基于常春藤优化算法改进与梯度提升决策树的球团矿转鼓指数预测

鹿辅振[1]，刘丕亮[1]，陈智辉[2]，王超杰[1]
（1. 内蒙古科技大学 自动化与电气工程学院，内蒙古 包头 014010；
2. 包钢股份稀土钢 炼铁厂，内蒙古 包头 014000）

摘要：转鼓指数是评价球团矿质量的关键指标，亦是生产过程的核心调控对象。针对传统检测滞后性强、控制效果不佳的问题，为实现球团矿质量的实时精准预报，本文提出一种基于拉丁超立方采样－差分进化混合策略改进的常春藤优化算法（MIVYA_DE）。该算法针对初始种群分布不均及后期局部搜索乏力等缺陷，引入了拉丁超立方采样（LHS）与差分进化（DE）策略，有效提升了全局寻优能力。基于现场数据的建模与验证结果表明，所提 MIVYA_DE 算法显著提高了预测精度。其中，耦合该算法的梯度提升决策树（GBDT）模型拟合优度最高，决定系数（R^2）达 0.948 7，验证了改进算法的工程实用性与推广价值。

关键词：转鼓指数；超立方采样；梯度提升决策树；模型预测
中图分类号：TF046.6 **文献标志码**：A **文章编号**：1000－8764（2026）03－0090－10
doi：10.13403/j.sjqt.2026.03.051

Pellets drum index prediction based on Ivy League optimization algorithm improvement and Gradient Boosting Decision Tree（GBDT）

LU Fuzhen[1]，LIU Piliang[1]，CHEN Zhihui[2]，WANG Chaojie[1]
（1. College of Automation and Electrical Engineering，Inner Mongolia University of Science and Technology，Baotou 014010，Inner Mongolia，China；2. Rare Earth Steel Ironmaking Plant，Baogang Group，Baotou 014000，Inner Mongolia，China）

Abstract：The drum index is a key indicator for evaluating pellets quality and is also the core regulatory object in the production process. To address the issues of strong lag in traditional detection methods and poor control effectiveness，as well as to achieve real-time and accurate forecasting of the quality of pellets，an ivy league optimization algorithm（MIVYA_DE）that improves upon the conventional algorithm by incorporating a combination of Latin Hypercube Sampling and Differential Evolution strategies is proposed. This algorithm addresses such shortcomings as uneven initial population distribution and weak local search later on，introducing latin hypercube sampling（LHS）and differential evolution（DE）strategies，and effectively enhancing global optimization capability. Modeling and validation results based on field data show that the proposed MIVYA_DE algorithm significantly improves prediction accuracy；Among them，the gradient improvement decision tree（GBDT）model coupled to this algorithm has the highest best-of-fit，with a determination coefficient（R^2）of 0.948 7. This study verified the engineering practicality and promotion value of the improved algorithm.

Key words：drum index；hypercubic sampling；gradient boosting decision tree（GBDT）；model prediction

收稿日期：2025－10－17；**修回日期**：2025－12－16
基金项目：内蒙古自然科学基金资助项目（2025LHMS06013）
作者简介：鹿辅振（1999—），男，硕士研究生，从事带式焙烧机建模与控制方面的研究。
通信作者：刘丕亮（1980—），男，副教授，从事工业过程控制和自动化系统集成方面的研究。

随着钢铁工业自动化水平的提升，炼钢后续工序自动化程度显著提高，但作为高炉冶炼关键原料的球团矿，其生产过程仍面临诸多挑战。球团矿生产呈串联式流程结构，质量参数紧密耦合，上游波动直接影响下游成品质量，且过程冗长、滞后显著，存在多变量耦合等复杂特性。目前，球团矿质量检测主要依赖人工采样与离线分析，导致质量反馈滞后，难以实时调控，易造成经济损失。为此，开发成品质量预测系统至关重要。在球团矿质量预测研究中，多种建模与优化方法被广泛应用。张军红等[1]多次采用遗传算法优化 BP 神经网络，有效预测了烧结矿 FeO 含量，并提升了模型精度与效率。王兴锋等[2]则基于特征选择与 PSO-GBDT 算法构建了抗压强度预测模型，准确率高达 94%。史磊[3]利用属性约简算法选择输入变量，建立了可预测多项质量指标的 BP 神经网络。米浩等[4]针对特定生产问题，采用统计回归方法建立了 FeO 含量与转鼓指数的预测模型。王茗玉等[5]结合现场生产经验，以烧结终点温度与主管负压为指标将烧结状态划分为三类，提升了转鼓强度的预测精度。李东喆[6]通过改进案例推理模型并结合 PID 控制器，实现了对过程参数的有效控制。闫洪伟[7]应用 BP 神经网络进行预测，但指出其精度尚需进一步提升。此外，崔桂梅等[8]提出了基于主成分分析的综合评价方法，为球团矿质量评估提供了新视角。

鉴于现有研究缺乏对转鼓指数的有效建模，本文提出一种基于改进常春藤优化算法(MIVYA_DE)优化的梯度提升决策树(GBDT)预测模型，用于带式焙烧机球团矿转鼓指数的预报。该模型充分利用了 GBDT 预测精度高、可解释性强及泛化能力优异的特点，并结合 MIVYA_DE 全局寻优能力强、收敛速度快的优势，有效规避了局部最优问题。通过对某钢厂历史数据的建模与对比分析，验证了所提模型的有效性。

1　优化算法

1.1　常春藤优化算法

常春藤优化算法(IVY algorithm)是在 2024 年由 GHASEMI 等提出的一种基于种群的优化方法[9]。优化算法包括 3 个部分：① 基于生物启发的搜索策略：模拟常春藤向最近且适应度最高的邻居生长的行为，通过微分方程建模生长速率，动态引导搜索方向与强度。生长速率由随机扰动与高斯向量调节，个体依据适应度选择最优邻居，确保搜索高效性。② 全局搜索策略：利用乘法放大邻居方向差异，结合除法进行元素级扰动，增强种群多样性，避免早熟收敛。位置更新融合高斯随机向量与邻居方向信息，扩大搜索范围。③ 局部开发策略：通过加法叠加扰动、减法收缩搜索区间，聚焦于全局最优解邻域进行精细搜索。位置更新围绕最优解引入随机扰动，生长速率随搜索区间动态调整，提高局部搜索精度。相较于其他主流元启发式算法，IVYA 在保持探索与开发平衡、适应复杂非线性问题、以及鲁棒性方面表现更优，因此被选为本文的优化框架。

1.2　算法改进

关于常春藤优化算法在寻找最优解的过程中容易出现各种问题，本研究提出了一种基于改进型常春藤生长算法(IVYA)与差分进化算法(DE)相结合的混合优化策略算法(MIVYA_DE)，旨在提升多峰函数全局优化问题中的搜索效率和收敛精度。该方法通过引入动态变异机制、梯度向量引导、混合初始化策略及参数自适应调整等关键改进，在保持种群多样性的同时增强了局部开发能力。

1.2.1　差分进化算法

差分进化(DE)是一种基于群体的优化算法，其主要特点是简单且易于实现，具有良好的全局搜索能力[10-12]。其基本思路是从种群中随机选取若干个体，对其进行突变，生成新的候选值，再将其与原始个体进行交叉运算生成试验向量，最后通过比较试验向量与原个体的适应度来决定是否替换原个体[13-18]。他最重要的部分是变异操作：

针对每一个目标向量 $\boldsymbol{X}_i(t)$，从当前群体中随机选取 3 个不同的个体 $\boldsymbol{X}_{r1}(t)$、$\boldsymbol{X}_{r2}(t)$、$\boldsymbol{X}_{r3}(t)$，对其进行变异，得到一种新的变异向量 $\boldsymbol{V}_i(t+1)$。

$$\boldsymbol{V}_i(t+1) = \boldsymbol{X}_{r1}(t) + F \cdot [\boldsymbol{X}_{r2}(t) - \boldsymbol{X}_{r3}(t)] \tag{1}$$

式中：F 为缩放因子，是一个介于 0 ~ 2 之间的常

数，用于控制变异幅度。

1.2.2 超立方采样与随机初始化相结合的初始化种群

为优化初始种群分布，采用拉丁超立方采样(latin hypercube sampling，LHS)与随机初始化相结合的混合策略。LHS 样本数按一定比例确定，其余由随机生成补充。LHS 是由 MCKAY 等提出的一种高效的多维分层抽样技术，广泛应用于计算机试验设计、不确定性分析及智能优化算法的初始种群生成中[19]。相较于简单随机采样，LHS 能够以更少的样本点更均匀地覆盖整个参数空间，从而提升采样效率与模型探索能力。设待采样的 K 维输入变量向量为 $\boldsymbol{X}=(\boldsymbol{X}_1,\boldsymbol{X}_2,\cdots,\boldsymbol{X}_K)^T$，各分量相互独立，且其边缘分布已知。对每个维度 $k=1,2,\cdots,K$，将其定义域按概率等分为 N 个互不重叠的区间，使得每个区间的边际概率均为 $1/N$。随后，在每个区间内独立抽取一个样本值，记为 $\boldsymbol{X}_{1K}$，$\boldsymbol{X}_{2K}$，…，$\boldsymbol{X}_{NK}$。接着对每个维度 k 的这 N 个样本值进行独立随机排列，并将各维度对应位置的值组合成 N 各 K 维样本点。

$$x_i=(x_{i1},x_{i2},\cdots,x_{iK})^T,i=1,2,\cdots,N \tag{2}$$

该过程保证了每个输入变量在其取值范围内被完全分层，即每个子区间恰好被采样一次，各维度之间的样本组合是随机配对的，从而保持整体随机性的同时提升空间填充性。该方法在保证种群分布均匀性的同时增强了多样性，有效避免了初始聚集。

IVYA 与 MIVYA_DE 种群初始位置信息如图 1 所示。由图 1(a)可以看出，个体在搜索空间内分布不均，存在明显的聚集区域和空旷区域。这种不均匀性可能导致算法初期探索不充分，容易陷入局部最优或错过全局最优区域。图 1(b)展示了使用混合初始化的种群分布，几乎覆盖了整个搜索空间的各个角落，没有明显的聚集或空洞，显著提升了算法的收敛速度、稳定性与全局优化能力。

1.2.3 差分动态变异策略

在迭代过程中，个体根据其适应度值动态选择采用 IVYA 策略或 DE 策略进行变异操作。对于第 i 个个体，若其当前适应度值满足公式：

$$I_i^{\mathrm{Cost}}\leq \mathrm{beat}_1\times \mathrm{BestCost} \tag{3}$$

式中：$\mathrm{beat}_1=1+\mathrm{rand}()/2$，则触发 IVYA 的高斯变异策略。该策略通过引入非对称扰动，并结合梯度向量($\boldsymbol{G}v$)引导搜索方向，其更新公式：

$$I_i^{\mathrm{new}}=I_i+|N(0,1)|\cdot(I_{ii}-I_i)+N(0,1)\cdot \boldsymbol{G}v_i \tag{4}$$

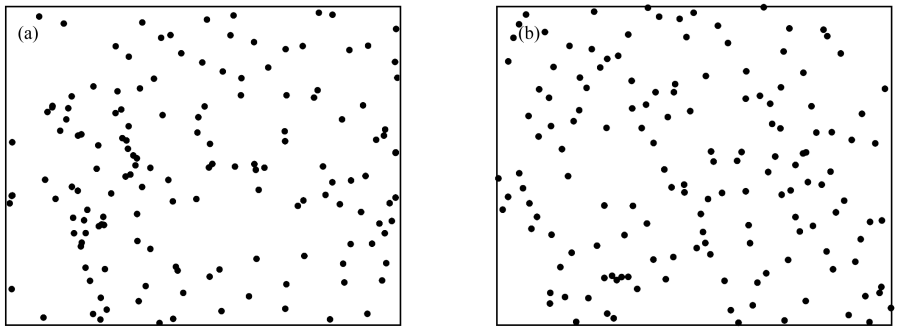
式中：I_{ii}为邻近个体位置，$\boldsymbol{G}v$ 为归一化梯度向量。该策略通过局部扰动和梯度引导，增强对高适应度区域的精细搜索能力。

若不满足 IVYA 条件，则触发 DE 的变异策略。随机选择 3 个不同的个体 r_1、r_2、r_3($\mathrm{r}_1\neq\mathrm{r}_2\neq\mathrm{r}_3\neq i$)，生成动态变异因子 $F=0.12+\mathrm{rand}()/2$，执行变异操作。新的候选解通过以下公式进行更新：

$$I_i^{\mathrm{new}}=I_{\mathrm{r}_1}+F\cdot(I_{\mathrm{r}_2}-I_{\mathrm{r}_3}) \tag{5}$$

此差分变异机制有效地维持了种群的多样性，并在全局范围内进行广泛搜索，尤其适用于复杂多峰问题的前期探索阶段。

在种群更新方面，算法采用($\mu+\lambda$)策略，即将每一代生成的N个新个体与原种群合并后，按



(a) IVYA；(b) MIVYA_DE

图 1 种群初始位置信息

Fig. 1 Initial position information of the population

表 1　公式参数说明

Table 1　Formula parameter description

符号	含义
I_i^{Cost}	第 i 个个体适应度
beat_1	阈值控制参数,决定使用 IVYA 更新还是 DE 变异
BestCost	当前种群中的最优(最小)适应度值
I_i^{new}	第 i 个个体更新后的位置
$N(0,1)$	标准正态分布
I_{II}	第 i 个个体邻近个体位置
$\boldsymbol{G}v_i$	i 个个体梯度向量(归一化值)
F	DE 变异因子
I_{r_1}、I_{r_2}、I_{r_3}	通过变异策略生成的个体

适应度排序并保留前 N 个最优个体。具体而言，合并后的种群规模为 $2N$，随后进行排序，并截取前 N 个作为下一代种群。该策略确保了最优解的保留，同时也保证了种群的多样性，避免陷入局部最优。

此外，算法的关键参数如 beat_1 和 F 均采用动态生成的方式，使其能够在不同的优化阶段自适应地调整搜索行为。

1.3　MIVYA_DE 算法性能验证

算法改进带来的性能提升，需通过基准测试加以证实。为此，本文基于 CEC 测试集构建了一个涵盖不同优化挑战的测试方案[20]。文中选择了 5 个经典测试函数，首先，高维单峰函数($F1$，$F3$)不具有局部极值点，其目的是重点考察算法在无障碍情况下的收敛速度和局部开采效率。其次，高维多峰函数($F9$)拥有众多局部最优解，旨在测试算法克服“早熟”收敛、发现全局最优解的全局探索能力。最后，我们引入了极为复杂的组合函数($F18$)，它通过旋转、位移和模态混合等技术构造，模拟了现实优化问题中的诸多困难，用于全面评估算法处理复杂格局的综合性能与鲁棒性。这一组合确保了测试的广度和深度。

本文对 IVYA、MIVYA_DE 和 WOA 3 种优化算法的性能进行验证并对比，3 种算法分别对 5 个函数求解 30 次，种群数量 150 迭代次数 1 500 次。算法的求解性能由其求解结果的标准差和最优值偏差决定。标准差是评估算法鲁棒性和稳定性的关键指标。一个较小的标准差表明多次运行的结果紧密聚集在平均值周围，意味着算法的性能对随机初始条件、参数设置等不确定性因素不敏感，具有良好的可重复性。反之，一个较大的标准差则表明算法性能波动剧烈，其表现严重依赖于运气，鲁棒性较差。该指标直接量化了算法收敛于理论全局最优解的准确度。对于一个最小化问题，偏差越接近于零，说明算法的平均解与理论最优解越接近，其全局探索和局部开发能力越强。该指标提供了算法性能的绝对度量，使试验能够跨越不同算法和测试函数，进行客观的性能比较，具体见表 2。由表 2 可知，在函数解的维数分别为 30 维、50 维和 100 维时，本文所提 MIVYA_DE 算法均取得了较好的求解结果。

为充分评估 MIVYA_DE 算法的性能，本文选取 4 个典型测试函数(包括单峰与多峰类型)，对 MIVYA_DE、IVYA 和 WOA 进行对比试验，并绘制其平均收敛曲线如图 2 所示。收敛曲线纵轴为测试函数的平均最优解，横轴为迭代次数。由图 2 可以看出，MIVYA_DE 算法在所有测试函数中均展现出显著的优越性，无论是在收敛速度、优化精度还是稳定性方面均明显优于 WOA 和 IVYA。具体而言，在处理单峰函数时，MIVYA_DE 迅速将目标函数值降至较低水平，并在此基础上保持稳定，这表明该算法不仅具有快速找到近似最优解的能力，同时还能维持这种状态，体现了其优秀的全局搜索能力和鲁棒性；而在多峰函数优化中，MIVYA_DE 也体现出更高的收敛精度和更强的全局探索能力。此外，MIVYA_DE 在迭代过程中早熟收敛现象显著减少，说明其能有效避免陷入局部最优解，且具备优良的跳出局部极值的能力，而且在不同类型的优化问题中均能保持一致的高性能。上述实验结果一致表明，MIVYA_DE 在各类函数优化问题上均具有优异的综合性能，其有效性和优越性得到了充分验证。

由以上分析可以看出，MIVYA_DE 算法对一些经典的测试函数求解寻优时，相比 IVYA 算法所得结果更加准确。

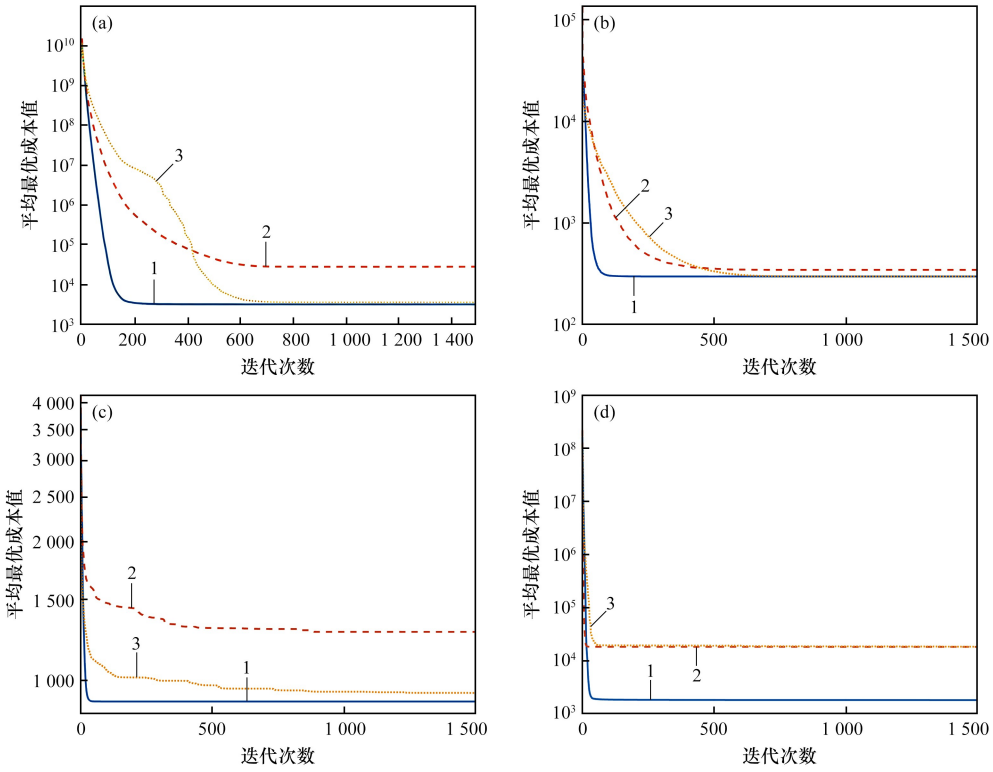
1.4　基于 GBDT 的模型建立

GBDT 是以 Boosting 方式组合的集成学习模型[21-23]。Boosting的集成方式是通过对拟合残差

表 2 优化算法求解性能对比

Table 2 Performance comparison of optimization algorithms

统计量		最优值			标准差			最优值偏差		
函数/算法		MIVY_ADE	IVYA	WOA	MIVYA_DE	IVYA	WOA	MIVYA_DE	IVYA	WOA
*F*1	30 维	1.0×10^{2}	2.4×10^{2}	9.5×10^{5}	5.7×10^{3}	6.2×10^{3}	3.7×10^{6}	7.1×10^{1}	2.1×10^{2}	9.5×10^{5}
	50 维	1.2×10^{2}	5.4×10^{2}	2.7×10^{7}	3.7×10^{3}	4.7×10^{3}	4.4×10^{7}	7.4×10	4.9×10^{2}	2.7×10^{7}
	100 维	1.3×10^{2}	6.8×10^{4}	1.5×10^{9}	6.9×10^{3}	6.6×10^{4}	1.0×10^{9}	3.5×10	6.8×10^{4}	1.5×10^{9}
*F*3	30 维	3.0×10^{2}	8.9×10^{3}	4.9×10^{4}	4.9×10^{2}	5.1×10^{3}	6.6×10^{4}	2.7×10^{2}	8.8×10^{3}	4.9×10^{4}
	50 维	5.1×10^{3}	5.8×10^{4}	6.1×10^{4}	8.9×10^{3}	1.5×10^{4}	3.5×10^{4}	5.0×10^{3}	5.8×10^{4}	6.1×10^{4}
	100 维	1.1×10^{5}	2.9×10^{5}	3.2×10^{5}	3.3×10^{4}	2.4×10^{4}	1.7×10^{5}	1.0×10^{5}	2.4×10^{5}	3.2×10^{5}
*F*9	30 维	9.0×10^{2}	2.6×10^{3}	4.9×10^{3}	2.3×10^{2}	8.4×10^{2}	2.3×10^{3}	8.7×10^{2}	2.3×10^{3}	4.9×10^{3}
	50 维	9.0×10^{2}	8.9×10^{3}	1.6×10^{4}	8.6×10	9.8×10^{2}	6.6×10^{3}	8.5×10^{2}	8.9×10^{3}	1.6×10^{4}
	100 维	9.2×10^{2}	2.2×10^{4}	3.4×10^{4}	4.9×10^{2}	5.6×10^{2}	1.4×10^{4}	8.2×10^{2}	2.2×10^{4}	3.4×10^{4}
*F*14	30 维	1.4×10^{3}	3.3×10^{3}	2.5×10^{4}	2.9×10	5.8×10^{4}	5.7×10^{5}	1.4×10^{3}	3.3×10^{3}	2.5×10^{4}
	50 维	1.6×10^{3}	1.6×10^{4}	1.5×10^{5}	1.2×10^{4}	1.8×10^{5}	7.6×10^{5}	1.6×10^{3}	1.6×10^{4}	1.5×10^{5}
	100 维	3.6×10^{4}	3.6×10^{5}	1.2×10^{6}	3.3×10^{5}	4.6×10^{5}	2.0×10^{6}	3.6×10^{4}	3.6×10^{5}	1.2×10^{6}
*F*18	30 维	2.1×10^{3}	5.4×10^{4}	1.5×10^{5}	8.7×10^{3}	3.6×10^{5}	3.1×10^{6}	2.1×10^{3}	5.4×10^{4}	1.5×10^{5}
	50 维	2.4×10^{4}	1.2×10^{5}	1.4×10^{6}	2.8×10^{5}	7.5×10^{5}	6.8×10^{6}	2.3×10^{4}	1.2×10^{5}	1.4×10^{6}
	100 维	3.1×10^{5}	4.1×10^{6}	1.3×10^{6}	6.2×10^{5}	6.2×10^{5}	2.9×10^{6}	3.1×10^{5}	$4.\times10^{5}$	1.3×10^{6}



(a) *F*1; (b) *F*3; (c) *F*9; (d) *F*18

1—MIVYA_DE; 2—WOA; 3—IVYA。

图 2 算法收敛曲线

Fig. 2 Convergence curve of the algorithm

的连续学习来构造弱学习器，最后把多个弱学习器通过相加形成一个强学习器[24]。GBDT 的构建流程如图 3 所示。

基于此，本文为验证 MIVYA_DE 在具体应用中

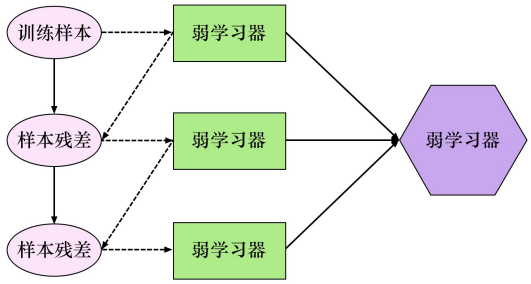


图 3　梯度提升决策树构建流程

Fig. 3　Shows the construction process of the gradient boosting decision tree

的有效性，运用 MIVYA_DE 对 GBDT 的基学习器数量(n_estimators)、树的最大深度(max_depth)、学习率(learning_rate)、叶子节点最小样本数(min_samples_leaf)和每次分裂时考虑的特征数(mtry)超参数进行寻优，将找到最佳的超参数再带入至 GBDT 模型中进行建模，以此来提高 GBDT 模型的预测精度。MIVYA_DE-GBDT 模型的工作流程如图 4 所示，模型的具体步骤：模型首先对数据进行预处理并建立初始 GBDT 模型；继而利用 MIVYA_DE 算法对 GBDT 的 5 个关键超参数进行自动优化；最终以优化后的超参数训练 GBDT 模型，实现球团质量指标的精准预测。

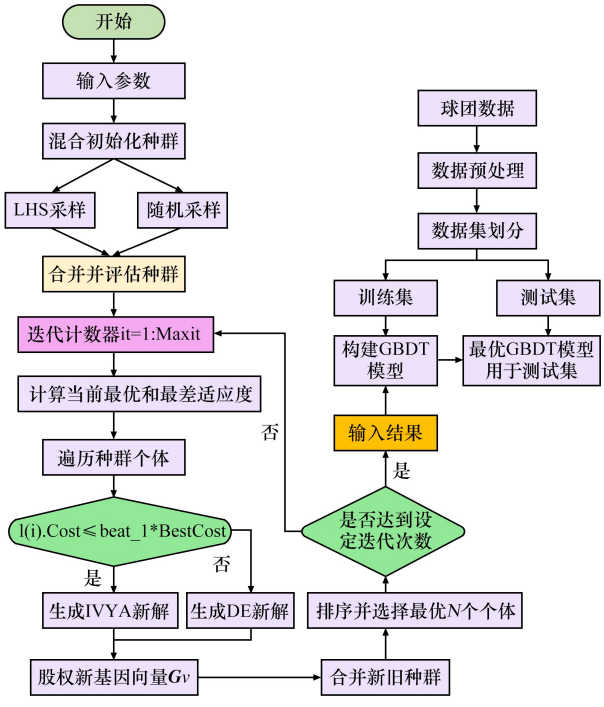


图 4　MIVYA_DE 优化 GBDT 建模流程

Fig. 4　MIVYA_DE optimizes the GBDT modeling process

2　仿真试验及分析

2.1　数据处理

分析带式焙烧机球团质量预测原有机理模型和数据模型，并结合专家经验，本文选用某钢厂带式焙烧机球团 2024 年 1 月的内部实际生产数据，数据采样采取 10 min 等间隔采样。历史库数据样本 4 464 组数据，包括风箱温度、焙烧段烟罩压力、鼓干段烟罩温度、烧嘴区温度、风箱压力、主引风机转速等，对实验数据进行异常值剔除、缺失值填补。

为消除不同评价指标之间的量纲影响，使得各个指标在一个量级上，从而提高了模型的收敛性和准确性，对数据进行归一化处理[25]。

$$Z = \frac{X - \mu}{\delta} \tag{6}$$

式中：Z 是归一化后数据；X 是原始数据；μ 是所有数据样本均值；δ 是所有样本数据标准差。处理完成后的优质数据有 700 组。并在此 700 组优质数据中选取 630 组作为训练集，70 组作为测试集。

2.2　MIVYA_DE 优化超参数结果

模型的性能和准确性一定程度上取决于超参数的选择。以模型的最小均方根误差(S_{RMSE})为目标函数，使用 MIVYA_DE 优化算法构建超参数与目标函数间的关联模型，在此基础上，每一次基于新样本数据对新样本进行修正。此过程反复进行，并在表 3 中列出了最佳的模型超参数。

表 3　GBDT 最优参数设置

Table 3　Optimal parameter settings of GBDT

基学习器数量	树的最大深度	学习率	叶子节点最小样本数	每次分裂时考虑的特征数
980	52	0.010 1	2	19

种群个数为 15，最大迭代次数为 30，采用上述最优参数组合训练 GBDT 模型。

2.3　球团预测实验结果

分别建立 GBDT、WOA-GBDT、IVYA-GBDT 和 MIVYA_DE-GBDT 的球团质量预测模型，比较几种模型的误差和预测曲线的拟合度。以预测模型的均方误差(S_{MSE})、均方根误差(S_{RMSE})、模型的拟合优度(R^2)和模型的性能与偏差比(S_{RPD})作

为模型性能的综合评价指标。S_{MSE}、S_{RMSE}[25]值越小说明实验数据预测值与实际值越接近、拟合效果越好、预测模型描述的实验数据精确度较高；R^2表示预测曲线的拟合程度，最大值为1，越接近1说明预测精度越高，该值越大表示该模型的预测性能越好；而S_{RPD}则定义为实测值标准差与均方根误差的比值，S_{RPD}值越大，表明模型的预测能力越强。通常认为，当$S_{RPD}>3$时，模型具有完美的预测精度，可用于实际预测；$2<S_{RPD}\leqslant 3$时，模型预测效果良好；$S_{RPD}<2$则说明模型预测能力较差，难以满足应用需求。不同预测模型的评价指标如表4所示。

由表4可得：在传统的预测模型中，GBDT在误差和拟合性能方面表现尚可，但未经优化仍存在提升空间；WOA-GBDT虽拟合优度较高(R^2 = 0.919 5)，但S_{MSE}显著偏大(0.027 5)，预测稳定性较差，可能伴随过拟合问题。IVYA-GBDT在误差控制与拟合性能上均优于前者，S_{RPD}达到3.038 3，显示出良好的预测可靠性。经改进算法优化后的MIVYA_DE-GBDT模型，在各项性能指标上均表现最优：S_{MSE}(0.016 5)和S_{RMSE}(0.128 7)最低，拟合优度R^2高达0.948 7，S_{RPD}为4.445 1，远优于其他模型，显示出极高的预测精度和稳健性。尽管MIVYA_DE(4 331 s)相较于IVYA(2 137 s)其寻优时间因优化算法复杂度略有增加0.5 h，但由于球团生产工艺本身具有一定滞后性，对实时性要求并不苛刻。因此，在综合考虑预测精度与模型稳健性的基础上，本文最终选择性能最优的MIVYA_DE-GBDT模型作为球团质量预测模型。不同优化算法和模型的预测效果分别如图5、6所示。

由图5可知，GBDT及其部分优化模型(如MIVYA_DE-SVR)预测效果较差，由于传统GBDT模型参数选取对预测性能影响显著，往往难以取得理想的拟合效果。相比之下，IVYA-GBDT模型的预测效果有所提升；而以上3种模型采用MIVYA_DE优化算法对传统模型参数寻优，提高了模型的预测精度，其中MIVYA_DE-GBDT效果最好，证明了改进后的优化算法的优越性。

由图6可知，MIVYA_DE-RBF预测模型在带式焙烧机球团转鼓指数预测方面，误差最大，基本都保持在±1.3%左右，而MIVYA_DE-GBDT预测模型效果最好，且误差基本保持在±0.5%左右，效果最佳更具有优势。改进后的优化算法MIVYA_DE可迅速并合理地选择GBDT模型的最优参数，提高预测模型的准确性、稳定性和泛化能力。进一步证明了MIVYA_DE的寻优能力和在实际应用中的优越性。

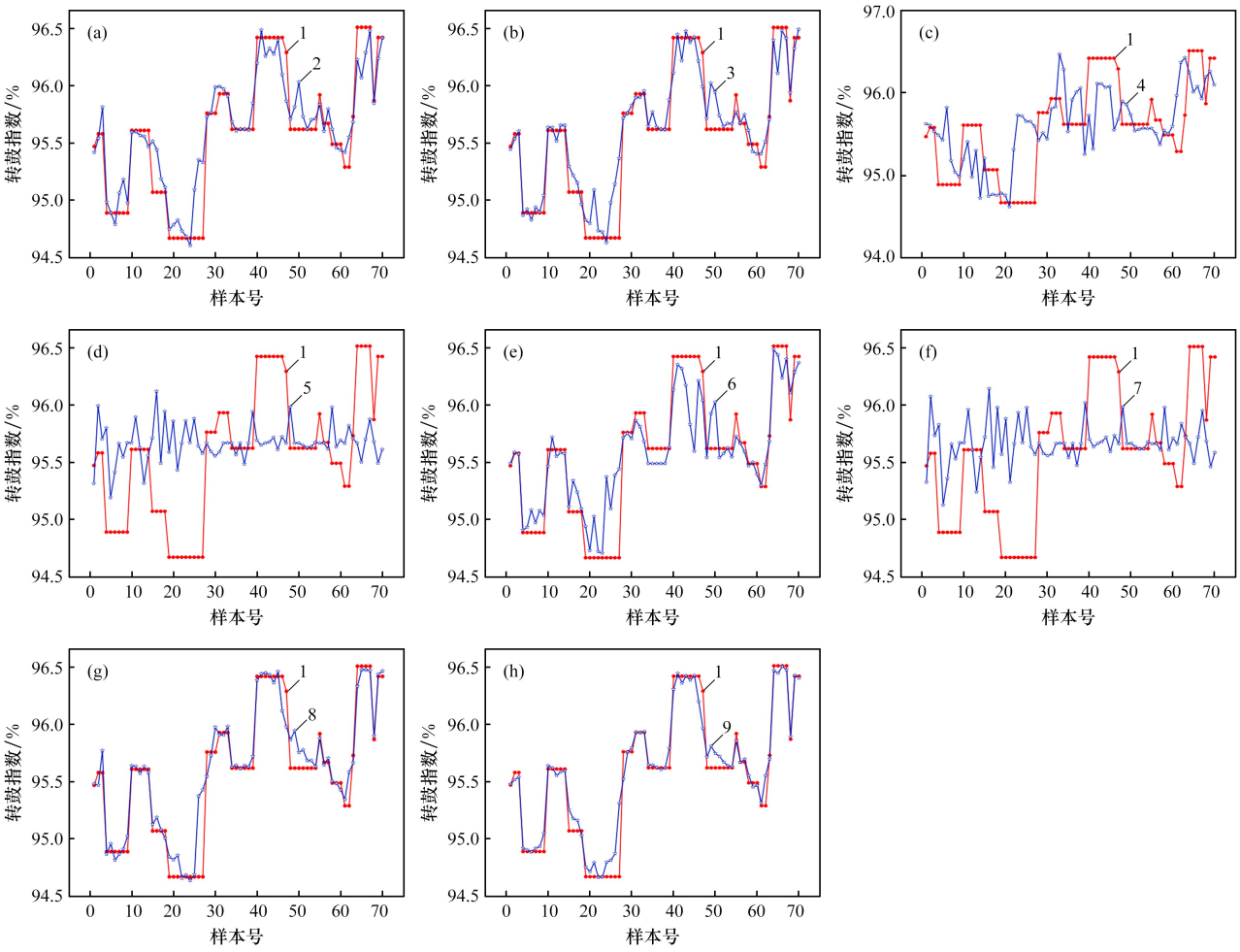
3 结 论

为实现带式焙烧机球团矿质量的高精度预测，本文提出一种融合拉丁超立方采样与差分进化策略的改进常春藤优化算法(MIVYA_DE)，用于优化GBDT模型(MIVYA_DE-GBDT)。针对原始IVYA的不足，MIVYA_DE首先采用混合初始化策略，利用超立方采样确保搜索空间覆盖度，替代随机生成以提升种群多样性；其次，引入动态调节因子$beat_1$自适应平衡IVYA与DE策略的切换概率，并利用因子F控制变异步长；最后，通过差分进化机制完成个体变异。基准函数测试验证了该算法的寻优能力。基于工业数据的实验表明，

表4 不同预测模型的评价指标

Table 4 Evaluation indicators of different prediction models

模型	S_{MSE}	S_{RMSE}	R^2	寻优时间/s	S_{RPD}
GBDT	0.042 2	0.205 4	0.869 3	—	2.786 5
SVR	0.099 5	0.315 4	0.576 2	—	1.547 2
RBF	0.063 8	0.252 6	0.814 4	—	2.265 4
WOA-GBDT	0.027 5	0.166 0	0.919 5	1 305.8	3.448 2
IVYA-GBDT	0.055 6	0.235 8	0.891 2	2 137.0	3.038 3
MIVYA_DE-GBDT	0.016 5	0.128 7	0.948 7	4 331.0	4.445 1
MIVYA_DE-SVR	0.077 9	0.279 2	0.668 5	35.2	1.749 5
MIVYA_DE-RBF	0.060 9	0.246 7	0.842 2	42.5	2.319 5



（a）GBDT；（b）IVYA-GBDT；（c）RBF；（d）SVR；（e）MIVYA_DE-RBF；（f）MIVYA_DE-SVR；（g）WOA-GBDT；（h）MIVYA_DE-GBDT

1—真实值；2—GBDT；3—IVYA-GBDT；4—RBF；5—SVR；6—MIVYA_DE-RBF；7—MIVYA_DE-SVR；8—WOA-GDBT；9—MIVYA_DE-GBDT。

图 5　不同优化算法和模型的预测效果

Fig. 5　shows the prediction effect diagrams of different optimization algorithms and models

MIVYA_DE-GBDT 模型预测精度最优，S_{MSE} 低至 0.016 5，拟合度（R^2）高达 0.948 7，证实了该方法在实际工程应用中的有效性与优越性。

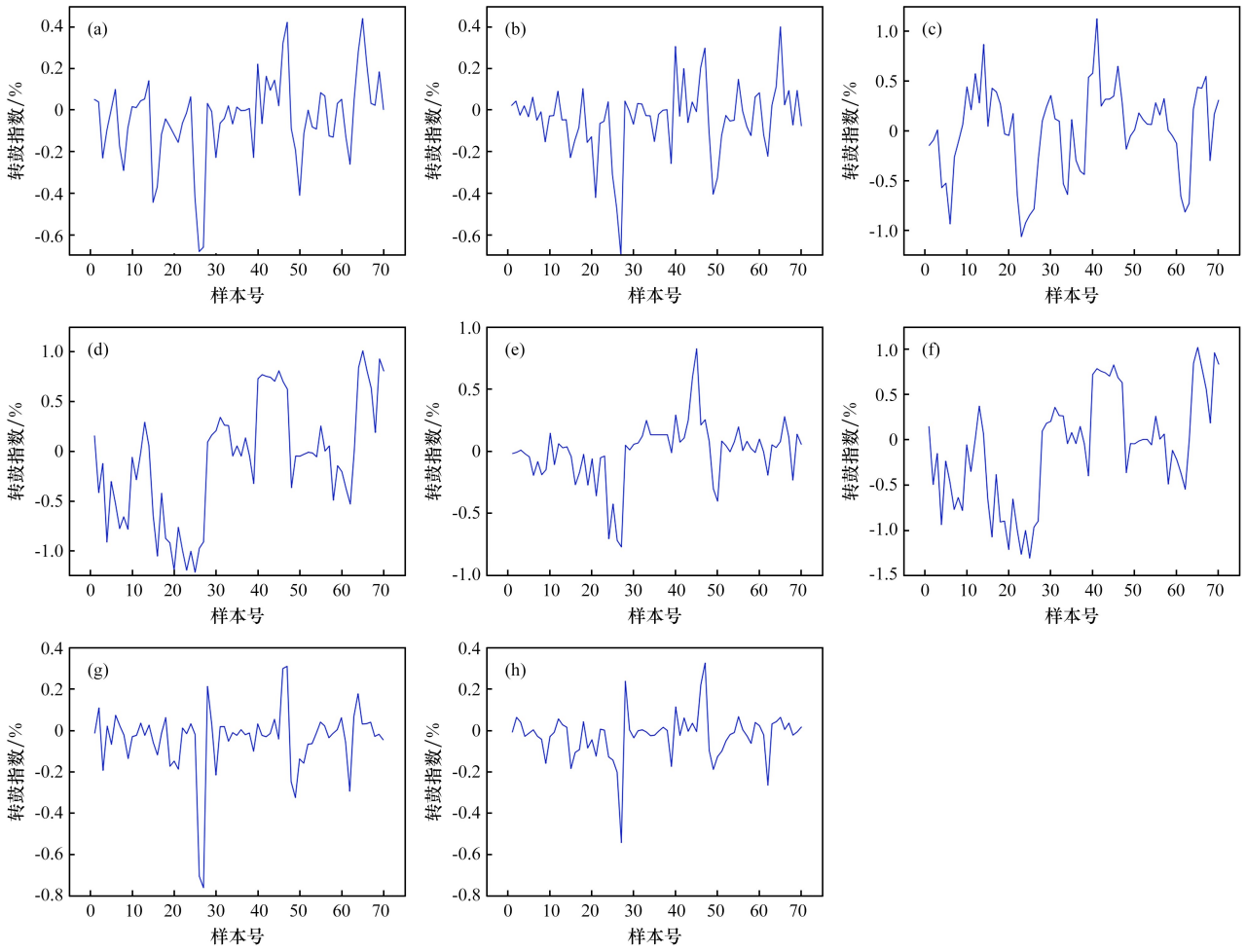
参考文献：

[1] 张军红，沈峰满，谢安国．G-BP 算法在烧结矿 FeO 指标预测中的应用[J]．东北大学学报，2002，23(11)：1073－1075.
ZHANG Junhong, SHEN Fengman, XIE Anguo. The application of G-BP in FeO content prediction during sintering[J]. Journal of Northeastern University, 2002, 23(11):1073－1075.

[2] 王兴锋，孙孝东，孙庆科，等．基于特征选择与 PSO-XGBoost 的球团矿抗压强度预测[J]．山西冶金，2024，47(8)：110－113.
WANG Xingfeng, SUN Xiaodong, SUN Qingke, et al. Prediction of compressive strength of pellet ore based on feature selection and PSO-XGBoost[J]. Shanxi Metallurgy, 2024, 47(8):110－113.

[3] 史磊．基于球团质量指标的生产过程优化研究[D]．沈阳：东北大学，2012.
SHI Lei. Optimization of pellet production process based on quality target[D]. Shenyang: Northeastern University, 2012.

[4] 米浩，曹立刚．烧结矿性能指标预测模型[J]．烧结球团，1999，24(2)：11－14.



(a) GBDT; (b) IVYA-GBDT; (c) RBF; (d) SVR; (e) MIVYA_DE-RBF; (f) MIVYA_DE-SVR; (g) WOA-GBDT; (h) MIVYA_DE-GBDT

图 6 不同优化算法和模型的预测误差

Fig. 6 Prediction errors of different optimization algorithms and models

MI Hao, CAO Ligang. Prediction model of sinter quality indexes[J]. Sintering and Pelletizing, 1999, 24(2): 11 – 14.

[5] 王茗玉, 唐珏, 储满生, 等. 基于烧结状态与集成学习的烧结矿转鼓强度预测[J]. 烧结球团, 2023, 48(6): 75 – 82.
WANG Mingyu, TANG Jue, CHU Mansheng, et al. Sinter tumbler strength prediction based on sintering state andensemble learning[J]. Sintering and Pelletizing, 2023, 48(6): 75 – 82.

[6] 李东喆. 基于串级控制的球团干燥预热过程质量控制研究[D]. 沈阳: 东北大学, 2013.
LI Dongzhe. Research on quality control of pellet drying and preheating process based on cascade control[D]. Shenyang: Northeastern University, 2013.

[7] 闫洪伟. 基于数据的球团矿质量预测模型研究及其应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2010.
YAN Hongwei. Research and application of pellet quality prediction model based on data[D]. Shenyang: Northeastern University, 2010.

[8] 崔桂梅, 徐朝伟, 陈智辉. 基于主成分分析法的球团矿质量综合评价[J]. 烧结球团, 2017, 42(5): 29 – 34.
CUI Guimei, XU Chaowei, CHEN Zhihui. Comprehensive evaluation of pellet quality based on principal component analysis[J]. Sintering and Pelletizing, 2017, 42(5): 29 – 34.

[9] GHASEMI M, ZARE M, TROJOVSKÝP, et al. Optimization based on the smart behavior of plants with its engineering applications: Ivy algorithm[J]. Knowledge-Based Systems, 2024, 295: 111850.

[10] STORN R, PRICE K. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4):

341 – 359.

[11] BILAL, PANT M, ZAHEER H, et al. Differential evolution: A review of more than two decades of research [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2020, 90: 103479.

[12] PRICE K V. Differential evolution vs. The functions of the 2ndICEO [C]//Proceedings of 1997 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE, 2002: 153 – 157.

[13] 阳莹莹. 差分进化算法的改进及其在多阈值图像分割上的应用[D]. 南宁: 广西大学, 2022.
YANG Yingying. Improvement of differential evolution algorithm and its application on multi-threshold image segmentation[D]. Nanning: Guangxi University, 2022.

[14] 吴亮红. 差分进化算法及应用研究[D]. 长沙: 湖南大学, 2007.
WU Lianghong. The research and applications of differential evolution algorithm[D]. Changsha: Hunan University, 2007.

[15] 徐斌. 基于差分进化算法的多目标优化方法研究及其应用[D]. 上海: 华东理工大学, 2013.
XU Bin. Research and application of multi-objective optimization method based on differential evolution algorithm[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2013.

[16] 杨光. 参数自适应差分进化算法及其应用[D]. 济南: 山东财经大学, 2023.
YANG Guang. Parameter adaptive differential evolution algorithm and its application[D]. Jinan: Shandong University of Finance and Economics, 2023.

[17] 张哲. 自适应差分进化算法及应用研究[D]. 太原: 太原科技大学, 2023.
ZHANG Zhe. Research on adaptive differential evolution algorithm and its application[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Science and Technology, 2023.

[18] 刘红达, 王福顺, 孙小华, 等. 一种基于改进差分进化的 K-Means 聚类算法研究[J]. 现代电子技术, 2024, 47(18): 156 – 162.
LIU Hongda, WANG Fushun, SUN Xiaohua, et al. Research on K-means clustering algorithm based on AGDE[J]. Modern Electronics Technique, 2024, 47(18): 156 – 162.

[19] MCKAY M D, BECKMAN R J, CONOVER W J. A comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 2000, 42(1): 55 – 61.

[20] WU G, MALLIPEDDI R, SUGANTHAN P. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 competition and special session on constrained single objective real-parameter optimization[J]. Nanyang Technol. Univ., Singapore, Tech. Rep, 2016: 1 – 18.

[21] 李根. 基于梯度提升决策树的高速公路交织区汇入模型[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2018, 48(3): 563 – 567.
LI Gen. Merging model in freeway weaving section based on gradient boosting decision tree[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48(3): 563 – 567.

[22] 张梓童, 王恒, 高世臣, 等. 基于特征选择和梯度提升算法的高光谱遥感地物识别[J]. 数学的实践与认识, 2019, 49(22): 187 – 196.
ZHANG Zitong, WANG Heng, GAO Shichen, et al. Hyperspectral image classification based on feature selection and gradient boosting[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2019, 49(22): 187 – 196.

[23] 毕云帆, 张健, 胥晓晖, 等. 基于梯度提升决策树的电力短期负荷预测模型[J]. 青岛大学学报(工程技术版), 2018, 33(3): 70 – 75.
BI Yunfan, ZHANG Jian, XU Xiaohui, et al. Short-term load forecasting model of power system based on gradient boosting decision tree[J]. Journal of Qingdao University (Engineering & Technology Edition), 2018, 33(3): 70 – 75.

[24] 徐继伟, 杨云. 集成学习方法: 研究综述[J]. 云南大学学报(自然科学版), 2018, 40(6): 1082 – 1092.
XU Jiwei, YANG Yun. A survey of ensemble learning approaches[J]. Journal of Yunnan University (Natural Sciences Edition), 2018, 40(6): 1082 – 1092.

[25] 牛佳丽, 刘丕亮, 崔桂梅, 等. 基于 SSA-SVR 模型的步进式加热炉炉温预测[J]. 中国测试, 2025, 51(7): 64 – 71.
NIU Jiali, LIU Piliang, CUI Guimei, et al. Temperature prediction of step-type furnace based on SSA-SVR model [J]. China Measurement & Testing Technology, 2025, 51(7): 64 – 71.