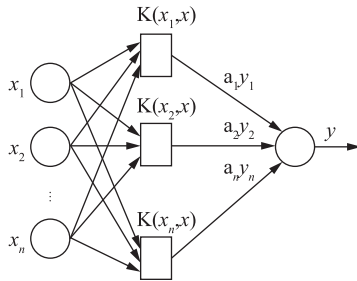


图4 SVM 结构图

SVM 通过找到一个回归模型使得该函数能够尽可能地拟合采集到的数据集,使输出尽可能相近^[17],回归模型如式(1)所示。

$$f(x) = \omega^T + b \quad (1)$$

式中: ω 为超平面参数; b 为截距。

然而, SVM 存在一定局限性, 仅能处理线性问题, 且对高维稀疏数据适应性不足、对数据预处理较为敏感及解释性较弱。特别是在参数调优方面, 核函数的选择和正则化参数 C 的调节具有较高敏感性, 不恰当的参数设置容易导致过拟合或欠拟合现象^[18], 这些局限性使得传统 SVM 模型难以满足碎米率预测的精度需求。

2.2 PSO 模型

粒子群优化(PSO)算法的基本原理可描述为: 在多维度搜索空间中, 初始化粒子群由数量为 n 的群组 $Z = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 构成, 其中 x_i 表示第 i 个粒子的位置向量。算法迭代过程中, 每个粒子根据适应度函数评估当前位置, 并动态更新位置及运动状态, 最终输出最优参数组合的过程^[19]。其控制流程图见图5。

在迭代时, 粒子通过追踪个体最优极值 P_{best} 与全局最优极值 G_{best} , 动态更新自身位置和速度, 从而逐步向全局最优解逼近, 直至满足迭代终止条件^[20], 见式(2)和式(3)。

$$v_i^{t+1} = \omega v_i^t + c_1 r_1 (P_{best} - x_i^t) + c_2 r_2 (G_{best} - x_i^t) \quad (2)$$

$$x_i^{t+1} = x_i^t + v_i^{t+1} \quad (3)$$

式中: ω 为惯性权重; c_1, c_2 为学习因子; r_1, r_2 为 $[0, 1]$ 随机数; x_i^{t+1}, v_i^{t+1} 分别代表第 i 个粒子在 $t+1$ 次迭代的位置及速度向量。算法示意图见图6。

ω 选取: ω 权重越高, 全局探索能力越强, 反之局部开发能力越强。因此, 采用动态惯性权重调整粒

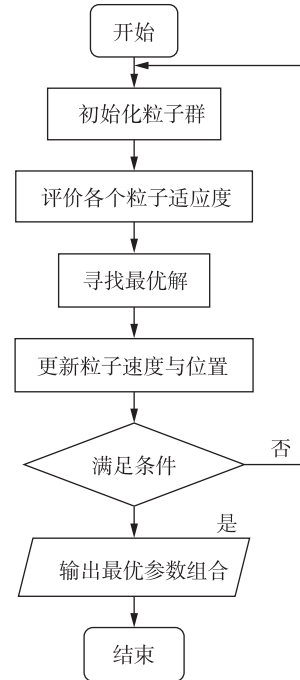


图5 PSO 控制流程图

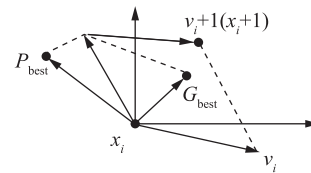


图6 迭代算法示意图

子搜索策略, 在算法初期注重全局探索, 后期强化局部寻优, ω 取值范围设定为 $0.4 \sim 0.9$ ^[21], ω 见式(4)。

$$\omega = \lambda \cdot \frac{|P_{best}(t) - G_{best}|}{\frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n (P_{best}(t) - G_{best})} \quad (4)$$

式中: λ 为系数, 取值 0.01 。

选取 c_1 和 c_2 : c_1 用于调控粒子向个体最优位置移动的强度, c_2 用于调控粒子向群体最优位置移动的强度。其中, c_1 值越大, 算法的全局探索能力越强, c_2 值越大, 算法的局部探索能力越强。因本文初期侧重全局探索, 所以对 c_1, c_2 分别采用线性递减、递增趋势取值。 c_1, c_2 取值见式(5)和式(6)。

$$c_1(t+1) = c_{1max} - (c_{1max} - c_{1min}) \frac{t}{t_m} \quad (5)$$

$$c_2(t+1) = c_{2min} + (c_{2max} - c_{2min}) \frac{t}{t_m} \quad (6)$$

式中: t, t_m 分别为当前、最大迭代次数; c_{1max}, c_{2max} 分别代表最大学习因子; c_{1min}, c_{2min} 分别为最小学习因子。

2.3 SVR 模型

为解决 2.1 节中提及的缺陷,本文引入支持向量机回归(SVR)方法。在稻谷加工这一特定领域,SVR 在分析碎米率时使得大多数训练样本的预测值落在间隔范围内且平面间隔最大化,同时保证模型的复杂性尽可能低。其流程图见图 7。

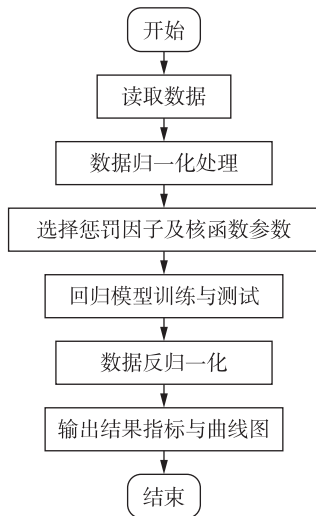


图 7 SVR 流程图

SVR 通过引入核函数技术,实现了从低维输入空间到高维特征空间的映射。常用核函数包括线性核、多项式核及高斯核(RBF Kernel)^[22]。其中,RBF 核函数通用性较强,可将数据映射至无限维高维空间,具备良好的非线性映射能力。其灵活性和易用性显著,主要体现在参数调节的简洁性方面。通过调整带宽参数控制核函数的形状和覆盖范围,进一步增强了 RBF 核在多种实际应用中的实用性。因此对于非线性问题通常选择 RBF 核函数,RBF 核函数表达式见式(7)。

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

对于 SVR 模型,在训练 SVR 回归模型时,对于采集到的数据样本 $Z = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \in (R^n \times Y)^n$,为找到一个超平面的目标,要求最小化超平面参数 ω 及截距 b 的平方范数与损失函数总和,则有模型参数见式(8)。

$$\min_{\omega, b, \xi} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i + \tilde{\xi}_i \quad (8)$$

式中: $\frac{1}{2} \|\omega\|^2$ 为平方范数; C 为正则化参数;

$\xi_i, \tilde{\xi}_i$ 为松弛变量。

定义间隔阈值 ε ,当 ε 大于误差时表示该支持向量在间隔内可以忽略,限制误差范围,为了误差更小的求解最优分类和便于优化,约束条件见公式(9)。

$$|y_i - f(x_i)| \leq \varepsilon + \xi_i \quad (9)$$

通过引入拉格朗日乘子构建拉格朗日函数,进而求解对偶问题并构建决策函数见式(10)。

$$\max_{\alpha} \omega(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle x_i \cdot x_j \rangle \quad (10)$$

式中: α_i 为第 i 个样本的拉格朗日乘子。

基于 KKT 条件可求得最优解^[23],见式(11)。

$$\omega^* = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i^* x_i \quad (11)$$

获得对应的最优分类拟合函数见式(12)。

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x_i, x_j) + b \quad (12)$$

式中: $K(x_i, x_j)$ 为支持向量点在特征空间的内积。

2.4 PSO - SVR 碎米率预测模型

PSO - SVR 碾米碎米预测模型采用参数寻优与模型预测两阶段混合算法框架,具体流程见图 8。在参数寻优环节,本研究借助 PSO 算法对支持向量回归机(SVR)模型中的正则化参数 C 及径向基函数(RBF)核的宽度因子实施自适应调优,以探寻 SVR 模型的最佳参数组合。当进入模型预测阶段时,将通过 PSO 算法迭代确定的最优参数组合嵌入 SVR 模型架构,进而构建定制化预测引擎^[24-26]。模型训练环节采用交叉验证策略,在加工参数等多源数据集上进行监督学习,通过结构风险最小化原则建立输入变量到碎米率的回归映射。预测过程整体分为 4 个步骤。

数据预处理。选择工艺参数及水平,记录下碾米过程中的生产数据,对原始数据进行归一化处理,使其量纲相同。归一化公式见式(13)。

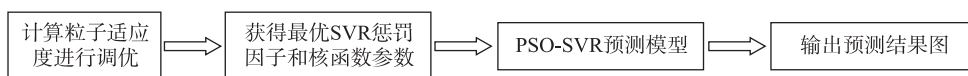


图 8 PSO - SVR 流程图

$$x = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (13)$$

式中: x_{\max} 为位置最大值; x_{\min} 为位置最小值。

将处理后的数据集按照 4:1 划分为训练集与测试集,碾米过程参数(温度 T、压力 F、质量 G 及电流 I)作为输入层,碎米率预测值作为输出层导入预测模型。

初始化模型。初始化 PSO 算法中 c_1 、 c_2 、 P 等参数并随机生成一组粒子,经过预处理后的数据集建立碾米工艺参数与 SVR 预测模型,将预测值与真实值的均方误差作为 PSO 算法中的适应度函数,在设定的范围内,每个粒子都会寻优 C 和 G 。

优化训练模型。将各粒子寻优参数代入预测模型,计算所有粒子的适应度值。通过对比适应度值更新个体最优极值 P_{best} 与全局最优极值 G_{best} 。持续迭代更新粒子的速度与位置,直至满足终止条件,最终输出最优正则化因子 C 和核函数 σ ,用于训练模型并导入数据得出预测结果。

预测模型评价指标。为更精准评估模型性能与预测能力,通过独立测试数据集开展预测实验,基于各参数计算模型评价指标 R^2 、MAE、MBE 和 RMSE,并生成散点图直观判别模型性能。各项指标计算公式见式(14)~式(17)。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (14)$$

$$\text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (15)$$

$$\text{MBE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (16)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (17)$$

式中: n 为样本数量; y_i 为预测结果实际值; \bar{y} 为预测结果实际平均值; \hat{y}_i 为预测结果模型预测值。

3 结果与验证

3.1 数据准备

本实验中所用碾米数据样本来源于项目合作米业集团,稻米加工过程数据通过各类传感器传输至 PLC 控制器。PLC 存储至 MySQL 数据库,再给 MySQL 数据库下达指令提取碾米加工过程的关键参

数及其对应碎米率的原始数据,并将查询结果导出为 .xlsx 格式文件,存储于本地计算机桌面指定目录,在 Matlab 平台通过调用该文件的存储路径实现数据载入。存储时数据已通过非空校验和数据范围验证,以确保其完整性和可用性。

3.2 实验参数

为评估所提模型的性能与准确性,对模型结果展开分析。PSO 算法的初始种群规模设定为 100、迭代次数 100 次、学习因子及惯性权重选取经典固定取值 $c_1 = c_2 = 2$ 、 $\omega = 0.5$ 、SVR 模型的核函数宽度因子范围为 $[0, 10]$ 。经 PSO 优化,最终确定的正则化因子 $C = 1.6352$,核函数 $\sigma = 0.843$ 。同时,采集生产线 15 d 的实际运行数据,按 4:1 划分为训练集和测试集。为提升数据可靠性,采用多批次采样求平均的处理方法。

3.3 对比实验

为系统评估 PSO-SVR 碎米率预测模型的预测性能,本研究设置了对比实验组,基于 Matlab R2022b 平台分别构建传统 SVR、BP 神经网络和 PSO-SVR 3 种预测模型进行仿真分析。实验通过采用 PLC 采集的工艺数据预处理后,将寻优参数分别代入各预测模型,计算出的碎米率预测结果见图 9。

经 PSO-SVR 算法优化后的预测曲线与真实值轨迹的贴合度显著优于其他模型,尤其在数据波动区间展现出更强的跟随性,能更敏锐地响应真实值的变化梯度。

由图 10 散点图分布情况分析表明,PSO-SVR 模型的预测点紧密聚集在对角线周围,直观反映了其预测输出与真实值的偏差范围显著小于 SVR 模型和 BP 神经网络模型。该分布模型显示,经参数优化后,PSO-SVR 预测精度显著提升,多数采样点预测值落在真实值邻域。深入分析离群点分布发现,PSO-SVR 在极端值区域预测稳定性突出,相较另外两种模型离群点数量大幅减少,且与对角线的偏差也更小。这一结果表明,PSO 算法有效增强了 SVR 模型的适应性,优化后的模型在复杂数据中鲁棒性更强及泛化性能更优。

在模型评估里, R^2 是衡量模型与观测数据拟合程度的统计指标,取值范围为 $[0, 1]$ 。 R^2 趋向于 1 时,模型拟合度高,能精准捕捉数据变异性;趋近 0 时拟合度低,无法充分解释数据变异。此外,MAE、MBE 和 RMSE 值越低,表明模型预测与实际观测差异越小,预测精度越高。评估结果见表 4。

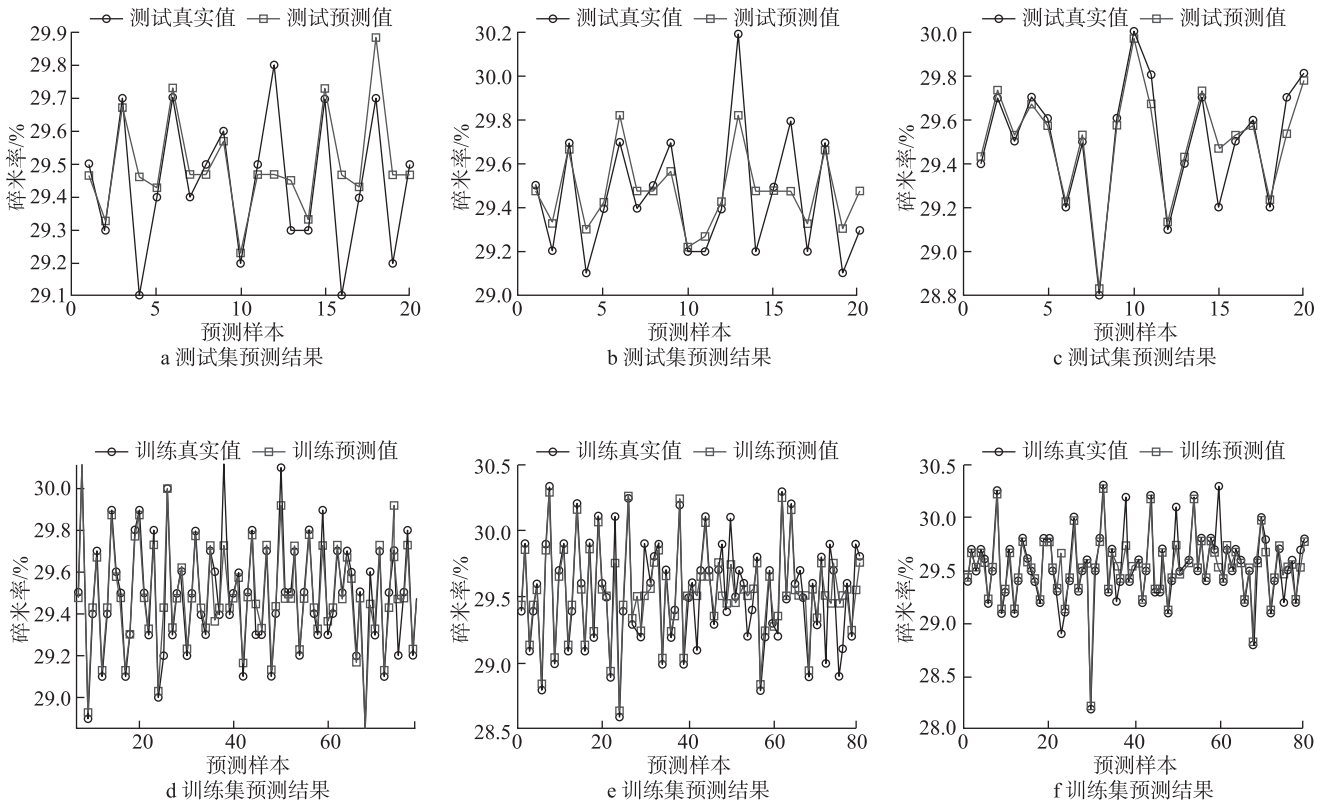


图9 SVR, BP神经网络和 PSO-SVR 预测结果折线图

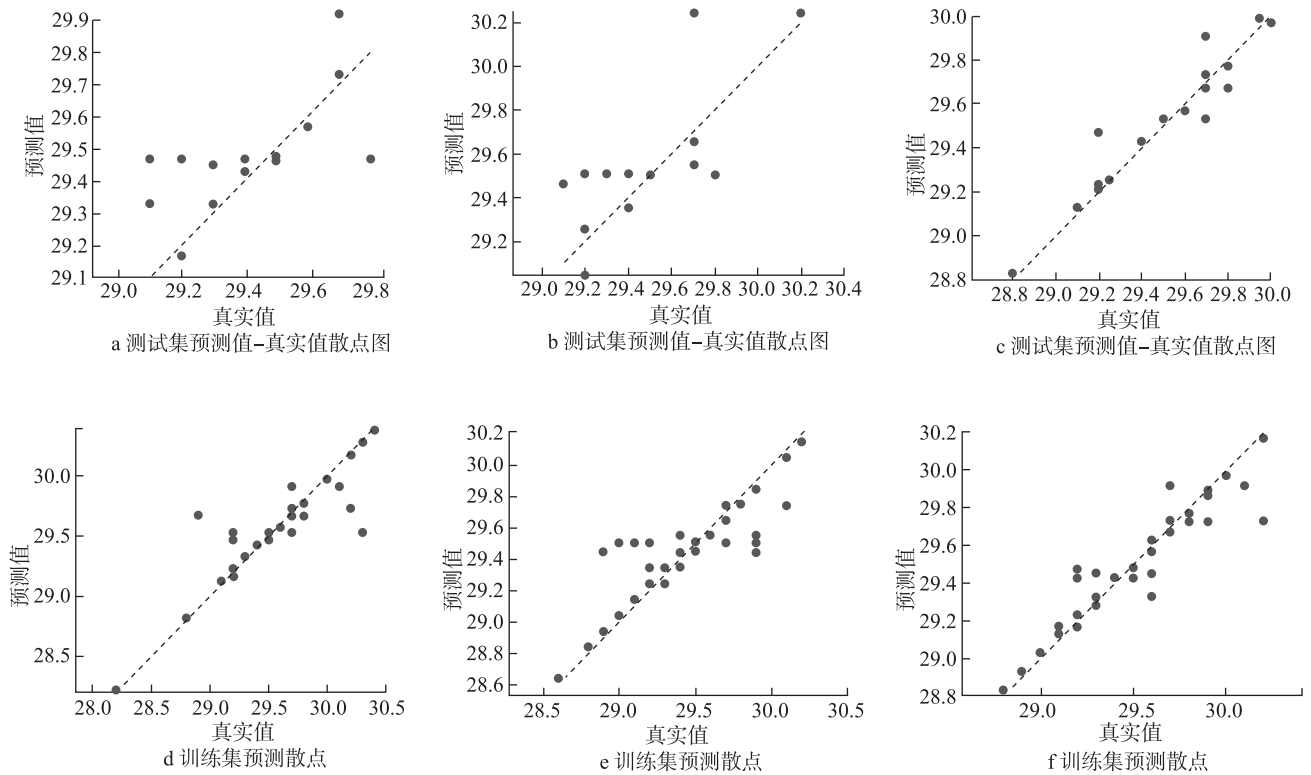


图10 SVR, BP神经网络及 PSO-SVR 预测结果分布散点图

表4 模型评估结果表

模型	R^2	MAE	MBE	RMSE
SVR	0.813 7	0.067 7	0.022 9	0.151 5
BP 神经网络	0.830 6	0.099 1	0.026 5	0.162 8
PSO-SVR	0.901 9	0.053 0	0.007 6	0.087 2

通过对比各个模型的预测性能差异结果可知, PSO-SVR 模型的关键指标均优于其他 2 种算法, PSO-SVR 的 R^2 较基础 SVR 模型提升 0.088 2, 较 BP 神经网络模型提升 0.071 3, 达到 0.901 9。显著趋近于 1 的理论最优值表明改进模型能解释更高比例的数据变异, 拟合优度得到实质性提升。PSO-SVR 的 MAE、MBE 和 RMSE 分别较 SVR 模型降低了 0.014 7、0.015 3 和 0.064 3, 较 BP 神经网络模型降低了 0.046 1、0.018 9 和 0.075 6。误差指标均向零值显著收敛, 这种误差体系的全面优化, 表明 PSO-SVR 模型在预测精度、误差控制能力和预测稳定性 3 个维度均实现了对基础 SVR 模型及 BP 神经网络模型的全面超越。研究还证实 PSO 算法能有效优化参数, 显著提升预测值与观测值的一致性, 说明 PSO-SVR 系统预测总体表现优异。

4 结论

针对稻谷加工工段中存在的大米碎米率高的问题, 本研究提出一种基于 PSO-SVR 算法的碎米率预测方法, 通过构建多参数实时监测系统, 实现了碾米温升、受压压力、物料流量及电机电流等多源异构数据的同步采集与特征融合, 并利用 PSO 算法对 SVR 模型进行全局寻优。实验结果表明: PSO-SVR 模型在预测性能方面, 较于传统 SVR 模型以及 BP 神经网络模型实现显著提高。即使在复杂工况下, 如工厂负荷出现波动、原料性质变化时, 该模型仍表现出预测稳定性和鲁棒性。基于该模型的预测结果, 可进一步为关键参数的动态调节提供量化依据。当预测碎米率偏高时, 可通过降低辊筒转速以减少碾米温升, 或根据流量实时调整距离以优化受压压力, 同时通过电机电流反馈调节进料速度, 避免因过载导致稻谷破碎。这种基于前馈思想的预测机制, 为实时优化碾米工艺参数提供了有效技术支撑。此外, 本研究构建的算法框架具有工艺普适性, 通过特征参数调整适配, 可拓展应用于砻谷工段碎米率预测和抛光工段完整度控制。后续研究应重点构建跨工段协同预测系统, 开发基于数字孪生的工艺优化平台。

参考文献

- [1] 石少龙. 中国大米安全风险分析[J]. 中国稻米, 2020, 26(1):6-10
Shi S. Analysis on the risk of rice safety in China[J]. China Rice, 2020, 26(1):6-10
- [2] 陈时龙, 徐金勇, 李维强. 降低砻谷工序中稻谷破碎的探讨[J]. 粮食加工, 2021, 46(3):38-40
Chen S, Xu J, Li W. Discussion on reducing rice breaking in husking process[J]. Grain Processing, 2021, 46(3):38-40
- [3] 徐金勇. 降低稻谷产后破碎率的实践与探讨[J]. 粮食加工, 2024, 49(4):14-17
Xu J. Practice and discussion on reducing the post-harvest crushing rate of rice[J]. Grain Processing, 2024, 49(4):14-17
- [4] 刘书婷. 基于轻量化 YOLOv5 的碎米检测系统研究[D]. 武汉: 武汉轻工大学, 2024:45-53
Liu S. Research on broken rice detection based on an improved lightweight YOLOv5[D]. Wuhan: Wuhan Polytechnic University, 2024:45-53
- [5] Fan C, Wang W, Cui T, et al. Maize kernel broken rate prediction using machine vision and machine learning algorithms[J]. Foods, 2024, 13(24):4044
- [6] 李瑜, 杨柳, 范雨超, 等. 卧式砂辊碾米机中碾白室内流场的仿真分析[J]. 武汉轻工大学学报, 2022, 41(1):96-101
Li Y, Yang L, Fan Y, et al. Simulation analysis of flow field in whitening chamber of horizontal sand roller rice mill[J]. Journal of Wuhan Polytechnic University, 2022, 41(1):96-101
- [7] 夏龙照. 碾米过程中米粒破碎及裂纹扩展规律研究[D]. 郑州: 河南工业大学, 2024:17-31
Xia L. Study on regularities of grain breakage and crack propagation during rice milling[D]. Zhengzhou: Henan University of Technology, 2024:17-31
- [8] 李金玲. 碾磨精度对糙米品质的影响及其产品开发[D]. 大庆: 黑龙江八一农垦大学, 2025:36-48
Li J. Effects of milling degree on the quality of brown rice and product development[D]. Daqing: Heilongjiang Bayi Agricultural University, 2025:36-48
- [9] 邢晓婷, 段晓亮, 张东, 等. 粳米碾磨过程中品质变化与适度加工研究[J]. 粮油食品科技, 2025, 33(3):85-93
Xing X, Duan X, Zhang D, et al. Research on quality changes during Japonica rice milling process and moderate processing[J]. Science and Technology of Cereals, Oils and Foods, 2025, 33(3):85-93
- [10] 安红周, 焦悦, 费小吉, 等. 3 种不同粒形大米适碾范围内加工品质分析[J]. 食品科学, 2023, 44(15):28-39

- An H, Jiao Y, Fei X, et al. Analysis of milling quality of reasonably well milled rice with three different grain shapes [J]. *Food Science*, 2023, 44(15):28–39
- [11] 王思佳, 王振宏. 基于智能控制的碾米机结构设计及仿真分析[J]. *农机化研究*, 2023, 45(12):240–243
- Wang S, Wang Z. Structure design and simulation analysis of rice mill based on intelligent control[J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2023, 45(12):240–243
- [12] 刘程, 王旺平, 宋少云. 碾米机的发展现状与发展前景[J]. *粮食加工*, 2022, 47(2):73–76
- Liu C, Wang W, Song S. Development status and prospect of rice milling machine[J]. *Grain Processing*, 2022, 47(2):73–76
- [13] 蔡健荣, 程欣, 白峻文, 等. 基于悬浮切削原理的胚芽米加工试验研究[J]. *包装与食品机械*, 2023, 41(4):1–6
- Cai J, Cheng X, Bai J, et al. Experimental study of germ rice processing based on suspension cutting[J]. *Packaging and Food Machinery*, 2023, 41(4):1–6
- [14] 何振鲁, 程欣, 蔡健荣, 等. 稻米加工设备现状及最新研究进展[J]. *现代食品*, 2020, 26(1):1–2
- He Z, Cheng X, Cai J, et al. Current status and latest research progress of rice processing equipment[J]. *Modern Food*, 2020, 26(1):1–2
- [15] Gopi K, Mazumder D, Crawford J, et al. Developing a MySQL database for the provenance of black tiger prawns (*Penaeus monodon*)[J]. *Foods*, 2023, 12(14):2677
- [16] 姚涛, 谈志鹏, 程娥, 等. 基于 SSA—SVM 算法的成熟黄花菜图像分割[J]. *中国农机化学报*, 2025, 46(6):85–90
- Yao T, Tan Z, Cheng E, et al. Mature yellow daylily image segmentation based on SSA: SVM algorithm[J]. *Journal of Chinese Agricultural Mechanization*, 2025, 46(6):85–90
- [17] Wang Y, Wu J, Hu Z, et al. A new algorithm for support vector regression with automatic selection of hyperparameters [J]. *Pattern Recognition*, 2023, 133:108989
- [18] 周晓君, 于腾腾. 求解 SVM 的稀疏随机方差缩减梯度法[J]. *计算机应用研究*, 2020, 37(S2):95–97
- Zhou X, Yu T. Sparse stochastic variance reduced gradient method for solving SVM [J]. *Application Research of Computers*, 2020, 37(S2):95–97
- [19] 孟小丁. 学习驱动的高效混合粒子群算法及应用研究[D]. 西宁: 青海师范大学, 2025:18–20
- Meng X. Research on Learning – Driven efficient hybrid particle swarm optimization algorithm and applications[D]. Xining: Qinghai Normal University, 2025
- [20] Sekyere Y O M, Effah F B, Okyere P Y. An enhanced particle swarm optimization algorithm via adaptive dynamic inertia weight and acceleration coefficients[J]. *Journal of Electronics and Electrical Engineering*, 2024:53–67
- [21] 程金芮, 金瑾, 张朝龙, 等. 自适应策略优化的粒子群优化算法在神经网络架构搜索中的应用[J]. *计算机应用*, 2024, 44(S1):60–64
- Cheng J, Jin J, Zhang C, et al. Application of adaptive strategy optimized particle swarm optimization algorithm in neural network architecture search[J]. *Journal of Computer Applications*, 2024, 44(S1):60–64
- [22] Tian X, Wu S, Xing X, et al. Traffic flow prediction based on improved deep extreme learning machine[J]. *Scientific Reports*, 2025, 15:7421
- [23] Açıkkar M, Altunkol Y. A novel hybrid PSO – and GS – based hyperparameter optimization algorithm for support vector regression [J]. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35(27):19961–19977
- [24] 侯亚祺, 张玮, 张鸿, 等. 基于机器学习与粒子群算法的 LBM 多相流模型优化[J]. *化工学报*, 2025, 76(3):1120–1132
- Hou Y, Zhang W, Zhang H, et al. Optimization of LBM multiphase flow models based on machine learning and particle swarm algorithm[J]. *CIESC Journal*, 2025, 76(3):1120–1132
- [25] Zhang L, Shi B, Zhu H, et al. PSO – SVM – based deep displacement prediction of Majiagou landslide considering the deformation hysteresis effect[J]. *Landslides*, 2021, 18(1):179–193
- [26] 高海燕, 高晋阳, 王伟成. 基于改进 PSO – SVM 的生产线分拣机器人罐装食品识别方法[J]. *食品与机械*, 2023, 39(9):89–94
- Gao H, Gao J, Wang W. Identification method of canned food for production line sorting robot based on improved PSO – SVM[J]. *Food & Machinery*, 2023, 39(9):89–94.