基于数据增强的烧结矿转鼓强度预测研究

李泽政[1a,1b]，刘卫星[1a,1c]，李 飞[2]，李一帆[1a,1b]，杨爱民[1a,1d]

（1. 华北理工大学 a. 铁矿石优选与铁前工艺智能化河北省工程研究中心；b. 冶金与能源学院；c. 综合测试分析中心；d. 理学院，河北 唐山 063210；2. 吕梁建龙实业有限公司，山西 吕梁 032100；）

摘要： 烧结矿转鼓强度是烧结过程中反映烧结矿质量的重要指标之一，其精确预测可以提高生产过程的控制精度和效率，降低生产成本和资源浪费。但在实际生产中，烧结矿转鼓强度预测存在一些困难，比如数据量有限、数据质量不佳等问题。因此，为了提高预测精度，首先采用生成对抗网络（GAN）对原始数据集进行扩增，以解决数据量有限的问题；然后采用麻雀搜索算法（SSA）优化的回声状态网络（ESN）构建预测模型。相比于传统的神经网络，ESN具有更好的稳定性和泛化能力，并且能够快速训练和适应新数据。通过试验验证了该模型的预测精度和效率，并与其他预测算法进行了比较。结果表明，采用扩增后的数据集和ESN模型可以显著提高预测精度，平均绝对百分比误差由1.41%缩小至1.06%。

关键词： 烧结；转鼓强度；数据增强；回声状态网络；优化算法

中图分类号： TF046.4；TP18 **文献标识码：** A **文章编号：** 1000－8764（2023）06－0062－07

doi： 10.13403/j.sjqt.2023.06.085

Research on prediction of drum strength based on data enhancement sinter

LI Zezheng[1a,1b], LIU Weixing[1a,1c], LI Fei[2], LI Yifan[1a,1b], YANG Aimin[1a,1d]

(1. North China University of Science and Technology a. Hebei Engineering Research Center of Iron Ore Optimization and Iron Pre-Process Intelligence; b. College of Metallurgy and Energy; c. Comprehensive Test and Analysis Center; d. College of Science, Tangshan 063210, Hebei, China; 2. Lvliang Jianlong Industrial Co., Ltd., Lvliang 032100, Shanxi, China)

Abstract: The drum strength of sinter is one of the important indicators reflecting the quality of sinter during the sintering process, and its accurate prediction can improve the control accuracy and efficiency of the production process, and reduce the production cost and resource waste. However, in actual production, there are some difficulties in predicting the drum strength of sinter, such as limited data volume and poor data quality. Therefore, in order to improve the prediction accuracy, the Generative Adversarial Network (GAN) is used to augment the original dataset to solve the problem of limited data volume. Then, the Echo State Network (ESN) optimized by Sparrow Search Algorithm (SSA) is used to construct the prediction model. Compared with traditional neural networks, ESN has better stability and generalization ability, and can quickly train and adapt to new data. The prediction accuracy and efficiency of the model are verified by experiments, and compared with other prediction algorithms. The results show that the expanded dataset and ESN model can significantly improve the prediction accuracy, and the mean absolute percentage error is reduced from 1.41% to 1.06%.

收稿日期： 2023－07－03；**修回日期：** 2023－08－26

基金项目： 河北省自然科学基金高端钢铁冶金联合基金资助项目（E2022209110）

作者简介： 李泽政（1997—），男，硕士研究生，从事冶金智能制造、工业大数据等方面的研究。

通信作者： 刘卫星（1985—），男，副教授，从事烧结球团智能制造、矿物结构特征定量化表征、钢铁大数据深度挖掘及建模、冶金资源高效利用等方面的研究。

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

Key words: sintering; drum strength; data enhancement; echo state network; optimization algorithm

烧结作为炼铁系统中极为重要的工序之一，其生产的烧结矿占中国高炉入炉料的比例超过70%。因此，烧结矿质量的好坏对高炉的产量以及后续的生产环节影响重大[1-2]。转鼓强度作为反映烧结矿机械强度和物理性能的重要指标，在烧结领域一直备受科研人员的关注[3]。转鼓强度过低，会导致返矿增多，对能源的消耗量增大，且会使烧结矿的冶金性能变差，最终影响到高炉的顺行[4]。传统的检测方式为在固定间隔定量取样进行检测，再对烧结配料及工艺参数进行调整。这种方式存在着滞后性，导致烧结矿的质量信息不能得到及时反馈，严重制约了烧结过程的精细化调控，无法满足烧结现场实时检测的需求。因此，十分有必要对烧结生产进行高精度预测，最大程度的减少烧结矿质量的波动，辅助企业生产作业。

随着大数据技术的发展，机器学习相关算法已经被应用到了烧结矿转鼓强度预测领域。LI 等[5]通过相关性分析，将烧结矿化学成分作为输入变量，采用 GA-RNN 进行烧结矿质量预测，转鼓强度平均误差率为 1.24%。REN 等[6]通过选取十种回归预测算法对转鼓强度进行预测，得到初步预测结果。通过对初步预测结果进行分析，选取预测算法进行组合，实现了对烧结矿转鼓强度较为精准的预测。张振等[7]通过使用特征选择算法对数据集中的特征参数进行了排序，使用 CatBoost 算法建立转鼓强度预测模型，最终得到的转鼓强度预测模型在误差范围为 0.25% 内命中率为 98%。以上学者为转鼓强度预测模型的构建提供了参考和经验，但仍然存在一些不足。如：特征参数选取时并没有结合冶金工艺理论，可能会有重要影响因素没有被选取；样本数据量小，构建的模型泛化能力不强等问题。

鉴于存在的问题，本文首先采用生成对抗网络(generative adversarial networks，GAN)对样本数据集进行扩增，获得较为丰富的数据集，再选取回声状态网络(echo state network，ESN)作为预测模型，其内部状态的动态演化可以帮助捕捉数据中的复杂非线性结构，从而提高预测性能。最终提出一种基于烧结生产数据、结合工艺理论，通过 GAN 对数据进行扩增，使用麻雀搜索算法(sparrow search algorithm，SSA)改进的回声状态网络构建烧结矿转鼓强度预测模型。

1　数据处理

1.1　样本来源

研究选取了某钢铁企业的实际烧结生产数据作为烧结矿转鼓强度预测的研究基础，采样频率为每 4 h 取样一次。其中包括烧结原料参数、烧结混合料配矿方案、烧结机工作参数、以及烧结矿相关冶金性能和物理性能。如加水率、点火温度、点火负压、利用系数、转鼓强度、低温还原粉化等。

1.2　输入特征参数选取

研究通过结合工艺理论，将专家知识和经验融入到特征参数选取中，提高预测模型的准确性和可解释性。原始数据样本中存在众多特征参数，但并非所有特征参数都对转鼓强度具有影响，因此从中选取有效特征参数构成训练集，是保证最终预测结果准确度的前提。结合工艺理论进行特征参数选取，可以使预测模型更容易被理解和接受。操作人员和管理者可以根据工艺理论中的原理和规律来解释模型的预测结果，进而进行相应的调整和优化。

含铁原料中 SiO_2 含量增加会导致需要增加相应的 CaO 用量，从而使烧结混合料中 CaO 比例增大。这进一步促使铁酸钙形成的条件更加充分，从而使得转鼓强度增大[8-9]。烧结矿中 MgO 含量的减少可促进铁酸钙的生成，提高转鼓强度[10]。铝元素过多会降低多元复合铁酸钙的流动性和黏结效果，导致强度显著下降[11]。混合料水分小会导致烧结速度快[12]，从而使转鼓强度降低。适当的配碳量可以提高转鼓强度，过高和过低都会对烧结矿质量产生负面影响[13]。垂直烧结速度也是影响烧结矿转鼓强度因素之一，烧结负压的大小会影响烧结机的燃烧风速和含氧量，进而对烧结矿的质量产生影响。

结合上述工艺理论总结了影响烧结转鼓强度的基本因素，最终选取的样本输入特征参数及其数据范围如表 1 所示。

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

表1 特征参数样本输入

Table 1 Sample input of feature parameter

特征参数	范围
$w(SiO_2)$/%	4.68~6.05
$w(CaO)$/%	9.86~13.94
$w(Al_2O_3)$/%	1.59~2.86
$w(MgO)$/%	1.79~2.76
$w(H_2O)$/%	7.00~8.00
w(焦粉)/%	3.80~5.00
烧结负压/kPa	11.40~16.20
垂直烧结速度/($m \cdot min^{-1}$)	15.82~24.83

1.3 基于GAN的数据增强

GOODFELLOW等[14]在2014年第一次提出GAN，其创意主要来源于博弈论。GAN是一种深度学习模型，可以通过训练两个对抗的神经网络来生成新的数据，其中一个网络是生成器，另一个网络是判别器。生成器负责产生与训练数据相近的新数据；判别器试图将所产生数据与实际训练数据进行判别。这两种网络经过反复的训练，以达到改善性能的目的，最终生成器能够产生高质量数据。GAN所构建的网络结构框图如图1所示，模型的参数设置如表2所示。

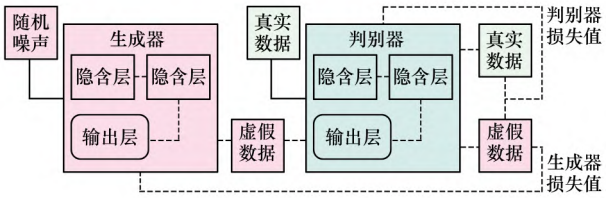


图1 GAN网络结构

Fig. 1 Network structure of GAN

表2 网络模型参数

Table 2 Network Model Parameters

参数	值
优化算法	Adam
激活函数	ReLU
迭代次数	400
批处理大小	4
输入维度	9
输出维度	9
生成器隐含层维度	18
判别器隐含层维度	18
学习率	0.000 5

GAN模型中，生成器接收随机噪声作为输入，通过数个全连接层生成新的一维数据。判别器接收原始数据或生成器生成的数据，将其与真实数据进行比较并输出一个二进制分类结果(真实数据为1，生成数据为0)。该模型在每一次训练迭代中，首先生成器会生成一些新的数据，然后将其传递给判别器进行分类。生成器的目标是生成能够欺骗判别器的数据，同时尽可能地接近原始数据分布。模型完成GAN模型的训练后，可以使用生成器来生成新的一维数据。输入随机噪声，生成器将生成与原始数据类似但不完全相同的新数据。

原始数据集共有150组数据，随机选取40组为测试集，剩余数据为数据扩增的原始数据，扩增至400组，各特征数据范围如表3所示。后续分别使用剩余的110组数据和扩增后的400组数据作为训练集，随机选取的40组为测试集。产生的新数据和原始数据相似，但是又不是完全一样的信息，这些数据可涵盖原始数据集中可能存在的资料空间，从而增加了数据的多样性与真实性。

表3 特征参数样本输入扩增

Table 3 Sample input amplification of feature parameter

特征	范围
$w(SiO_2)$/%	3.6~6.67
$w(CaO)$/%	8.42~15.42
$w(Al_2O_3)$/%	1.15~3.12
$w(MgO)$/%	1.34~2.96
$w(H_2O)$/%	6.00~9.10
w(焦粉)/%	3.14~5.90
烧结负压/kPa	10.19~18.74
垂直烧结速度/($m \cdot min^{-1}$)	13.58~27.31
转鼓强度/%	57.42~78.94

2 模型设计

2.1 SSA

SSA是由薛建凯等[15]于2020年提出的一种智能优化算法。它通过模拟麻雀的捕食行为，不断更新个体位置以寻找最优食源。相较于2010年提出的典型群体智能算法，SSA具有简单、易实现的原理，并且其寻优能力较强。在多个测试函数上，它的性能优于传统算法(如粒子群和蜂群算

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

法)[16-17]。SSA 在全局搜索和避免过早收敛方面表现出突出的综合性能。

2.2　ESN

ESN 是一种新颖的动态递归神经网络。ESN 的结构包括输入层、隐藏层和输出层，但其隐藏层被设计为稀疏网络，称为储备池。图 2 展示了该网络结构。其中：W_{in}为输入权值；W_{out}为输出权值；W_{back}为输出反馈权值；W 为储备池内部神经元连接权值。储备池接受来自输入层 W_{in}和来自储备池前一个状态的输入 W_{back}。

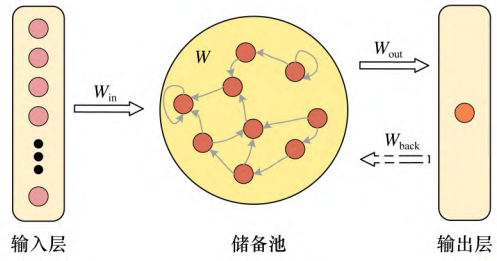


图 2　ESN 网络结构

Fig. 2　Network structure of ESN

ESN 的核心结构是一个大规模连接的储备池，其参数决定了 ESN 的表现。这些参数包括稀疏度(W_{SD})、谱半径(W_{SR})、储备池规模(W_N)和泄漏率(W_{LR})。① W_{SD}表示储备池神经元之间的连接情况，较大的值意味着更强的非线性逼近能力；② W_{SR}是连接权值矩阵绝对值最大的特征值；③ W_N指储备池中神经元的数量，它对网络性能有较大影响，规模越大，ESN 对给定动态系统的描述越准确；④ W_{LR}可视为储备池的更新速度，其值越小，储备池的动态程度越低，神经网络模型的短期记忆力越强。

2.3　SSA 优化的回声状态网络

本文利用 SSA 对 ESN 进行优化，以提高模型的精确性，并赋予 ESN 一定的泛化能力。

ESN 的隐藏层神经元具有大量、随机和稀疏组合的特征，其本质也是一种随机运动产生的递归结构。本文通过对 ESN 进行训练计算适应度值，以此作为麻雀种群的更新依据。

通过 SSA 寻优，更好地得到储备池内各种参数而建立了基于 SSA-ESN 的烧结矿转股指数预测模型。使用扩增前后的两个烧结矿数据测试集对 SSA-ESN 模型进行训练，得到烧结矿转鼓强度预测值。SSA 能够直接决定网络模型的最优权值与阈值，避免 ESN 中由于多次训练权值和阈值随机化而导致的过度训练的可能性，还降低了由于陷入局部最优解导致预测数据精度降低的情况，同时也具有可通过自适应控制搜索得到最佳解的优点。优化步骤：① 初始化储备池参数编码与 SSA 参数，并采用二进制的方式对待优化参数进行编码，建立储备池参数与 SSA 参数的映射关系，并随机产生初始种群；② 根据已有研究确定适应度函数值积累的经验，适应度函数值选用平均绝对百分比误差(S_{MAPE})的倒数，确定当前最佳个体和最差个体，对发现者和跟随者位置进行更新；③ 当麻雀遇到危险时，对侦察者的位置进行更新；④ 当迭代次数达到最大时，结束优化，输出优化参数，否则迭代次数加 1，转到步骤②；⑤ 将优化后的最优参数赋入预测模型中进行预测，输出结果。

SSA 对 ESN 进行参数寻优，适应度曲线如图 3 所示。由图 3 可知，该方法寻优速度快。最后寻优得到 $W_{SD}=6.2\%$，$W_{SR}=0.916$，$W_N=489$，$W_{LR}=0.741\ 1$。

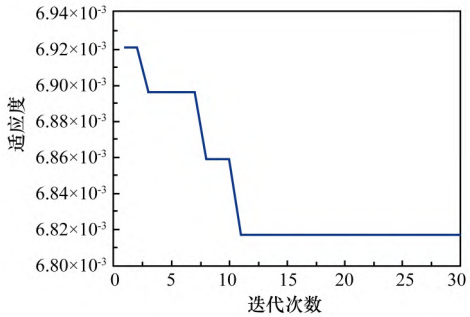


图 3　寻优曲线

Fig. 3　Optimization curve

3　试验与结果分析

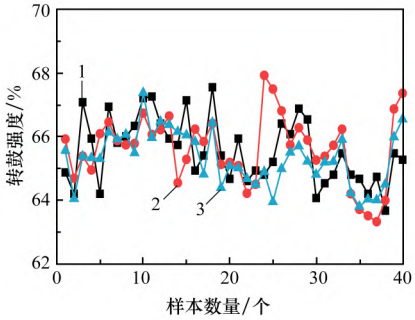
为验证 GAN 的数据增强效果，本文分别使用原始训练集和数据增强后的测试集作为 SSA-ESN 网络的训练样本，然后统一采用提前划分好的测试集进行预测结果测试，预测结果如图 4 所示，本文引入了平均绝对误差(S_{MAE})、平均绝对百分比误差(S_{MAPE})两个评价标准，公式分别见式(4)、(5)。

$$S_{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|\hat{y}_i-y_i| \tag{4}$$

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

$$S_{\mathrm{MAPE}}=\frac{100\%}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{\hat{y}_i-y_i}{y_i}\right| \tag{5}$$

式中：$\hat{y}_i$ 为样本 i 的预测值；y_i 为样本 i 的真实值；n 为样本总数量。



1—实际值；2—预测值(原始数据集)；3—预测值(扩增数据集)。

图 4 扩增前预测值与实际值对比

Fig. 4 Comparison of predicted value before amplification and actual value

根据图 4 所示，扩增数据集后的预测值能够准确感知烧结矿转鼓强度的波动，及时反应烧结矿质量的变化。与原始数据集的预测值相比，扩增数据集后的预测值没有出现单个预测点误差较大的情况。这表明使用扩增后的数据集具有与原始数据集相似的统计特征和分布情况，扩展了数据集的规模和多样性，提升了预测的泛化性，适用于各种生产任务场景。然而，原始数据集的预测值与真实值曲线存在较大误差，个别值的预测误差波动较大，甚至出现了预测值远离真实值的情况。这说明数据集仍存在样本分布不均的问题，预测结果未能充分反映真实质量。

由表 4 可知，使用扩增后的数据集进行训练的模型，相对误差值仅为 0.699，相对误差率仅为 1.06%。虽然预测结果上还是会与真实值存在着一定的波动，但是波动范围明显小于使用原始数据集训练的结果，这表明使用扩增的数据集，可以在一定程度上解决原始数据集中样本不平衡或过拟合等问题，能够有效的降低预测误差值，提高预测的准确性。

表 4 扩增前后预测性能对比

Table 4 Comparison of prediction performance before and after amplification

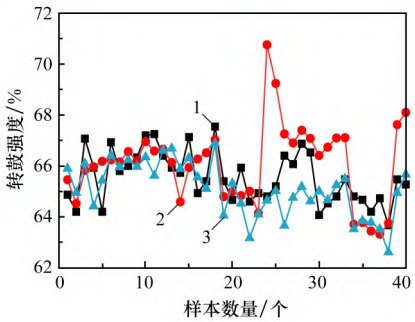
方法	S_{MAE}	S_{MAPE}
原始数据集	0.923	1.41
扩增数据集	0.699	1.06

通过上述内容，可以看出使用扩增后的数据能够减小模型的误差，接下来选取 BP 神经网络(BPNN)和卷积神经网络(CNN)与 ESN 进行对比试验，预测结果对比如表 5 所示，各模型的预测值如图 5 所示，误差值如图 6 所示。

表 5 不同算法模型测试样本预测结果

Table 5 Prediction results of test samples of different algorithm models

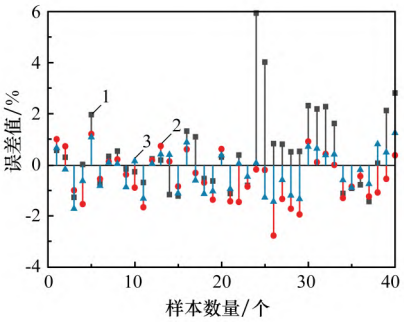
方法	S_{MAE}	S_{MAPE}
BPNN	1.156	1.73
CNN	0.842	1.30
ESN	0.699	1.06



1—实际值；2—预测值(BPNN)；3—预测值(CNN)。

图 5 各算法预测值与实际值对比

Fig. 5 Comparison between the predicted value of each algorithm and the actual value



1—BPNN；2—CNN；3—ESN。

图 6 各算法预测误差值

Fig. 6 Prediction error value of each algorithm

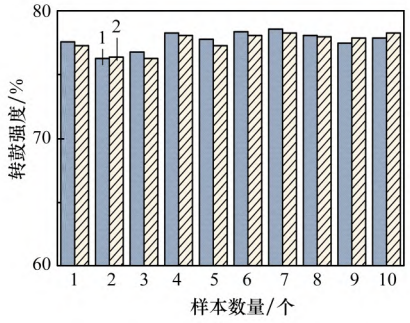
由图 6 可以看出，在预测值的误差方面，提出的基于 ESN 的预测方法相较于对比算法，有着明显的优势，具体分析：与 BPNN 和 CNN 相比，优化后的 ESN 在解决烧结矿转鼓强度预测问题方面具有较小的误差，在烧结矿转鼓强度预测任务

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

中，ESN 是最优选择。可见，在烧结生产中，采用 ESN 模型，利用原料数据和工艺参数来预测烧结矿转鼓强度，可以获得可靠的预测效果。

4　工业验证试验

为了验证所提出的预测模型的准确性和稳定性，该模型已经应用于某钢铁企业铁前智能烧结系统，并自投产以来运转情况良好。应用本预测模型后，企业不仅显著节省了人力成本和时间成本，还实现了对烧结矿转鼓指数的提前获取，这为企业的生产管理和决策提供了重要支持。本文选取该企业 2023 年 3 月 12 日至 3 月 21 日的每日取样数据，并将其与当日预测结果进行对比。对比结果如图 7 所示。由图 7 可知，该预测模型具有较高的预测准确性和稳定性，能够很好地反映出烧结矿的质量变化趋势。预测结果将有助于企业更好地掌握生产情况，制定科学合理的生产计划，提高生产效率和产品质量。



1—实际值；2—预测值。

图 7　实际值与预测值对比

Fig. 7　Comparison of actual and predicted values

5　结　论

本文使用 GAN 扩增的数据可以有效地捕捉到原始数据中存在的潜在规律，并且模型的预测相对误差值由 0.923% 缩小至 0.699%，还能够提高模型的鲁棒性，稳定性和泛化能力；SSA-ESN 算法能够很好地处理烧结转鼓强度的非线性特征，并且具有良好的预测性能；通过使用 SSA 对 ESN 的参数进行寻优，找到最优预测参数，模型预测的相对误差值仅为 0.699%；在钢铁企业的实际生产中，该模型转鼓强度预测值与实际值的误差在 0.6% 以内，具有较好的可行性和实用性。

参考文献:

[1] 李鹏飞，唐舒扬，郭亮，等. 铁精粉烧结特性优化配矿研究与生产实践[J]. 烧结球团，2021，46(5)：15－20.
LI Pengfei，TANG Shuyang，GUO Liang，et al. Research and production practice on optimization of ore proportioning according to the sintering characteristics of iron powder[J]. Sintering and Pelletizing，2021，46(5)：15－20.

[2] LI Zezheng，LI Yifan，DUAN Yuanshuai，et al. Study on the basic characteristics of iron ore powder with different particle sizes[J]. Minerals，2022，12(8)：973－973.

[3] 谢运强，张中中，莫龙桂，等. 铁矿粉烧结基础性能与转鼓强度关系研究[J]. 烧结球团，2017，42(6)：34－38.
XIE Yunqiang，ZHANG Zhongzhong，MO Longgui，et al. Research on relationship between the basic performances of iron ore sintering and the tumble index[J]. Sintering and Pelletizing，2017，42(6)：34－38.

[4] 刘东辉，吕庆，邹雷雷，等. 混合矿基础特性对钒钛磁铁烧结矿转鼓强度的影响[J]. 钢铁研究学报，2015，27(1)：12－15.
LIU Donghui，LÜ Qing，ZOU Leilei，et al. Effect of the basic characteristics of mixed ores on tumbler index of vanadium-titanium sinter[J]. Journal of Iron and Steel Research，2015，27(1)：12－15.

[5] LI Yifan，ZHANG Qunwei，ZHU Yi，et al. A model study on raw material chemical composition to predict sinter quality based on GA-RNN[J]. Computational Intelligence and Neuroscience，2022，2022：334327.

[6] REN Xinying，YANG Bing，LUO Ning，et al. The prediction of sinter drums strength using hybrid machine learning algorithms[J]. Computational Intelligence and Neuroscience，2022，2022：4790736.

[7] 张振，李欣，刘颂，等. 基于多类别生产状态的烧结矿转鼓强度预测模型[J]. 中国冶金，2022，32(1)：27－35.
ZHANG Zhen，LI Xin，LIU Song，et al. Predictive model of sinter drum index based on multi-category production status[J]. China Metallurgy，2022，32(1)：27－35.

[8] 任强，王艺慈，罗果萍，等. 铁矿粉的烧结基础特性及最佳配矿试验研究[J]. 烧结球团，2020，45(2)：26－30.

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

REN Qiang, WANG Yici, LUO Guoping, et al. Experimental study on basic sintering characteristics and optimum ore blending scheme of iron ore powder [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(2): 26 – 30.

[9] YAO Lu, REN Shan, WANG Xiaoqing, et al. Study on liquid phase formation and fluidity of iron ores [J]. Metallurgical Research & Technology, 2017, 114(2): 204 – 211.

[10] HAN Hongsong, SHEN Fengman, JIANG Xin, et al. Fundamental mechanism of effects of MgO on sinter strength [J]. Journal of Iron and Steel Research International, 2019, 26: 1171 – 1177.

[11] **胡长庆，张国柱，闫龙格. Al_2O_3 含量对复合铁酸钙流动性的影响 [J]. 矿产综合利用，**2018(2): 135 – 138.
HU Changqing, ZHANG Guozhu, YAN Longge. Influence of Al_2O_3 content on the fluidity of SFCA [J]. Multipurpose Utilization of Mineral Resources, 2018(2): 135 – 138.

[12] **秦峰，周鹏飞，陈强，等. 混合料水分对新钢铁矿烧结的影响 [J]. 烧结球团，**2016, 41(3): 17 – 21.
QIN Feng, ZHOU Pengfei, CHEN Qiang, et al. Influences of water content of sintering mixture on iron ore sintering of Xinsteel [J]. Sintering and Pelletizing, 2016, 41(3): 17 – 21.

[13] **刘桐，张巧玉，盛建华，等. 燃料粒度结构变化对烧结生产的影响 [J]. 烧结球团，**2020, 45(3): 17 – 21.
LIU Tong, ZHANG Qiaoyu, SHENG Jianhua, et al. Effect of fuel grain structure changes on sintering production [J]. Sintering and Pelletizing, 2020, 45(3): 17 – 21.

[14] GOODFELLOW Lan, POUGET Abadie Jean, MIRZA Mirza, et al. Generative adversarial networks [J]. Advances in neural information processing systems, 2014, 3(11): 2672 – 2680.

[15] XUE Jiankai, SHEN Bo. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm [J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22 – 34.

[16] **宋立钦，陈文杰，陈伟海等. 基于混合策略的麻雀搜索算法改进及应用 [J]. 北京航空航天大学学报，**2023, 49(8): 2187 – 2199.
SONG Liqin, CHEN Wenjie, CHEN Weihai, et al. Improvement and application of hybrid strategy-based sparrow search algorithm [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2023, 49(8): 2187 – 2199.

[17] **李雅丽，王淑琴，陈倩茹，等. 若干新型群智能优化算法的对比研究 [J]. 计算机工程与应用，**2020, 56(22): 1 – 12.
LI Yali, WANG Shuqin, CHEN Qianru, et al. Comparative study of several new swarm intelligence optimization algorithms [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(22): 1 – 12.

(上接第61页)

[8] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(12): 2481 – 2495.

[9] ZHAO H, SHI J, QI X, et al. Pyramid scene parsing network [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hawaii, USA: IEEE, 2017: 2881 – 2890.

[10] BAHETI B, INNANI S, GAJRE S, et al. Semantic scene segmentation in unstructured environment with modified DeepLabV3 + [J]. Pattern Recognition Letters, 2020, 138: 223 – 229.

[11] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation [C]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2015. Berlin: Springer, 2015: 234 – 241.

[12] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications [EB/OL]. 2017: arXiv: 1704.04861. http://arxiv.org/abs/1704.04861.

[13] **王萍，陈皓一，侯谨毅. 一种基于距离变换和分水岭算法的地震空区自动识别方法 [J]. 湖南大学学报(自然科学版)，**2020, 47(4): 110 – 117.
WANG Ping, CHEN Haoyi, HOU Jinyi. An automatic identification method of seismic air area based on distance transformation and watershed algorithm [J]. Journal of Hunan University (Natural Science Edition), 2020, 47(4): 110 – 117.

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