基于BO-RF的烧结矿化学成分预测模型研究

李一帆[a,d]，李锦祥[c,d]，杨锦堂[b,d]，杨爱民[b,d]，刘卫星[d,e]，李 杰[a,d]
(华北理工大学 a. 冶金与能源学院; b. 理学院; c. 人工智能学院; d. 铁矿石优选与铁前工艺智能化河北省工程研究中心; e. 综合测试分析中心，河北 唐山 063210)

摘要: 烧结矿的化学成分是决定烧结矿质量和高炉冶炼顺行的关键因素之一。为了稳定烧结矿化学成分，通过对烧结矿与混合矿化学成分进行相关性分析，选取两者相关性高的化学成分作为输入参数，并采用贝叶斯算法优化随机森林算法里的超参数，对烧结矿中化学成分[w(TFe)、w(FeO)、w(SiO_2)、w(CaO)、w(MgO)、w(Al_2O_3)、碱度(R)]进行预测，建立了基于BO-RF的烧结矿化学成分预测模型。预测结果表明:烧结矿化学成分的预测准确率均达到90.0%以上，其中烧结矿w(CaO)的预测准确率达到96.9%，烧结矿R的预测准确率为96.5%。烧结矿化学成分预测相对误差均在5.0%以内，其中烧结矿R的预测相对误差在3.5%以内，烧结矿w(TFe)的预测相对误差在1.4%以内，整体预测精度较高。

关键词: 混合矿; 烧结矿; 化学成分; BO-RF算法; 预测模型
中图分类号: TF046.4; TF325.1; TP182 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8764(2023)06-0109-07
doi: 10.13403/j.sjqt.2023.06.091

Research on chemical composition prediction model of sinter based on BO-RF

LI Yifan[a,d], LI Jinxiang[c,d], YANG Jintang[b,d], YANG Aimin[b,d], LIU Weixing[d,e], LI Jie[a,d]
(North China University of Science and Technology a. Institute of Metallurgy and Energy; b. Faculty of Science; c. Faculty of Artificial Intelligence; d. Hebei Engineering Research Center of Iron Ore Optimization and Iron Pre-Process Intelligence; e. Comprehensive Test and Analysis Center of North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, Hebei, China)

Abstract: The chemical composition of sinter is one of the key factors that determine the quality of sinter and the direct motion of blast furnace smelting. In order to stabilize the chemical composition of sinter, the chemical composition of sintered ore and mixed ore is analyzed, and the chemical composition with high correlation between the two is selected as the input parameters, and the Bayesian algorithm is used to optimize the hyperparameters in the random forest algorithm to predict the chemical compositions [w(TFe), w(FeO), w(SiO_2), w(CaO), w(MgO), w(Al_2O_3), and the correlation between alkalinity(R)] of the sinter, and a prediction model of the chemical composition of sinter based on BO-RF is established. The prediction results show that the prediction accuracy of the chemical composition of the sinter reaches more than 90.0%, of which the prediction accuracy of sinter w(CaO) is 96.9%, and the prediction accuracy of sinter R is 96.5%. The relative error of chemical composition prediction of sinter is within 7.0%, of which the relative prediction error of sinter R is within 3.5%, and the relative prediction error of sinter w(TFe) is within 1.4%, and the overall prediction accuracy is high.

收稿日期: 2023-09-30; **修回日期:** 2023-10-20
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52074126); 河北省自然科学基金资助项目(E2022209110); 唐山市重大研发项目(22150232J); 河北省教育厅在读研究生创新能力培养资助项目(CXZZBS2024129)
作者简介: 李一帆(1992—)，男，博士研究生，从事烧结配矿、钢铁大数据、冶金资源高效利用等方面的研究。
通信作者: 杨爱民(1978—)，男，博士，教授，从事智能冶金、烧结大数据、智能配矿等方面的研究。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

Key words: mixed ores; sinter ores; chemical composition; BO-RF algorithm; prediction model

烧结矿作为高炉入炉的主要原料，其化学成分对于冶炼过程的控制和最终产品的质量至关重要[1-2]。烧结矿化学成分的准确预测不仅有助于提高冶炼过程的效率，还能够降低生产成本，减少环境污染。然而，由于烧结矿的复杂性和多样性，以及矿石采集和分析的不确定性，预测其化学成分一直是一个具有挑战性的难题。传统的化学成分分析方法存在滞后性，无法满足现代冶金工业对实时、高效和可持续生产的需求。因此，借助数据科学、机器学习和人工智能等先进技术来进行烧结矿化学成分预测已经成为一个备受关注的研究领域。这些新方法能够通过分析大量的历史数据和实时监测数据，迅速准确地预测烧结矿的化学成分[3]，从而帮助优化生产过程、提高资源利用率和减少环境污染。诸多研究者已深入探讨了烧结矿化学成分预测问题，为此展开了广泛的研究。范晓慧等[4]通过灰色预测和BP神经网络预测的组合算法，对烧结矿化学成分进行预测，预测准确率较高，预测效果分别优于灰色预测和BP神经网络预测算法。刘勇等[5]提出了自适应遗传算法和BP神经网络相结合建立的烧结矿化学成分预报模型，对烧结矿中的w(TFe)、w(FeO)和R进行预测，取得了较好的预测效果。袁致强[6]通过深度置信网络算法建立烧结矿化学成分预测模型，对烧结矿中的w(TFe)、w(SiO_2)、w(CaO)进行预测，并分别与BP神经网络预测模型和SVM预测模型进行对比，采用深度置信网络算法预测烧结矿化学成分的模型预测效果更好。刘俊杰等[7]采用BP神经网络算法建立烧结矿化学成分预测模型，对烧结矿化学成分中的w(TFe)、w(FeO)、w(SiO_2)、w(CaO)进行预测，预测准确率为75.0%以上。刘加达等[8]通过建立BPNN和RNN模型，对烧结矿R进行预测，预测准确率为82.5%。尽管有学者已经对烧结矿主要化学成分预测模型进行了研究，但未对烧结矿化学成分进行全面的预测，并且烧结矿化学成分的预测准确率仍有提高空间。

综上可知，烧结矿化学成分预测受多因素影响，虽然国内外学者已经对其展开了很多研究，但是其预测效果仍有提升空间。本文采用贝叶斯优化(bayesian optimization，BO)算法来调整随机森林回归(random forest，RF)算法的超参数，其中BO算法采用高斯过程，考虑之前的参数信息，不断地更新先验，可以在已知有限样本点的情况下，寻找模型参数的最优值，是目前超参数估计的重要方法之一。同时，BO-RF算法，通过混合矿的化学成分对烧结矿中化学成分w(TFe)、w(FeO)、w(SiO_2)、w(CaO)、w(MgO)、w(Al_2O_3)、碱度(R)进行预测，在选出与烧结矿化学成分高相关性输入参数的基础上，显著提高了预测准确率。

1 BO-RF模型的建立

1.1 数据来源

本文所用数据为山西某钢厂生产数据，烧结所用铁矿粉为FMG粉、超特粉、巴西混合粉、PB粉、印度粉、巴卡粉、金步巴粉等矿粉，熔剂有白灰、白云石粉、石灰石粉，燃料为焦粉。本文通过控制不同的烧结参数进行烧结试验，然后测试其烧结矿的化学成分。混合矿的化学成分根据不同的配料方案，通过各单种矿的化学成分，乘配比再相加的方式计算得出。

1.2 输入输出参数选取

除烧结矿中w(FeO)外，烧结矿的化学成分主要由混合矿化学成分决定。本文通过结合实际生产数据，对输入参数混合矿化学成分与输出参数烧结矿化学成分进行灰色关联度分析，选择相关性高的混合矿化学成分作为预测模型的输入参数。

灰色系统是相对于白色系统和黑色系统而言的。白色系统一般代表得到信息充足的系统，黑色系统一般代表对于其中的信息并不清楚的系统，灰色系统介于两者之间，一般代表得到信息有限的系统。对于两个信息有限的系统，灰色关联分析采用关联度衡量不同系统随时间变化的相关性大小，反映了两个序列之间的变化趋势，如果两个序列变化趋势越接近，那么两者之间的关联程度越高，反之关联程度越低。灰色关联分析见式(1)~(2)。

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

$$\xi(k)=\frac{\min\limits_{k}|y(k)-y_0(k)|+\rho\cdot\max|y(k)-y_0(k)|}{|y(k)-y_0(k)|+\rho\cdot\max|y(k)-y_0(k)|} \tag{1}$$

$$r=\frac{1}{n}\sum_{k=1}^{n}\xi(k),k=1,2,\cdots,n \tag{2}$$

式中：$\xi(k)$ 为不同序列在某一时刻的关联度；r 为各个时刻的关联度的平均值，r 越接近 1，说明相关性越好；$y(k)$ 为母序列；$y_0(k)$ 为子序列；ρ 为分辨系数，在本次实例中 ρ 取 0.5。其中，$y(k)$ 和 $y_0(k)$ 是经过标准化处理后的序列。

此外，母序列 $y(k)$ 分别包括：$w(\mathrm{TFe})$、$w(\mathrm{FeO})$，$w(\mathrm{SiO_2})$，$w(\mathrm{MgO})$，$w(\mathrm{CaO})$，$w(\mathrm{Al_2O_3})$，R。子序列 $y_0(k)$ 包括：点火温度、料层厚度、水分、烧结时间、$w(\mathrm{TFe})$，$w(\mathrm{CaO})$，$w(\mathrm{MgO})$，$w(\mathrm{SiO_2})$，$w(\mathrm{Al_2O_3})$，$w(\mathrm{P})$，$w(\mathrm{S})$，$w(\mathrm{C})$，$w(\mathrm{K_2O})$，$w(\mathrm{Na_2O})$，$w(\mathrm{Zn})$，$w(\mathrm{Pb})$。各成分灰色关联分析相关系数见表 1。

表 1　各成分灰色关联分析相关系数

Table1　Grey correlation analysis correlation coefficient of each component

项目	$w(\mathrm{TFe})$	$w(\mathrm{FeO})$	$w(\mathrm{SiO_2})$	$w(\mathrm{MgO})$	$w(\mathrm{CaO})$	$w(\mathrm{Al_2O_3})$	R
点火温度	0.877	0.964	0.864	0.864	0.764	0.864	0.885
料层厚度	0.562	0.908	0.508	0.508	0.508	0.508	0.818
水分	0.451	0.948	0.435	0.417	0.456	0.440	0.411
烧结时间	0.867	0.910	0.814	0.811	0.705	0.807	0.444
$w(\mathrm{TFe})$	0.966	0.919	0.367	0.364	0.368	0.366	0.362
$w(\mathrm{CaO})$	0.451	0.472	0.449	0.947	0.964	0.458	0.919
$w(\mathrm{MgO})$	0.905	0.588	0.914	0.954	0.912	0.917	0.805
$w(\mathrm{SiO_2})$	0.949	0.902	0.953	0.918	0.964	0.955	0.964
$w(\mathrm{Al_2O_3})$	0.542	0.906	0.964	0.911	0.905	0.964	0.908
$w(\mathrm{P})$	0.540	0.574	0.607	0.661	0.590	0.548	0.646
$w(\mathrm{S})$	0.532	0.602	0.615	0.677	0.629	0.571	0.664
$w(\mathrm{C})$	0.483	0.511	0.569	0.636	0.524	0.535	0.642
$w(\mathrm{K_2O})$	0.488	0.486	0.566	0.628	0.500	0.533	0.609
$w(\mathrm{Na_2O})$	0.487	0.480	0.575	0.622	0.498	0.532	0.609
$w(\mathrm{Zn})$	0.476	0.478	0.554	0.616	0.491	0.522	0.604
$w(\mathrm{Pb})$	0.482	0.483	0.555	0.623	0.494	0.527	0.606

表中首行表示烧结矿成分，首列表示混合矿成分，根据关联系数表，将关联系数大于 0.9 的优先作为预测模型的输入参数，烧结矿化学成分 $w(\mathrm{TFe})$ 的输入参数为混合矿化学成分 $w(\mathrm{TFe})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{MgO})$；烧结矿化学成分 $w(\mathrm{FeO})$ 的输入参数为点火温度、料层厚度、水分、烧结时间、混合矿化学成分 $w(\mathrm{TFe})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$；烧结矿化学成分 $w(\mathrm{SiO_2})$ 的输入参数为混合矿化学成分 $w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$、$w(\mathrm{MgO})$；烧结矿化学成分 $w(\mathrm{MgO})$ 的输入参数为混合矿化学成分 $w(\mathrm{MgO})$、$w(\mathrm{CaO})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$；烧结矿化学成分 $w(\mathrm{CaO})$ 的输入参数为混合矿化学成分 $w(\mathrm{CaO})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$、$w(\mathrm{MgO})$；烧结矿化学成分 $w(\mathrm{Al_2O_3})$ 的输入参数为混合矿化学成分 $w(\mathrm{Al_2O_3})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{MgO})$；烧结矿碱度 R 的输入参数为 $w(\mathrm{CaO})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$。

1.3　数据预处理

为了消除数据量纲的影响，模型对数据进行归一化处理。归一化公式见式(3)。

$$X'=\frac{X-X_{\mathrm{Min}}}{X_{\mathrm{Max}}-X_{\mathrm{Min}}} \tag{3}$$

式中：X' 为进行归一化处理后的数据序列；X 为归一化之前的原始数据序列；X_{Max} 为原始数据序列的中的最大值；X_{Min} 为原始数据序列中的最小值。

将归一化的数据经过 BO-RF 模型计算之后，得到的数据区间为 [0,1]，再对数据进行反归一化

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

得到混合矿化学成分预测数据。反归一化公式见式(4)。

$$X = X' \cdot (X_{Max} - X_{Min}) + X_{Min} \quad (4)$$

1.4 BO-RF模型的构建

BO-RF模型结合了贝叶斯优化和随机森林算法，其主要目标是通过使用贝叶斯优化来调整随机森林的超参数，并提供更好的性能。随机森林本身是一种强大的机器学习算法，具备良好的非线性逼近能力。而贝叶斯优化作为一种优化方法，可以帮助调整随机森林的超参数，例如树的数量、树的深度、特征子集的大小等。通过不断优化超参数的选择，贝叶斯优化可以提高随机森林的性能，并更好地适应数据的非线性关系。

1.4.1 随机森林模型

随机森林是一种集成学习方法，最早由Breiman(1996)和Cutler等人(2004)提出，通过不同的数据子集构造多棵决策树，并对多颗决策树的预测值取平均值，得到随机森林的输出，作为预测结果[9]。大量现有研究表明，随机森林对异常值和噪声具有相当大的容忍度，不易过度拟合，并且具有很高的预测精度和稳定性。

随机森林的核心是构建大量不相关的决策树模型$[h(x,\theta,k);k=1,2,\cdots]$进行训练，每个决策树分别对样本进行预测。

模型最后的输出是通过对所有决策树的预测值进行平均得到的。系统通过构造不相关的训练集来减小模型的方差，可以提高随机森林的性能。同时，通过样本训练得到$d_1(x)\cdots d_k(x)$的不同训练集，然后组合起来构建随机森林模型。随机森林的原理如图1所示。

随机森林模型构建步骤：① 设总训练集数据为B个，每棵决策树通过Bagging采样方法随机抽取m个样本作为训练子集，每次抽取中，抽中的数据被成为袋内数据集，未抽中的数据成为袋外数据集(其中训练子集的个数一般为总训练子集个数的1/3)；② 在M个特征集合中随机挑选k个样本作为特征子集，然后再从该子集中选择最优的一个特征进行分裂；③ 每棵决策树以最下限度去生长，没有任何剪枝操作且M值保持不变；④ 每次的采样抽取生成一颗决策树，并且每棵树相互独立；⑤ 将生成的所有决策树集成为随机森林，所有决策树输出的平均值作为随机森林的最终输出值。

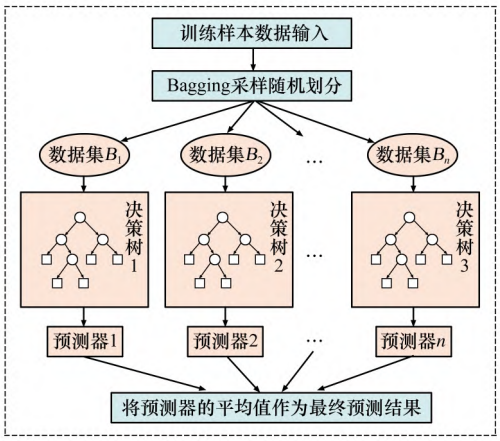


图1 RF原理

Fig. 1 Principle of RF

1.4.2 模型超参数优化

超参数优化对随机森林算法模型的精度有很大影响。本文采用贝叶斯优化算法来选择最优超参数值，该算法具有快速获得最优值的优点。在高斯过程(GP)中，贝叶斯算法能够有效利用先验知识，具有较强的鲁棒性[10]。该算法通过增加输入输出的样本数量来拟合目标函数的后验分布，实现了模型的超参数优化，从而得到最优的目标函数结果。其步骤：首先，选择合适的先验分布来建立GP，将目标函数表示为一个随机过程，接着通过先验知识来指导搜索过程，获取目标函数的一些信息，然后，每次使用一个新的采样点对目标函数进行采样，利用采样信息更新目标函数的后验分布。这个过程，贝叶斯优化算法会选择一个具有最大不确定性或最大期望改进的点作为下一个采样点。这个选择过程被称为采样策略或探索-利用平衡，旨在不断探索潜在的最优区域和利用已知信息之间取得平衡。最后，通过不断迭代更新后验分布，逐渐收敛到目标函数的最优解。贝叶斯使用的概率模型一般是GP，因为其可以很容易地计算出目标的预测分布[11-12]。

当使用GP作为基本模型时，假设被优化的目标函数$f(x)$是从GP中随机抽样的，则可以表示为$f(x):GP\ [m(x),k(x,x')]$，其中$k(x,x')$表示协方差函数，$m(x)$表示均值函数。目标函数$f(x)$

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

的内在特性(如平滑度、加性噪声和振幅)由协方差函数 $k(x,x')$ 指定，输出结果为 $f(x)$ 和 $f(x')$ 的协方差。在一般的高斯模型中，需要计算每个特征的概率，然后进行累积。在多元高斯概率模型中，需要构造协方差矩阵并使用所有特征向量的概率值。GP 模型如下:

$$P(x)\frac{1}{(2\pi)^{n/2}\mid \mathrm{cov}\mid^{1/2}}\exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^{\mathrm{T}}\mathrm{cov}(x-\mu)^{-1}\right] \tag{5}$$

目标函数被表示为高斯过程，记作 $P(x)$，其中 x 是输入，式中均值(μ)和协方差(cov)由下式给出:

$$\mu=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}X_i \tag{6}$$

$$\mathrm{cov}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)(x_i-\mu^{-1})^{\mathrm{T}} \tag{7}$$

式中: x_i 为输入值; μ^{-1} 为均值的倒数。

1.4.3　烧结矿化学成分预测模型结构

研究中采用 BO-RF 方法建模，以 S_{RMSE} 作为优化的目标函数，在贝叶斯优化过程中，通过调整 RF 模型的 5 个主要超参数(表 2)，寻找能够使均方根误差最小化的最佳参数组合。在样本选择过程中，不可避免地会出现重复的样本，将是否有回放重复采样值设置为是。本文优化了剩余的决策树的数量、分割的最小样本数、树的最大深度、用于分割的最大特征数量，并输出每次迭代中获得的超参数值。

表 2　RF 模型涉及到的主要超参数

Table 2　Main hyperparameters involved in the RF model

超参数	说明
N_estimators	决策树的数量
Min_samples_split	分割的最小样本数
Max_depth	树的最大深度
Max_features	用于分割的最大特征数量
bootstrap	是否有回放重复采样

预测模型输入为 9 个混合矿样本指标[点火温度、料层厚度、水分、烧结时间、$w(\mathrm{TFe})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$、$w(\mathrm{MgO})$、$w(\mathrm{CaO})$]，输出为烧结矿 7 个化学成分[$w(\mathrm{TFe})$、$w(\mathrm{FeO})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{CaO})$、$w(\mathrm{MgO})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$、R]，模型结构如图 2 所示。

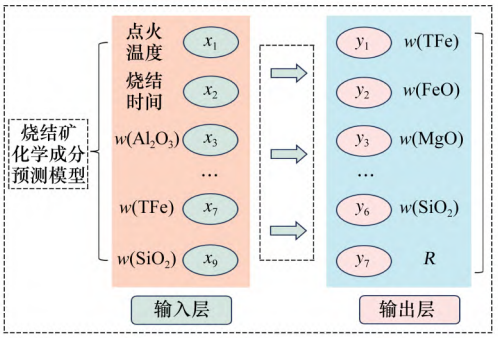


图 2　烧结矿化学成分预测模型

Fig. 2　Prediction model of chemical compositions of sinter

1.4.4　模型评价指标

本文采用决定系数 R^2 和相对误差 δ_n 作为评价指标进行误差分析，计算相对误差 δ_n 和决定系数 R^2 的方法见式(8)和(9)。

$$\delta_i=\frac{\mid y_i-y'_i\mid}{y_i} \tag{8}$$

$$R^2=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-y'_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\bar{y})^2} \tag{9}$$

式中: y'_i 为预测值，y_i 为真实值，$\bar{y}$ 是真实值的平均值。R^2 值越大，表示模型的预测结果与真实值拟合程度越好。

2　模型仿真与误差分析

2.1　模型仿真

模型评价结果如表 3 所示。由表 3 可知，烧结矿化学成分 $w(\mathrm{TFe})$、$w(\mathrm{FeO})$、$w(\mathrm{SiO_2})$、$w(\mathrm{CaO})$、$w(\mathrm{MgO})$、$w(\mathrm{Al_2O_3})$、R 的预测准确率分别为 90.3%、90.2%、90.4%、96.9%、91.0%、92.4%、96.5%。

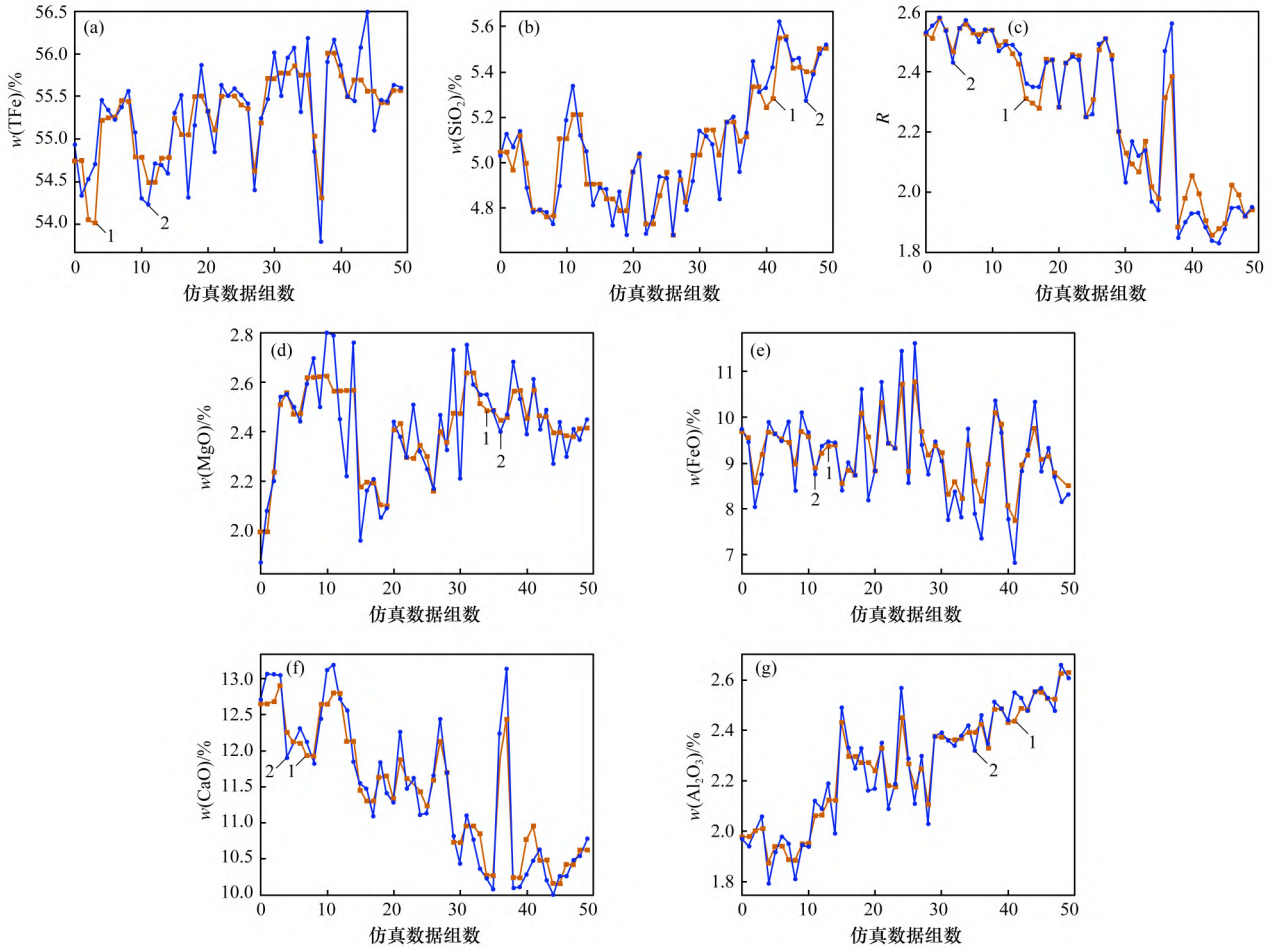
本文采用预测值和原始值拟合曲线来分析预测模型，拟合曲线的仿真结果如图 3 所示。

表 3　模型评价结果(R^2)

Table 3　Model evaluation results

$w(\mathrm{SiO_2})$	$w(\mathrm{TFe})$	$w(\mathrm{Al_2O_3})$	$w(\mathrm{MgO})$	$w(\mathrm{FeO})$	$w(\mathrm{CaO})$	R
0.904	0.903	0.924	0.910	0.902	0.969	0.965

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net



(a) w(Fe); (b) w(SiO_2); (c) R; (d) w(MgO); (e) w(FeO); (f) w(CaO); (g) w(Al_2O_3)

1—预测值; 2—原始值。

图 3 各预测指标的拟合曲线

Fig. 3 Fitting curves of various predistive indicators

2.2 误差分析

通过对上述图 4 进行分析可知，烧结矿化学成分 w(TFe) 的预测相对误差在 1.4% 之内，FeO 的预测相对误差在 5.0% 之内，SiO_2 的预测相对误差在 4.0% 之内，CaO 的预测相对误差在 4.0% 之内，MgO 的预测相对误差在 5.0% 之内，Al_2O_3 的预测相对误差在 4.0% 之内，烧结矿碱度 R 的预测相对误差在 3.5% 之内。

3 结 论

本文基于 BO-RF 的烧结矿化学成分预测模型，采用混合矿化学成分对烧结矿化学成分进行预测，主要结论如下。

烧结矿化学成分的预测准确率均达到 90.0% 以上，其中烧结矿 w(CaO) 和烧结矿 R 的预测准确率达到 96.0% 以上，烧结矿化学成分预测效果良好。

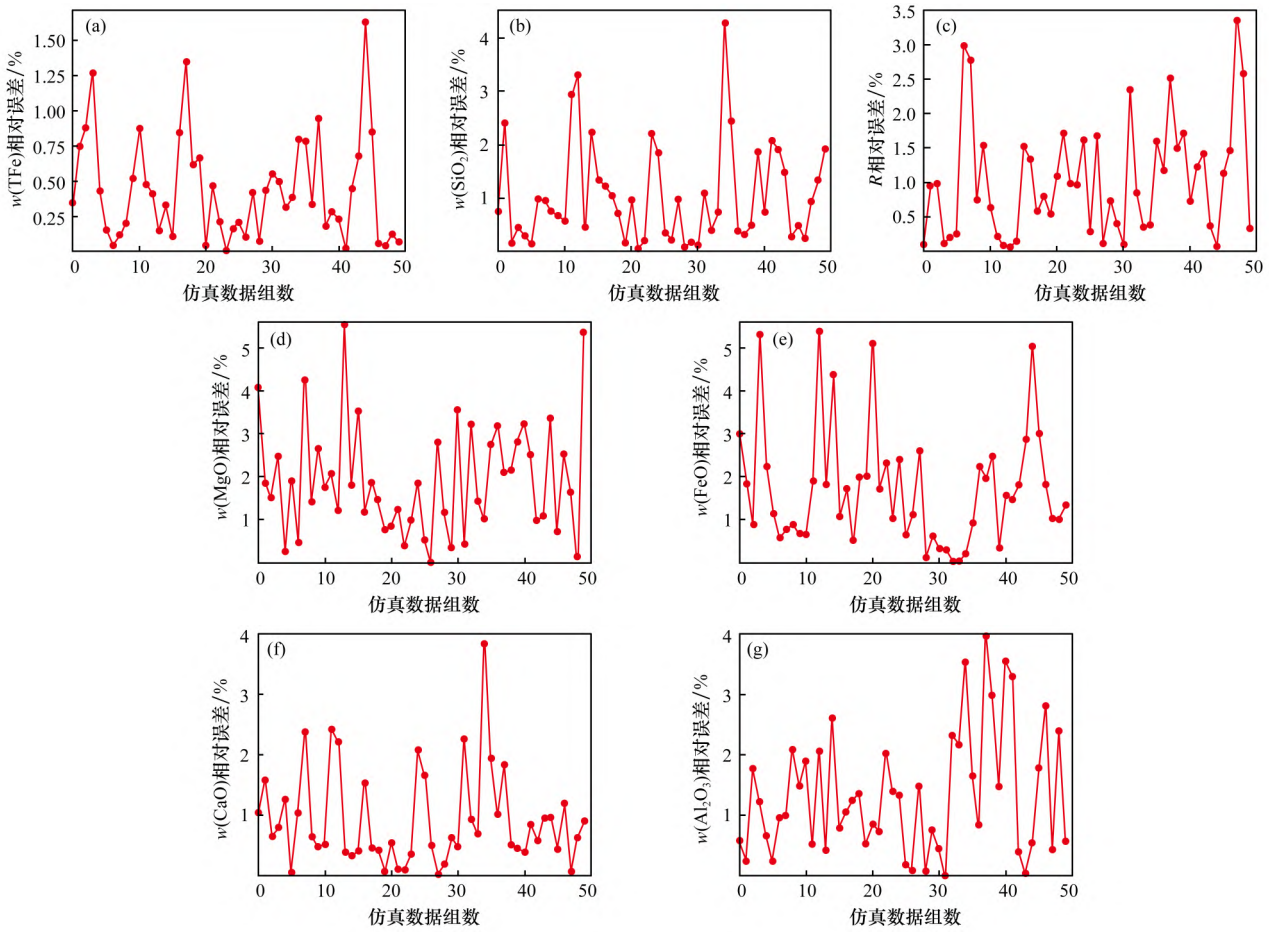
烧结矿化学成分预测相对误差均在 5.0% 以内，其中 w(SiO_2)、w(CaO)、w(Al_2O_3) 的预测相对误差均在 5.0% 以内，w(TFe) 的预测相对误差在 1.4% 以内，烧结矿 R 的预测相对误差在 3.5% 以内，相对预测误差均较小。

该预测模型可以提前对烧结矿化学成分进行预判，为烧结生产过程中混合矿成分调节提供依据，提前对混合矿配比进行调整，稳定烧结矿化学成分，为烧结矿质量改善和高炉稳定顺行提供支撑。

参考文献:

[1] 张建良,刘东辉,王筱留,等. 烧结矿化学成分控制现状及发展方向[J]. 烧结球团,2017,42(4):1-5;14.
ZHANG Jianliang,LIU Donghui,WANG Xiaoliu,et al.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net



(a) w(TFe)；(b) w(SiO_2)；(c) R；(d) w(MgO)；(e) w(FeO)；(f) w(CaO)；(g) w(Al_2O_3)

图 4　各预测指标的相对误差曲线

Fig. 4　Relative error curves of various predictive indicators

Research status and development trend of chemical composition control of sinter [J]. Sintering and Pelletizing, 2017, 42(4): 1 – 5; 14.

[2] 甘牧原，李宗社，刘巍，等. 在线成分测控系统在柳钢烧结生产的应用实践 [J]. 烧结球团，2018，43(3)：32 – 36.
GAN Muyuan, LI Zongshe, LIU Wei, et al. Application practice of online composition measurement and control system for the sintering plant of Liugang [J]. Sintering and Pelletizing, 2018, 43(3): 32 – 36.

[3] 宋强，王爱民. 基于 LS-SVM 的烧结矿化学成分软测量模型研究与应用 [J]. 计算机测量与控制，2009，17(11)：2134 – 2136; 2144.
SONG Qiang, WANG Aimin. Research and application of soft sensoring model of chemical composition in sintering process based on LS-SVM [J]. Computer Measurement & Control, 2009, 17(11): 2134 – 2136; 2144.

[4] 范晓慧，冯婧，陈许玲，等. 烧结矿化学成分预报模型与控制指导专家系统 [J]. 矿冶工程，2011，31(4)：77 – 80; 85.
FAN Xiaohui, FENG Jing, CHEN Xuling, et al. Prediction model and control-guidance expert system of sinter chemical composition [J]. Mining and Metallurgical Engineering, 2011, 31(4): 77 – 80; 85.

[5] 刘勇，程武山，孙鑫. 基于自适应遗传神经网络的烧结矿化学成分超前预报模型 [J]. 烧结球团，2005，30(6)：16 – 19.
LIU Yong, CHENG Wushan, SUN Xin. A prediction model of sinter chemisty based on adaptive genetic-neural network [J]. Sintering and Pelletizing, 2005, 30(6): 16 – 19.

[6] 袁致强. 基于深度置信网络的烧结矿化学成分预测模型研究 [D]. 武汉：武汉科技大学，2018.
YUAN Zhiqiang. Study on prediction modeling of the sinter chemical component based on deep learning [D]. Wuhan: Wuhan University of Science and Technology, 2018.

（下转第 138 页）

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

China Metallurgy,2022,32(10):75 – 81.

[9] LEE C Y,HASEGAWA H,GAO S. Complex-valued neural networks: A comprehensive survey [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica,2022,9(8):1406 – 1426.

[10] ZHANG Z,WANG H,XU F,et al. Complex-valued convolutional neural network and its application in polarimetric SAR image classification [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing,2017,55(12):7177 – 7188.

[11] LEVINE S,KOLTUN V. Learning complex neural network policies with trajectory optimization [C]//International Conference on Machine Learning. Beijing: PMLR,2014:829 – 837.

[12] SAMARASINGHE S. Neural networks for applied sciences and engineering: from fundamentals to complex pattern recognition [M]. Leiden: Crc Press,2016.

[13] LINARDATOS P,PAPASTEFANOPOULOS V,KOTSIANTIS S. Explainable ai: A review of machine learning interpretability methods [J]. Entropy,2020,23(1):18.

[14] GARID J S,MUOZ S R,MADID C F J,et al. Generation of fiducial marker dictionaries using mixed integer linear programming [J]. Pattern Recognition. 2016,51:481 – 491.

[15] 邓文尧,段学超,靖明阳. 基于 ArUco Marker 及稀疏光流的动态目标实时跟踪技术 [J]. 电子机械工程,2021,37(1):59 – 64.
DENG Wenrao, DUAN Xuechao, JING Mingyang. Dynamic target real-time tracking technology based on ArUco marker and sparse optical flow [J]. Electro-Mechanical Engineering,2021,37(1):59 – 64.

(上接第115页)

[7] 刘俊杰,张东升,邵慧君,等. 基于 BP 神经网络的烧结过程预报模型 [J]. 冶金动力,2019(1):1 – 3;9.
LIU Junjie, ZHANG Dongsheng, SHAO Huijun, et al. Prediction model of sintering process based on BP neural network [J]. Metallurgical Power,2019(1):1 – 3;9.

[8] 刘加达,于帆,温治,等. 基于 BPNN 和 RNN 模型的烧结矿质量预测方法对比及分析 [J]. 冶金自动化,2020,44(5):20 – 26.
LIU Jiada,YU Fan,WEN Zhi et al. Comparison and analysis of sinter quality prediction methods based on BPNN and RNN model [J]. Metallurgical Industry Automation,2020,44(5):20 – 26.

[9] BREIMAN L. Bagging predictors [J]. Machine Learning. 1996,24:123 – 140.

[10] GARRIDO-MERCHÁN C E,HERNÁNDEZ-LOBATO D. Dealing with categorical and integer-valued variables in Bayesian Optimization with Gaussian processes [J]. Neurocomputing,2019,380(C):20 – 35.

[11] SUN Deliang,WEN Haijia,WANG Danzhou. A random forest model of landslide susceptibility mapping based on hyperparameter optimization using Bayes algorithm [J]. Geomorphology,2020,362:107201.

[12] WANG Shibao,ZHUANG Jianqi,ZHENG Jia. Application of bayesian hyperparameter optimized random forest and XGBoost model for landslide susceptibility mapping [J]. Frontiers in Earth Science,2021,9:712240.

(C)1994-2024 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net