研究与开发

基于机器学习的除鳞辊表面涂镀层磨损预测研究

彭意钦，施文杰，杨康，关锐，艾新港
（辽宁科技大学材料与冶金学院，辽宁 鞍山 114051）

摘要：为提高冶金关键部件除鳞辊表面涂镀层磨损预测的准确性，提升高压水除鳞的效率，深入研究了机器学习在除鳞辊表面涂镀层磨损预测中的应用，分别介绍了多元线性回归磨损预测模型、X G Boost磨损预测模型以及随机森林磨损预测模型常用算法的原理以及结构。利用生产数据建立数据集对除鳞辊表面涂镀层磨损进行预测，并将预测结果和实测结果进行纵向比较，将三种算法的预测结果进行横向比较。结果表明，误差范围在±0.001 0 mm和±0.001 5 mm时，随机森林磨损预测模型预测的命中率最高，分别为90.4%和95.9%；四项性能指标中，该模型的决定分数数值最大，均方根误差、均方误差和平均绝对误差三项指标数值最小，随机森林磨损预测模型最适用于实际生产，可以给冶金关键部件除鳞辊的形性退化和再造赋能机制的设定提供较高的参考价值。

关键词：机器学习；除鳞辊；涂镀层；磨损预测
中图分类号：TF72 **文献标志码：**A **文章编号：**1006-4613(2026)01-0050-08
DOI：10.3969/j.issn.1006-4613. 2026. 01. 007

Research on Wear Prediction for Surface Coating of Descaling Rollers Based on Machine Learning

PENG Yiqin, SHI Wenjie, YANG Kang, GUAN Rui, AI Xin'gang
(School of Materials and Metallurgy, University of Science and Technology Liaoning, Anshan 114051, Liaoning, China)

Abstract: To enhance the accuracy of wear prediction for coating layers on descaling rolls in critical metallurgical components and improve high-pressure water descaling efficiency, the application of machine learning in predicting the wear of the surface coating of the descaling rollser was deeply studied. The principles and structures of the prevalent algorithms of the multiple linear regression, the X G Boost and the random forest wear prediction model were introduced respectively. A data set was established using production data to predict wear coating on the surface of the descaling rolls. The predicted results were compared longitudinally with the measured ones, and the prediction results of the three algorithms were compared horizontally. The random forest wear prediction model achieved the highest prediction accuracy rates of 90. 4% and 95. 9% at error tolerances of ±0. 001 0 mm and ±0. 001 5 mm, respectively. Among the four performance indicators, the model achieved the highest coefficient of determination, while exhibiting the lowest values for root mean square error, mean square error, and mean absolute error in the other three indicators. The random forest wear prediction model proved optimal for actual production, providing high-value guidance for the setting

彭意钦，博士生，辽宁科技大学冶金工程专业。E-mail：869218044@qq.com
通讯作者：艾新港，博士，教授，2009年毕业于北京科技大学钢铁冶金专业。E-mail：aixingang@ustl.edu.cn

of the deformation and reengineering empowerment mechanism of descaling rolls, which were key metallurgical components.

Key words: machine learning; descaling rolls; surface coating; wear prediction

除鳞辊作为高压水除鳞过程中重要的冶金部件之一,其寿命即表面涂镀层磨损受到很多因素的影响,并且各个因素之间有着千丝万缕的联系。近几年,随着计算机科学的发展、大数据技术[1]的全面普及,作为该领域核心的机器学习[2]也有了长足的进步。机器学习拥有众多算法,能有效利用大量工业生产数据,确认各影响因素之间复杂的非线性关系,极大地提高了模型精度。本文利用国内某钢厂热轧产线高压水除鳞过程实际工业生产数据,以机器学习为基础分别建立了多元线性回归磨损预测模型[3-5]、X G Boost磨损预测模型[6-8]以及随机森林磨损预测模型[9-12],对高压水除鳞环节关键冶金部件除鳞辊表面涂镀层的磨损进行了预测,并且分析比较了这三种模型的特征以及优缺点,研究结果可以给除鳞辊的形性退化和再造赋能机制的设定提供一定的参考。

1 磨损预测模型大数据的选取和处理

选取上线天数、过钢量、辊身平均温度、环境温度以及钢坯温度作为影响除鳞辊表面涂镀层磨损的自变量,利用数学公式结合现场采集数据推算实际磨损值作为因变量。其实际磨损值的数学表达式如下所示:

$$W=Q^{\beta_1}+e^{\beta_2(T_r-T_e)}+\ln(1+T_b)+D^{\beta_3}+e^{\beta_4(T_b-T_e)} \quad (1)$$

式中,W为除鳞辊表面涂镀层实际磨损值,mm;Q为过钢量,万t;T_r为辊身平均温度,℃;T_e为环境温度,℃;T_b为钢坯温度,℃;D为上线天数;β_1、β_2、β_3、β_4为模型参数;e为常数,取数值为2.718,通过实际测试决定。

首先,对现场采集的近万个高压水除鳞数据进行清洗、降噪等预处理工作[13-14]。由于收集到的产线数据大部分并不完全与除鳞辊涂镀层磨损直接相关,所以清除了一些与涂镀层服役周期无关的数据以及会对机器学习模型进行干扰的噪音数据,最后选取了与上文拟定四个关键自变量相匹配的2 190个数据,并构建了训练集、测试集以及验证集。选取的数据量可以进行机器学习模型的训练以及验证。表1为描述性统计信息表。对表1中几项变量数据进行分析,显示其平均值(mean)、最小值(min)及最大值(max)等描述性统计信息。对数据集进行统计后,将数据设计成数据表,存入大数据平台后端数据库中。

表1 描述性统计信息表

Table 1 Descriptive Statistical Information Table

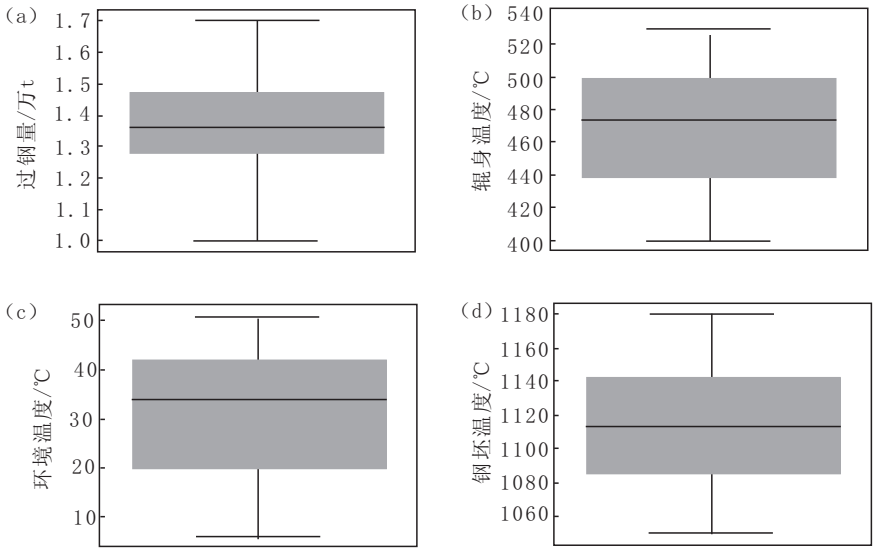
信息	过钢量(X_2)/万t	辊身温度(X_3)/℃	环境温度(X_4)/℃	钢坯温度(X_5)/℃	磨损量(Y)/mm
mean	1.37	468.12	31.26	1 114.06	0.019 2
min	1.00	400	6	1 050	0.014 3
25%	1.25	438	20	1 085	0.017 3
50%	1.36	473	34	1 113	0.018 6
75%	1.47	499	42	1 144	0.021 5
max	1.70	529	51	1 180	0.023 5

为了识别异常值,利用Python软件将以上自变量及因变量数据绘制成箱形图,以便于进行探索性分析。数据的异常值经过清洗都被处理掉,对模拟精度会有一定的提高。图1为不同自变量的箱形图及其数据分布。由图1可以看出,过钢量1.28~1.47万t的数据数量最多;辊身温度的数据集中在440~500 ℃;环境温度在20~42 ℃的数据量最多;而钢坯温度的数据集中在1 085~1 145 ℃。对磨损量异常值进行清洗,能进一步提高训练集、测试集、验证集的质量,后续预测出现偏差的概率也会变小,同时也能提高数据代表性,优化资源分配。图2为磨损量箱形图,由图2可以看出,磨损量的数据集中分布在0.018 mm和0.022 mm左右。

2 基于机器学习的磨损预测研究建模

2.1 多元线性回归磨损预测模型

多元线性回归(Multiple Linear Regression)是一种在计算机未普及时就存在的数学统计方法,用于建模两个或多个自变量(解释变量、预测变量)和一个因变量(响应变量)之间的线性关系。



(a) 过钢量; (b) 辊身温度; (c) 环境温度; (d) 钢坯温度

图1 不同自变量的箱形图

Fig. 1 Box Plots with Different Independent Variables

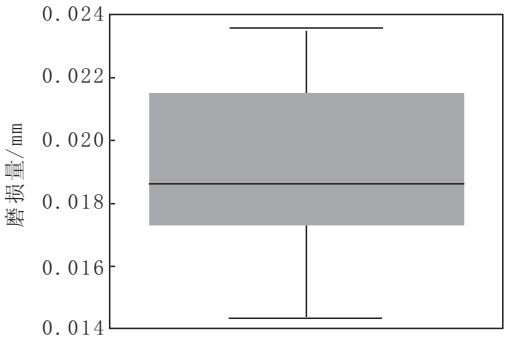


图2 磨损量箱形图

Fig. 2 Wear Box Chart

与简单线性回归不同,多元线性回归考虑了多个自变量对因变量的联合影响,是一种更为复杂和广泛应用的回归分析方法。考虑到除鳞辊表面涂镀层磨损与多个因素有关,多元线性回归依托于机器学习原理,也可能适用于对除鳞辊表面涂镀层磨损的预测。

利用Python软件将多元线性回归模型转换成磨损预测模型,随后导入训练集和测试集进行测试和训练,并利用验证集对除鳞辊表面涂镀层的磨损值进行预测。模拟结果生成后输出多元线性回归磨损模型的四项指标:决定系数(R2分数)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)[15-16],根据这四项数值大小评价预测模型性能,其中决定系数数值越大性能越好,其余数值越小性能越好,输出指标数值便于与其他磨损预测模型进行直观的比较。多元线性回归磨损预测模型模拟结果的拟合散点图如图3所示,多元线性回归磨损预测模型结果数据组分布情况见表2。

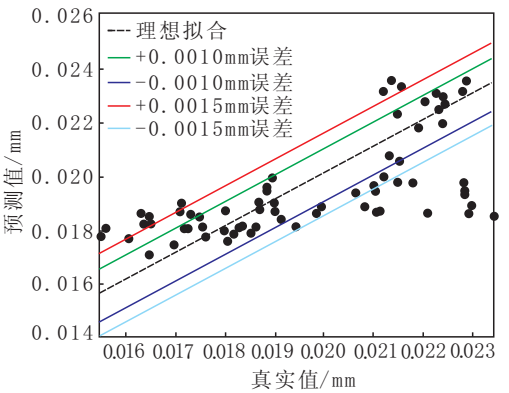


图3 多元线性回归磨损预测模型模拟结果的拟合散点图

Fig. 3 Fitting Scatter Plot of Simulation Results of Multiple Linear Regression Wear Prediction Model

表2 多元线性回归磨损预测模型结果数据组分布情况

Table 2 Distribution of Result Data Groups of Multiple Linear Regression Wear Prediction Model

误差/mm	数据组/组
±0.001 0	40
±0.001 5	48

由于本文选取的2 190个数据分成了365组，验证集的样本总数为20%，即73组，从表2可以计算得出，基于多元线性回归的除鳞辊表面涂镀层磨损模型的磨损量误差值在±0.001 0 mm、±0.001 5 mm范围内的命中率分别为54.8%、65.8%。计算其R2分数、RMSE、MAE、MSE的数值分别为0.44、0.001 7、0.001 3、2.78×10^{-6}。结合实际情况以及理论知识，对结果进行分析，命中率过低的原因可能有以下几点：

（1）多元线性回归模型假设特征变量与目标变量之间存在一定的非线性关系，也就是说，选取的过钢量、环境温度、钢坯温度、辊身温度与磨损量之间存在一定的非线性关系。线性模型无法准确捕捉这种关系，从而影响预测精度。结合生产过程进行分析认为该原因对结果造成影响的可能性最大。

（2）数据样本中的自变量和因变量数量对于多元线性回归模型来说过于复杂，模型可能无法捕捉数据中的全部信息，导致出现欠拟合的结果。

（3）多元线性回归有其统计假设，如特征变量与误差项之间的独立性、误差项的常态分布和方差齐性等。如果这些假设在实际数据中不成立，可能会影响模型的有效性和预测准确度。

（4）在各个自变量之间存在着标准之上的相关性，导致模型在训练过程中很难确定每个自变量对因变量的独立贡献，从而导致模型的预测效果变差。

2.2 X G Boost磨损预测模型

由于多元线性回归模型的模拟预测结果并不理想，本节选用了处理非线性关系能力、泛化能力、灵活性和特征重要性都更优秀的X G Boost算法[4]来构建除鳞辊表面涂镀层磨损模型。X G Boost算法（eXtreme Gradient Boosting）是常用的集成学习算法，相比多元线性回归，其最大的优势是出色的处理非线性关系的能力，也就是说X G Boost算法可能拥有非线性关系的自变量和因变量的能力更强，并且通过梯度提升方法，X G Boost算法能够建立一系列决策树来捕捉数据中的复杂模式和非线性关系，而多元线性回归模型则假设变量间的关系是线性的，这限制了其在面对复杂数据结构时的表现。

利用X G Boost算法建立磨损模型对除鳞辊表面涂镀层磨损进行预测，并输出其预测模拟结果，X G Boost磨损预测模型模拟结果的拟合散点图见图4，X G Boost磨损预测模型数据组分布情况见表3。从表3可以计算得出，磨损量误差值在±0.001 0 mm、±0.001 5 mm范围内的命中率分别为79.5%、90.4%。计算得出R2分数、RMSE、MAE、MSE的数值分别为0.88、0.000 78、0.000 61、6.13×10^{-7}。

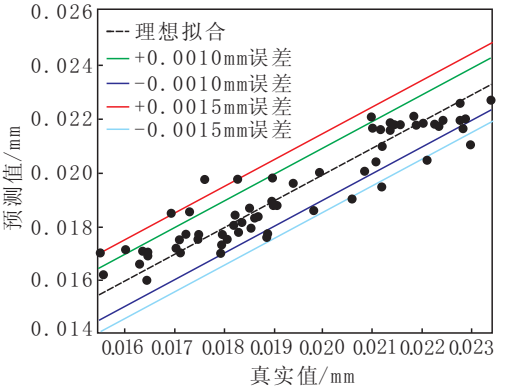


图4 X G Boost磨损预测模型模拟结果的拟合散点图

Fig. 4 Fitting Scatter Plot of Simulation Results of X G Boost Wear Prediction Model

表3 X G Boost磨损预测模型数据组分布情况

Table 3 Distribution of Data Groups of X G Boost Wear Prediction Model

误差/mm	数据组/组
±0.001 0	58
±0.001 5	66

结合实际情况以及理论知识，分析该模型各项性能指标，出现该命中率的原因可能有以下几点：

（1）数据量太少或者不平衡。对于X G Boost模型来说，数据可能太少，模型没有足够的信息进行学习。数据不平衡意味着自变量中有一项变量相关度过高从而影响了别的变量，导致模型偏向多数类。

（2）迭代次数太少。迭代次数（即决策树的数量）不足，意味着模型没有足够的机会学习数据中的规律。

（3）数据特征预处理不当。特征没有得到合适的缩放或编码。

（4）过度正则化。虽然正则化是防止过拟合

的一种方法，但如果正则化参数alpha设置得太高，可能会限制模型学习数据的能力，导致欠拟合。

综上所述，数据量太少或者是迭代次数太少应该是导致X G Boost磨损模型出现欠拟合现象的主要原因。虽然X G Boost算法有效解决了多元线性回归算法出现的无法解决的自变量与因变量具有非线性关系的问题，但其预测结果仍然达不到预期结果。

2.3 随机森林磨损预测模型

基于随机森林的除鳞辊表面涂镀层磨损模型通过集成学习算法随机森林来预测和分析除鳞辊表面涂镀层的磨损情况，利用特征变量构建随机森林模型，并将部分数据用于模型训练，剩余数据用于模型验证，来评估模型的预测准确性和实际应用价值。这种方法不仅可以准确预测涂镀层的磨损程度，而且能够识别出影响磨损的主要因素，为优化工作条件和延长涂镀层寿命提供科学依据。

2.3.1 随机森林算法的原理和结构

随机森林算法是由Leo Breiman和Adele Cutler发展推论出来的，是Bagging（一种并行式的集成学习方法）的一个拓展体。它的基学习器固定为决策树，多棵树也就组成了森林，而“随机”则在于选择划分属性的随机。随机森林在训练基学习器时，也采用有放回采样的方式添加样本扰动，同时它还引入了一种属性扰动，即在基决策树的训练过程中，在选择划分属性时，随机森林先从候选属性集中随机挑选出一个包含K个属性的子集，再从这个子集中选择最优划分属性。

随机森林中基学习器的多样性不仅来自样本扰动，还来自属性扰动，从而进一步提升了基学习器之间的差异度。相比决策树的Bagging集成，随机森林的起始性能较差（由于属性扰动，基决策树的准确度有所下降），但随着基学习器数目的增多，随机森林往往会收敛到更低的泛化误差。同时不同于Bagging中决策树从所有属性集中选择最优划分属性，随机森林只在属性集的一个子集中选择划分属性，因此训练效率更高。随机森林算法的核心思想是通过集成多个模型来改善单个模型的预测性能。以下是随机森林算法的具体流程：

第一步，自助采样（Bootstrap Sampling）。随机森林中的每棵树都是通过对训练数据集进行有放回的抽样（即自助采样）来获得的。这意味着，对于一个包含N个样本的训练集，每次随机从中抽取一个样本作为训练数据，并将其放回，允许下次抽样时再次被选中。这个过程重复N次，最终得到一个新的包含N个样本的训练集，用于训练一棵决策树。因为是有放回的抽样，所以一些样本可能会被重复选中，而一些则可能不会被选中。

第二步，特征随机选择。在训练每棵树时，节点分裂时选择最佳分裂特征的过程并不是在所有特征中进行，而是在随机选取的一个特征子集中进行。这个特征子集通常小于总特征数，其目的是增加树之间的差异性，进一步提高模型的泛化能力。这种做法也称为随机特征选择。

第三步，构建多棵决策树。通过上述的自助采样和特征随机选择，随机森林算法会构建多棵决策树。每棵树都是独立建立的，并且过程中的随机性确保了每棵树都是有所不同的。

第四步，汇总预测结果。对于回归任务，随机森林通过计算所有树的预测结果的平均值作为最终的预测。通过这种方式，随机森林试图结合多个决策树的预测能力，以期在保持数据集特征细节的同时，减少过拟合，提高模型的泛化能力。相较于单一决策树，随机森林通常能够提供更为准确和稳定的预测结果。随机森林结构图见图5。

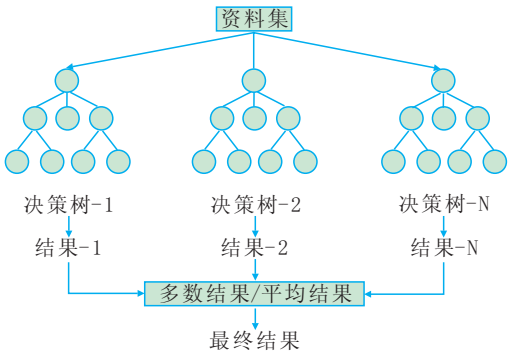


图5 随机森林结构图

Fig. 5 Random Forest Structure Diagram

从数学模型角度详细解释运用随机森林算法构建除鳞辊表面涂镀层磨损模型。首先对决策树进行构建，每个分枝节点的最佳分割是基于信息增益准则和基尼不纯度准则来构建的。信息增益

准则的数学表达式如下所示：

$$IG(D_p,f)=I(D_p)-\frac{N_l}{N_p}I(D_l)-\frac{N_r}{N_p}I(D_r) \quad (1)$$

式中，$IG(D_p,f)$为特征f在父节点D_p上的信息增益；$I(D_p)$表示父节点数据集的不纯度；$I(D_l)$表示左子树数据集的不纯度；$I(D_r)$表示右子树数据集的不纯度；N_l和N_r分别为分割后左右子树的样本数；N_p为父节点的样本总数。

基尼不纯度的数学表达式Gini(D)如下所示：

$$\mathrm{Gini}(D)=1-\sum_{i=1}^{n}p_i^2 \quad (2)$$

式中，p_i为第i类样本在数据集D中的相对频率；n表示样本总数。在确定最佳分割准则并构建好决策树之后，继续进行自助采样、特征随机选取等，最后进行预测。对除鳞辊表面涂镀层的磨损模拟预测属于回归问题，所以随机森林对于回归问题的数学表达式如下所示：

$$y_p=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}y_i \quad (3)$$

式中，y_p为所有决策树的平均预测结果；y_i为第i个决策树的预测结果；n为迭代至最后一次的决策树的数量。

由此可以看出，随机森林算法的优点和缺点十分明显，该算法的优点是每棵树都选择部分样本及部分特征，一定程度避免过拟合；每棵树随机选择样本并随机选择特征，具有很好的抗噪能力，性能稳定；能处理很高维度的数据，并且不用做特征选择（不需要降维处理）；适合并行计算；实现简单。反之，随机森林的劣势在于，虽然单棵树的训练和预测速度很快，但随机森林需要训练多棵树，因此在大型数据集上可能会比较慢，并且由于需要存储多个决策树，模型可能会占用较多的内存；该算法对于具有不同级别的类别变量数据，可能会偏向于具有更多级别的特征。由此可以得出，随机森林算法对于除鳞辊表面涂镀层磨损的模拟预测[17-19]效果，相较于多元线性回归模型和X G Boost算法应该会更优一些。

2.3.2 随机森林磨损预测模型预测结果

利用随机森林算法建立磨损模型对除鳞辊表面涂镀层的磨损进行预测，随机森林磨损预测模型模拟结果的拟合散点图如图6所示，随机森林算法预测数据组分布情况如表5所示。随后输出R2分数、RMSE、MAE、MSE四项性能指标参数数值，以便后续与上两节利用多元线性回归算法和X G Boost算法的预测结果进行比较。

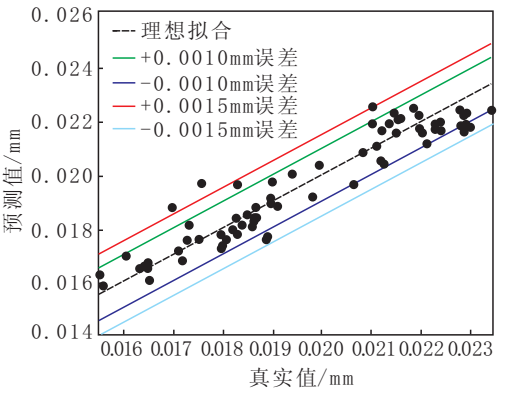


图6 随机森林磨损预测模型模拟结果的拟合散点图

Fig. 6 Fitting Scatter Plot of Simulation Results of Random Forest Wear Prediction Model

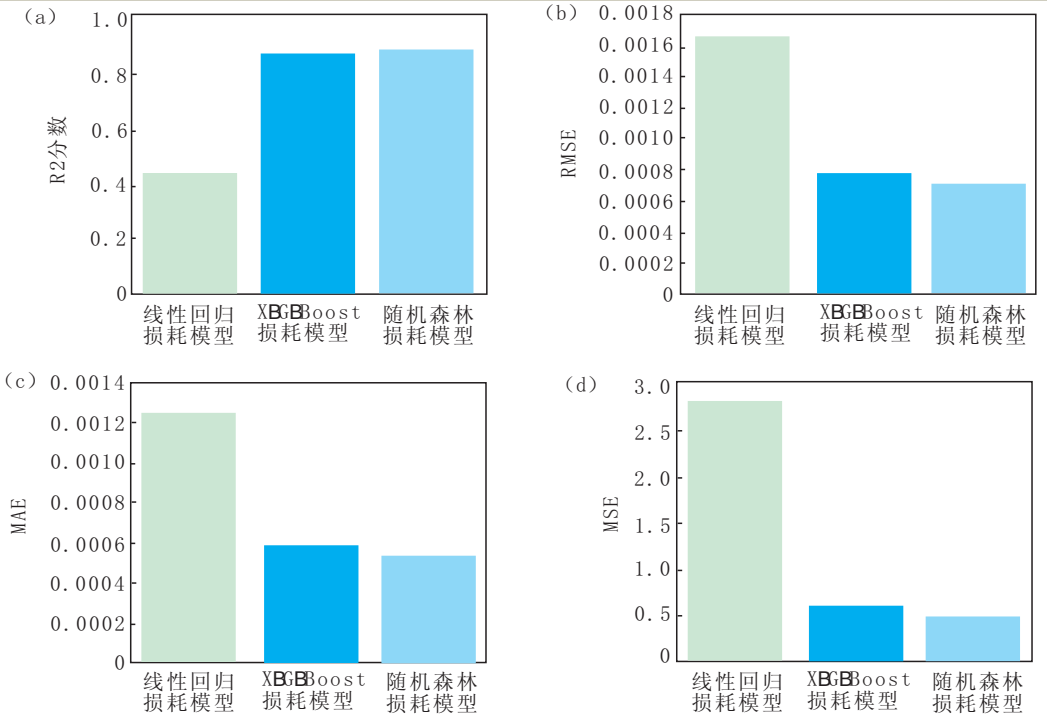
表5 随机森林磨损预测模型数据组分布情况

Table 5 Distribution of Data Groups in Random Forest Wear Prediction Model

误差/mm	数据组/组
±0.001 0	63
±0.001 5	70

由表5计算可知，基于随机森林算法的除鳞辊表面涂镀层磨损量误差值在±0.001 0 mm、±0.001 5 mm范围内的命中率分别为86.3%、95.9%。其R2分数、RMSE、MAE、MSE的数值分别为0.89、0.000 709、0.000 562、5.03×10^{-7}。

为了能更直观地比较优劣，利用Python中用于数据分析和数据处理的开源库pandas[20]，用于创建可视化图表的库mat plot lib以及用于优化图表的库sea born，对三种模型的四项指标数据进行绘图并比较，模型的性能指标对比见图7。综合三种模型的四项性能指标来看，基于随机森林算法构建的除鳞辊表面涂镀层磨损模型预测效果最优，其R2分数数值最大，RMSE、MAE、MSE三项指标数值最小，所以最适用于实际生产，可以给冶金关键部件除鳞辊的形性退化和再造赋能机制的设定提供较高的参考价值。



(a) R2分数; (b) RMSE; (c) MAE; (d) MSE

图7 模型的性能指标对比

Fig. 7 Comparison of Performance Indicators of Models

3 结论

本文选用三种机器学习算法,利用大量生产数据建立模型,对除鳞辊表面涂镀层磨损进行预测研究,得到了以下结论:

(1) 选用多元线性回归算法、X G Boost算法以及随机森林算法建立除鳞辊表面涂镀层磨损模型并输出性能指标对比其预测性能,误差范围在±0.001 0 mm时,三个模型的命中率分别为54.8%、79.5%和86.3%,误差在±0.001 5 mm时,三个模型的命中率分别为65.8%、90.4%和95.9%。

(2) 根据决定系数(R2分数)、均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)、均方误差(MSE)四项性能指标的对比,三种模型中,基于随机森林算法构建的除鳞辊表面涂镀层磨损预测模型决定分数数值最大,均方根误差、均方误差和平均绝对误差三项指标数值最小,所以最适用于实际生产,可以给冶金关键部件除鳞辊的形性退化和再造赋能机制的设定提供较高的参考价值。

参考文献

[1] Minelli M, Chambers M, Dhiraj A. Big Data Technology[M]. New Jersey:John Wiley & Sons, Inc. ,2013.

[2] 潘志洋. 探讨大数据时代机器学习的应用及发展[J]. 电子元器件与信息技术,2022,6(4): 66-69.

[3] Benisha M, Bai V T. A multiple linear regression-based machine learning model for received signal strength prediction of multiband applications[J]. International journal of mobile communications:IJMC,2024,23(2):127-147.

[4] Lyu B, Li J. An Efficient Data Analysis Method for Big Data using Multiple-Model Linear Regression[C]//International Computing and Combinatorics Conference, Hawaii: Rice University&University of Texas at Dallas,2023:272-284.

[5] James G, Witten D, Hastie T, et al. Linear regression[M]. An introduction to statistical learning: with applications in python. Berlin: Springer international publishing,2023:69-134.

[6] Zhang P, Jia Y, Shang Y. Research and application of XGBoost in imbalanced data[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks,2022,18(6):1-10.

[7] Sagi O, Rokach L. Approximating XGBoost with an interpretable decision tree [J]. Information sciences, 2021, 572: 522-542.

[8] Chen J X, Zhao F, Sun Y G, et al. Prediction model based on XGBoost for mechanical properties of steel materials[J]. International Journal of Modelling Identification and Control, 2019, 33(4):322-330.

[9] Salman H A, Kalakech A, Steiti A. Random forest algorithm overview[J]. Babylonian Journal of Machine Learning, 2024,

2024：69-79.
[10] Iranzad R，Liu X. A review of random forest-based feature selection methods for data science education and applications[J]. International Journal of Data Science and Analytics，2024，17(2)：1-15.
[11] Borup D，Christensen B J，Mühlbach N S，et al. Targeting predictors in random forest regression[J]. International Journal of Forecasting，2023，39(2)：841-868.
[12] 董红瑶，王弈丹，李丽红. 随机森林优化算法综述[J]. 信息与电脑(理论版)，2021，33(17)：34-37.
[13] Çetin V，Yıldız O. A comprehensive review on data preprocessing techniques in data analysis [J]. Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi，2022，28(2)：299-312.
[14] Maharana K，Mondal S，Nemade B. A review：Data preprocessing and data augmentation techniques[J]. Global Transitions Proceedings，2022，3(1)：91-99.
[15] Naidu G，Zuva T，Sibanda E M. A review of evaluation metrics in machine learning algorithms[C]//Computer science on-line conference，On-line：Springer International Publishing，2023：15-25.
[16] Hodson T O. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)：When to use them or not[J]. Geoscientific Model Development Discussions，2022，15(14)：1-10.
[17] Gavryushina M，Marshakov A，Panchenko Y. Application of the random forest algorithm to predict the corrosion losses of carbon steel over the first year of exposure in various regions of the world [J]. Corrosion Engineering，Science and Technology，2023，59：85-95.
[18] Muley R，Priya S. Development of Property Prediction Model for Hot Strip Mill Using Machine Learning Algorithms[J]. Machine Learning Research，2024，9(1)：1-9.
[19] Sarir P，Ruangrassamee A，Iwanami M. Estimation of the axial capacity of high-strength concrete-filled steel tube columns using artificial neural network，random forest，and extreme gradient boosting approaches[J]. Frontiers of Structural and Civil Engineering，2024，18(11)：1794-1814.
[20] Gupta P，Bagchi A. Essentials of Python for Artificial Intelligence and Machine Learning[M]. New York：Springer Nature，2024：161-196.
[21] 王丹，董浪. 基于Pyecharts和Matplotlib的绘图原理研究[J]. 科技创新与生产力，2024，45(5)：121-123.
[22] Pajankar A. Hands-on Matplotlib：Learn Plotting and Visualizations with Python 3[M]. Berkeley：Apress，2021：243-267.

(编辑 许营)
修回日期：2025-05-10

(上接第38页)

[4] 谭宁，李俊. 热轧带钢免酸洗技术进展[J]. 轧钢，2014(1)：34-36.
[5] 葛国军. 钢板表面无酸处理新技术研究[J]. 冶金设备，2013(3)：42-47.
[6] 魏万珍. 基于图像技术的零件表面粗糙度检测方法及系统研究[D]. 山西：太原理工大学，2022.
[7] 王植，孙荣生，王静，等. 冷轧先进高强钢表面色差缺陷综合控制技术研究[J]. 鞍钢技术，2023(3)：24-27，32.
[8] 刘玉堂，夏强强，胡建平，等. 湿式抛丸处理板表面粗糙度的控制[J]. 冶金设备，2016(5)：13-16.
[9] 张俊武，王红理，黄丽清. 铁磁材料交流磁化曲线及磁滞回线的观测[J]. 物理实验，2017(8)：21-25.
[10] 王尚. 轧制带钢无酸除鳞的抛丸冲击工艺仿真与实验研究[D]. 北京：北京科技大学，2018.
[11] 李通. 抛丸分析与计算[J]. 铸造机械，1978(1)：45-53
[12] H.R. Le，M. P. F Sutcliffe，P. Z. Wang，et al. Surface oxide fracture in cold aluminum rolling[J]. Acta Materialia，2004，52(4)：911-920.

(编辑 白璐)
修回日期：2025-07-04

(上接第49页)

参考文献

[1] 史晓强. 冷轧带钢表面清洁度与氧化色现象的探讨[D]. 沈阳：东北大学，2009.
[2] 陈慧，邓建平. 冷轧连续机组入口张力辊的设计计算[J]. 冶金设备，2013(2)：49-51.
[3] 严明哲，田奇伟，陈兴璞. 冷轧轧辊表面辊痕改善研究[J]. Dubai Medical Journal，1998：327-330.
[4] 胡雷. 高表面质量带钢轧辊的磨削工艺分析[J]. 设备管理与维修，2019(6)：172-173.
[5] 韦莹，唐水清. 浅谈轧辊磨削质量影响因素及主要缺陷控制[J]. 金属世界，2021(5)：38-43.
[6] 徐继根. 数控轧辊磨床砂轮选型和使用[J]. 中国新技术新产品，2020(7)：69-70.
[7] 杨腾，齐海峰，许秋，等. 酸轧带钢表面短线划伤原因分析及改善[J]. 河南冶金，2022，30(6)：45-48.

(编辑 白璐)
修回日期：2025-03-11