

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J1905266

一种球团原料最佳配比的BAS智能推荐模型^{*}

韩 阳^{1,3}, 杨爱民^{2,3}, 张玉柱¹

(1. 华北理工大学冶金与能源学院 唐山 063210; 2. 华北理工大学理学院 唐山 063210;
3. 唐山市工程计算重点实验室 唐山 063210)

摘 要:结合广义回归神经网络(GRNN)在非线性和柔性网络结构等方面的优势,构建熟球抗压强度预报模型,确定球团矿生产过程中的原料成分配比(Ca、Si、Mg等含量)与表征球团矿质量的重要参数(熟球抗压强度)之间的定量关系。基于抗压强度预报模型,借助天牛须搜索(BAS)算法,构建球团原料最佳配比智能推荐模型,在球团矿配料可调控区间上,智能推荐原料最佳配比方案。仿真与实验结果显示:熟球抗压强度预报模型具有超强的插值能力和优良的泛化性能;在球团矿各种配料变化不超过20%的区间内,智能推荐的最佳配料方案平均提升熟球抗压强度达16%以上,且系统运行稳健、仿真结果有效;将BAS智能推荐模型应用于球团制造实际流程中后较前一年同一时期的熟球抗压强度日均值有明显提升,实际应用效果佳。

关键词: BAS; 原料配比; 柔性网络; 智能推荐

中图分类号: TH741 TF711 TP39 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4035, 450.3520, 510.4030

BAS intelligent recommendation model for optimum proportion of pellet raw materials

Han Yang^{1,3}, Yang Aimin^{2,3}, Zhang Yuzhu¹

(1. College of Metallurgy and Energy, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;
2. College of Science, North China University of Science and Technology, Tangshan 063210, China;
3. Tangshan Key Laboratory of Engineering Computing, Tangshan 063210, China)

Abstract: Combining the advantages of generalized regression neural network (GRNN) in non-linear fitting and flexible network structure, a prediction model for the anti-compression strength of cooked pellets is constructed to determine the proportion of raw materials (Ca, Si, Mg, etc.) and the important parameters characterizing the quality of pellets in the pellet production process. Based on the anti-compression strength prediction model and with beetle antennae search (BAS) algorithm, an intelligent recommendation model for optimum pellet ingredient proportion is constructed. In the adjustable range of pellet ingredient, the intelligent recommendation scheme for optimum pellet ingredient proportion is presented. The simulation and experiment results of the recommended scheme show that the prediction model of cooked ball anti-compression strength has super interpolation ability and excellent generalization performance. In the pellet ingredient change range of no more than 20%, the intelligent recommended optimal pellet ingredient proportion scheme can increase the cooked ball anti-compression strength by more than 16% on average; the system operates steadily and the simulation results are effective. The BAS intelligent recommendation model was applied in the actual pellet manufacturing process, compared with that in the same period of the previous year, the daily average anti-compression strength of cooked pellets is improved significantly and the practical application effect is good.

Keywords: BAS; raw material proportion; flexible network; intelligent recommendation

0 引 言

随着基础建设规模逐年扩大,钢材需求量节节攀升,有限的天然富块矿资源,无法满足更大规模的炼铁原料需求^[1]。球团矿作为人造富块矿之一,具有高温还原氧化性好、机械强度高、渣量低、铁品量高的优良特性^[2]。基于球团矿的种种优良特性,使其成为当今高炉炉料中不可或缺的组成部分。但是,球团矿在进入高炉之前和之后,均需经过多次装卸、转运、堆积和运动,要经受碰撞、冲击、挤压和摩擦等各种严酷的机械作用^[3]。在这些机械作用下,熟球产生了破碎、小块或粉末,将间接消极影响炉况顺行和生产指标^[4]。表征球团矿机械强度的重要指标是熟球抗压强度,也是球团生产焙烧终点着重关注的^[5]质量评价指标之一。纵观现状可知,球团矿生产过程中的配料方案、焙烧制度、参数设定等操作多采用线性比例调控手段,存在成球率低、抗压强度差等问题^[6-8]。本文利用球团制造过程历史数据使用数据驱动建模方法,将球团矿生产配料过程与数学、统计、运筹以及智能算法进行系统融合,确立一种球团矿质量重要评价指标(熟球抗压强度)的预报模型与最佳配料智能推荐模型^[9-10]。常见的数据驱动方法有人工神经网络(artificial neural network, ANN)等,该方法在结构上模拟生物神经网络,具有较强的学习能力,理论上 ANN 可以映射任意复杂的非线性关系,且学习规则简单,易于应用。但是 ANN 方法也有明显的缺陷,主要是建模需要大量样本、存在过学习等现象^[11-13]。本文结合广义回归神经网络(general regression neural network, GRNN)在非线性拟合和柔性网络结构等方面的优势,构建熟球抗压强度预报模型。熟球抗压强度预报模型为基础,重在为球团配料系统推荐最佳决策,实质为抗压强度为目标函数最大的寻优问题。在寻优问题的求解中,粒子群搜索(particle swarm optimization, PSO)算法应用最为广泛,其运算量小,但容易陷入局部最优,很容易出现配料方案与实际生产不匹配的问题,而天牛须搜索(beetle antennae search, BAS)算法是一种生物启发的智能优化算法,是受到天牛觅食原理启发于 2017 年开发的算法,该算法程序实现简单,适用于各类典型编程语言,算法的人为操作参数少,不易陷入局部最优且收敛速度快^[14-16]。因此,本文将 BAS 算法引入到球团矿原料配比推荐中,开发一种有效提升熟球抗压强度的球团原料最佳配比智能推荐模型,以提升球团生产效率,为高炉顺行提供间接支持。

1 抗压强度预报模型

1.1 样本集的构建

样本输入:球团生产配料选用 3 种矿粉为主原料,选

用硃山膨润土作为主要添加剂,如表 1 所示。将 4 种原料化学成分: x_1 -[SiO₂]%、 x_2 -[CaO]%、 x_3 -[MgO]%、 x_4 -[Al₂O₃]%作为 4 个输入指标。为综合考虑球团的生产工艺,将焙烧时间 x_5 -[t]min 和焙烧温度 x_6 -[T]℃作为样本输入指标。

表 1 造球原料主要化学成分
Table 1 Main chemical components of pelletizing raw materials (%)

原料	SiO ₂	MgO	CaO	Al ₂ O ₃	TFe	FeO
矿粉 1	5.46	0.56	0.25	1.38	66.56	27.98
矿粉 2	6.31	0.26	0.15	0.84	66.45	24.56
矿粉 3	1.32	3.33	0.91	0.92	64.33	26.62
硃山膨润土	68.68	1.29	1.29	17.69	-	-

样本输出:熟球抗压强度是表征球团矿质量的重要指标,该指标是球团矿受压的最大破碎载荷值 N ,本文基于 ISO 4700-1983 国际标准化组织的检验方法,采用图 1 所示的洛阳安特利尔生产的高温抗压全自动试验机(型号:Hcs-02p),检测了 65 个批次的熟球抗压强度(每批次取 10 个试样检测的平均值)。整个试验以固定速度 12 mm/min 施加负荷,试验结束当负荷降至 50% 数值或小于记录最大负荷或压板间隙至最初平均值试验直径 50% 时,抗压强度是实验中所获得的最大负荷。将检测的熟球抗压强度 Y 作为样本输出。

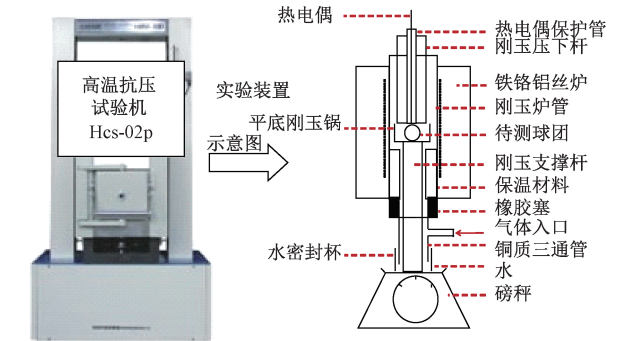


图 1 实验装置
Fig.1 Experiment setup

综上所述,样本收集量为 65,剔除无效样本,最终选取 60 组。其中输入变量有 6 个,分别是 x_1 、 x_2 、 x_3 、 x_4 、 x_5 、 x_6 ;输出变量有 1 个为 Y 。

1.2 球团矿抗压强度预报的 GRNN 模型

GRNN 由美国学者 Donald F. Specht 在 1991 年提出^[11],是一种与 RBFNN 相似的神经网络,但 GRNN 在非线形拟合和柔性网络结构等方面的具有一定优势,较 RBFNN 神经网络有更强的泛化性能。GRNN 由输入层、

模式层、求和层组成。具体实施步骤如下。

1) 将 60 组 6 维的样本数据传递至输入层的 6 个单元,各单元均为简单的独立分布单元,互不影响,从而能够将输入向量的数据传递给下游模式层。

2) 模式层神经元的个数则为样本大小 60,每个神经元都对应一个独立样本。模式层中的第 i 个神经元遵从传递函数:

$$P_i = \exp \left[- \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i)}{2\sigma^2} \right], i = 1, 2, \dots, 60$$

(1)

式中: $\mathbf{x}$ 为神经网络输入变量; $\mathbf{x}_i$ 为第 i 个神经元对应的学习样本数据; σ 为平滑因子参数。

3) 求和层的两类神经元分别对模式层的输出进行处理:第一类为对模式层所有神经元的输出进行求和,模式层每个神经元的权重均为 1,传递函数可以表示为:

$$S_D = \sum_{i=1}^n P_i$$

(2)

第二类则对模式层的输出赋予不同的权重,模式层的第 i 个神经元与求和层中的第 j 个神经元之间的连接权重为第 i 个输出样本 y_i 中的第 j 个元素 y_{ij} ,此时求和层神经元 j 的传递函数为:

$$S_j = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i, j = 1, 2, \dots, l$$

(3)

由于输入指标对输出指标的影响并非均等,因此,选用第二类对模式层的输出赋予不同的权重。对于指标初始综合权重和初始归一化权重的选取,如图 2 所示。

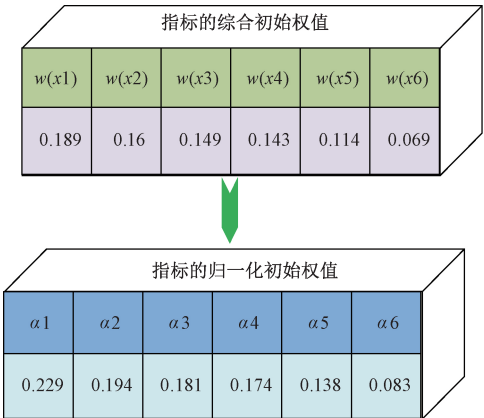


图2 指标初始权重的选取

Fig.2 Selection of the initial weights of the indexes

4) 输出层的神经元数目与学习样本中输出向量的维数相等,输出层的每个指标将两类求和层的输出数据相除,即:

$$y_j = S_j / S_D, j = 1, 2, \dots, l$$

(4)

通过将筛选后的指标输入 GRNN 进行求解,能够得

到输入指标与输出指标之间的映射关系。

在样本集上分别应用 RBFNN 和 GRNN 建模,构建球团矿熟球抗压强度预报模型,两类预报算法与实际值之间的对比情况如图 3 所示,预报误差情况如图 4 所示。

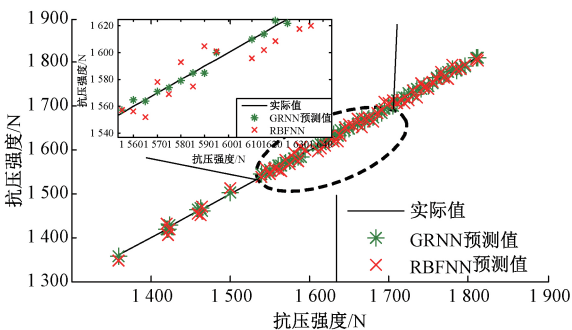


图3 抗压强度预报结果与实际值的对比

Fig.3 Comparison of the predicted results and actual values of anti-compression strength

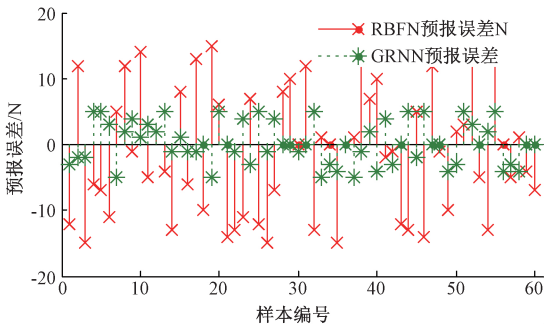


图4 抗压强度预报误差

Fig.4 Prediction error of anti-compression strength

深度解析图 3 与图 4,可知 GRNN 预报结果基本与实际值重合,预报误差在 ± 5 N 之间,这个误差可以很好的应用于生产实践的指导;而 RBFNN 预报结果与实际值之间存在一定偏差,一部分预报结果较实际值超出了 ± 12 N,当预报误差超出 ± 10 N 时对实际生产的指导意义就弱化了,甚至会产生误导。因此,本文应用的 GRNN 预报模型具有更高的预报精度,且更适用于球团矿熟球抗压强度预报,以精准指导球团矿的制造过程控制决策。

2 原料配比智能推荐模型

2.1 推荐引擎的架构

推荐系统是联系用户和物品的媒介,用户指的是球团生产自动配料系统,物品指的是矿粉 1、矿粉 2、矿粉 3、硃山膨润土等原料,推荐内容为原料配比(各矿物的质量占比%)标签。球团矿原料配比推荐系统架构如图 5 所示。

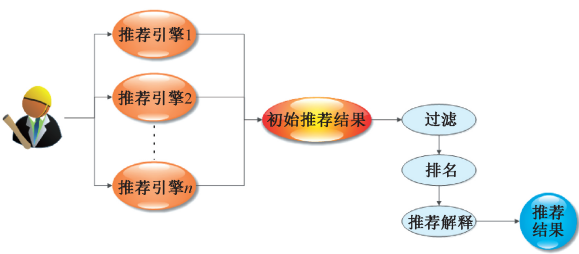


图 5 球团矿原料配比推荐系统架构

Fig.5 Recommendation system architecture of pellet raw material proportion

球团矿原料配比推荐系统的关键环节是推荐引擎，推荐引擎使用球团矿抗压强度预报的 GRNN 模型，在原料配比可行空间内，最大限度提升熟球抗压强度，生成一种类型物品的推荐结果。推荐引擎架构包括以下 3 个部分^[17]，如图 6 所示。

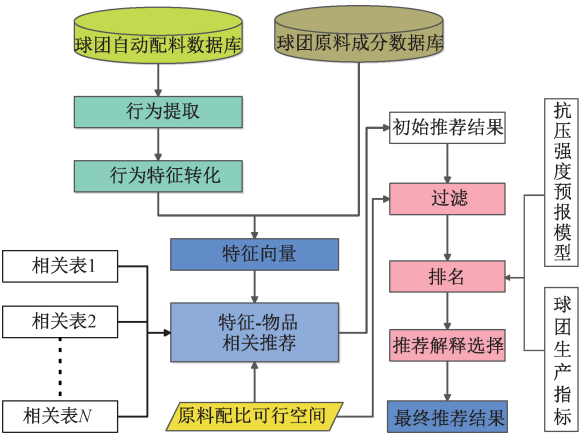


图 6 球团矿原料配比推荐引擎架构

Fig.6 Recommended engine architecture diagram of pellet raw material proportion

1) 负责从数据库或缓存中拿到球团生产自动配料的行为数据,通过分析不同行为,生成当前用户的特征向量 $\{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6\}$ 。一般,用户的特征包括两种,一种是可以从用户注册信息中提取出来的,在推荐时直接拿到用户的特征数据并生成特征向量。除了这种特征,另一种特征主要从用户的行为中计算出来。本文生成的特征向量由表 1 所示的造球原料主要化学成分推算出来。

2) 负责将用户的特征向量通过特征-物品相关矩阵转化为推荐物品列表。在得到用户的特征向量后,可以根据离线的相关表(根据球团自动配料系统与特征向量之间的关系,获取离线相关表)得到初始的物品推荐列表,离线相关表可以存储在 MySQL 中,其存储格式如表 2 所示。

表 2 离线相关表在 MySQL 中的存储格式

Table 2 Storage format of offline correlation table in MySQL

src_id	dst_id	weight
特征 ID	物品 ID	球团矿抗压强度预报模型线性反推的权重

3) 负责对初始的推荐列表进行过滤、排名等处理,从而生成最终的推荐结果。这一部分是推荐引擎最关键的环节,本文采用 BAS 算法完成初始推荐列表的过滤、排名等处理。

2.2 基于 BAS 算法的球团原料最佳配比推荐模型

长须甲虫天牛的重要生物学特征为触角极长,通常触角长度大于身长。天牛的两只触角充当嗅觉双向传感器,用以推荐觅食或寻偶的最佳路线,即天牛用两须实时探测附近区域,当一侧探测到的气味更浓时,天牛将向该侧转移,以实时修正行走路线,如图 7 所示。基于这种生物学思路,Jiang 等^[18]开发了 BAS 智能仿生算法。



图 7 天牛觅食/寻偶路线

Fig.7 The route of beetle foraging/mating

本文将 BAS 智能仿生算法引入到球团原料最佳配比推荐系统中,开发一种智能推荐模型,算法如下。

算法 1:一种球团最佳原料配比的 BAS 智能推荐模型算法。

输入:建立一个目标函数 $f(\mathbf{x}')$,其中变量 $\mathbf{x}' = [x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6]^T$,初始化参数 $\mathbf{x}^0, d^0, \delta^0$.实质上目标函数为球团抗压强度预报模型,变量 x_1 为 $[\text{SiO}_2]\%$ 、 x_2 为 $[\text{CaO}]\%$ 、 x_3 为 $[\text{MgO}]\%$ 、 x_4 为 $[\text{Al}_2\text{O}_3]\%$ 、 x_5 为焙烧时间 $[t]\text{min}$ 和 x_6 为焙烧温度 $[T]^\circ\text{C}$ 。

输出:目标函数最大值点(最佳配料) $\mathbf{x}_{\text{bst}}$,目标函数最大值(最大球团抗压强度) f_{bst}

While ($t < T_{\text{max}}$) 或停止准则 do

根据式(5)生成一组单位方向向量 b ,根据式(6)确定天牛两条须在变量空间 $\mathbf{x}' \in [\mathbf{x}' - 20\% \times |\mathbf{x}'|, \mathbf{x}' + 20\% \times |\mathbf{x}'|]$ 中进行搜索。

根据式(7)更新变量 $\mathbf{x}^t$

if $f(\mathbf{x}^t) > f_{\text{bst}}$ then

$$f(\mathbf{x}^t) = f_{\text{bst}}, \mathbf{x}_{\text{bst}} = \mathbf{x}^t$$

根据式(8)更新天牛须检测距离 d 和搜索步长 δ 。

return $\mathbf{x}_{\text{bst}}, f_{\text{bst}}$

天牛 t 时刻的位置用矢量 $\mathbf{x}^t$ 表示, $f(\mathbf{x})$ 是 $\mathbf{x}$ 位置的气味浓度,即适应度函数为 $f(\mathbf{x})$, 其中 $f(\mathbf{x})$ 的最大值点对应的是气味源点。当天牛处于未知环境随机搜索时,启发天牛修正行走路线的行为有搜索行为和检测行为两种。为了模拟天牛须搜索行为,用式(5)描述天牛搜索的随机方向,用式(6)描述天牛触角的左右活动。

$$\vec{b} = \frac{\text{rnd}(k,1)}{\|\text{rnd}(k,1)\|} \tag{5}$$

$$\begin{cases} \mathbf{x}_r = \mathbf{x}^t + d\vec{b} \\ \mathbf{x}_l = \mathbf{x}^t - d\vec{b} \end{cases} \tag{6}$$

式中:rnd(.)表示随机函数; k 表示位置的维数; $\mathbf{x}_r$ 表示搜索区域的右侧位置; $\mathbf{x}_l$ 表示搜索区域的左侧位置; d 表示天牛须的探测距离(这个距离足够大,可以覆盖合适的搜索区域,可以保证收敛于全局最值点,然后随着时间的延长而逐渐减小)^[17]。

为了模拟天牛须对附近区域气味的检测行为,用式(7)描述搜索行为中下一步行进策略与气味检测相关联的迭代模式。

$$\mathbf{x}^t = \mathbf{x}^{t-1} + \delta\vec{b}\text{sign}(f(\mathbf{x}_r) - f(\mathbf{x}_l)) \tag{7}$$

式中: δ 表示搜索的步长大小,其收敛速度随 t 的递减而不增,初始的 δ 大小可以覆盖整个搜索区域;sign(.)表示符号函数。

在搜索参数步长 δ 和天牛须长度 d 的选择上,可以按照式(8)进行设计,值得注意的是,若有必要,这两个参数可以设定为常数。

$$\begin{cases} d^t = 0.95d^{t-1} + 0.01 \\ \delta^t = 0.95\delta^{t-1} \end{cases} \tag{8}$$

3 系统仿真及实验验证

随机选取用于抗压强度预报的样本集 10 组,如表 3 所示,为了不改变焙烧制度(焙烧时长 x_5 与焙烧温度 x_6),让实验可重复进行,应用 PSO 算法和目标算法 BAS 分别在变量解空间内智能推荐造球原料的最佳配料决策。

$$\left(\begin{array}{ll} x_1 \in [0.8x_1, 1.2x_1] & x_2 \in [0.8x_2, 1.2x_2] \\ x_4 \in [0.8x_4, 1.2x_4] & x_5 = x_5 \\ x_3 \in [0.8x_3, 1.2x_3] \\ x_6 = x_6 \end{array} \right)$$

表 3 用于系统仿真的历史样本集
Table 3 History sample sets used for system simulation

编号	输入						输出
	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	Y
1	14.2	9.6	15.2	6.3	17	1 200	1 753
2	12.4	8.9	11.9	11.3	14	1 250	1 634
3	18.5	6.4	14.6	14.6	17	1 150	1 549
4	10.6	10.6	13.7	15.8	15	1 250	1 825
5	11.8	12.4	9.6	12.6	17	1 300	1 427
6	15.2	17.4	18.2	10.4	13	1 200	1 782
7	17.4	8.4	8.6	11.4	15	1 200	1 653
8	16.8	7.5	7.4	13.5	14	1 150	1 660
9	10.9	3.1	11.3	9.9	17	1 250	1 822
10	14.9	6.7	12.6	10.8	15	1 250	1 368

基于抗压强度预报模型,在变量空间内,将 PSO 算法作为对比算法,分别用 PSO 和 BAS 算法寻找抗压强度最大时的球团原料配比,对比两种算法寻优过程的迭代次数、耗时与寻优效果。寻优效果优劣的判定方法是分别将 PSO 算法与 BAS 算法获取的球团配料决策代入至抗压强度预报模型中仿真,对比仿真结果的大小,抗压强度越大则寻优效果越好,反之亦然。

PSO 与 BAS 算法对比情况如表 4 所示。由表 4 可知,关于算法运行时间的对比情况,BAS 算法迭代次数整体上小于 PSO 算法,证明 BAS 算法可以更快速收敛于最优值。仅在测试编号为 3 的样本中,PSO 算法迭代次数小于 BAS 算法,将 PSO 算法优化后的配料决策输入至 GRNN 熟球强度预报模型中对应的仿真结果 1 527 N、实际抗压强度值为 1 549 N,即优化后的配料决策产生的效果不如初始配料,而应用 BAS 算法产生的配料决策获取的仿真结果为 2 014,显著优于 PSO 算法,从这一点证明 PSO 算法未收敛于全局最优解;关于算法推荐的配料决策质量之间的对比情况,BAS 算法整体优于 PSO 算法,除测试样本编号 2 和 5 的仿真结果外 BAS 算法显著优于 PSO 算法,但是编号 2 和 5 分别对应的 PSO 迭代次数为 221 和 215,而分别对应的 BAS 迭代次数为 114 和 107,二者之间存在显著的差异,在两种算法同时获取全局最优决策时,BAS 的运算时间更短,运行效率更高。

应用 BAS 算法进行系统仿真获取的球团原料配比最佳决策具体情况如表 5 所示,结合表 4 和 5 可知,球团熟球抗压强度预报结果,算法迭代次数最大为 248,最小迭代次数为 107,平均耗时 5.5 s,算法收敛速度很快。

表 4 PSO 算法与 BAS 算法对比情况一览表
Table 4 Comparison list between PSO and BAS algorithms

编号	迭代次数对比情况			决策效果对比情况		
	PSO	BAS	迭代差值	实际值	PSO	BAS
1	275	202	73	1 753	1 830	1 925
2	221	114	107	1 634	1 896	1 896
3	100	116	-16	1 549	1 527	2 014
4	320	201	119	1 825	1 829	1 987
5	215	107	108	1 427	1 845	1 847
6	352	248	104	1 782	1 966	1 965
7	317	233	84	1 653	1 677	1 848
8	184	179	5	1 660	1 724	1 867
9	197	122	75	1 822	1 905	1 972
10	210	176	34	1 368	1 449	1 765

仿真结果显示,在原料最佳配比下,熟球抗压强度在原来基础上有了显著提升,其直观表达如图 8 所示。深度解析图 8 与表 4、表 5 可知,最大提升幅度达到 30.04%,最低提升幅度为 8.24%,平均提升幅度为 16.60%。但都是建立在抗压强度预报模型的基础上,还须进一步实验的验证。

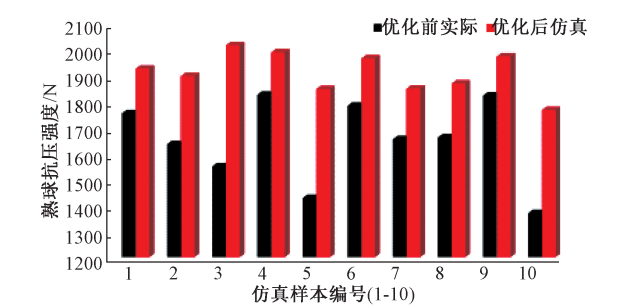


图 8 系统仿真效果的直观表达
Fig.8 Intuitive expression of system simulation effect

表 5 球团矿原料配比智能推荐决策的关键信息表
Table 5 Key information table for intelligent recommendation decision making of pellet raw material proportion

编号	球团原料配比调整结果											
	x_1			x_2			x_3			x_4		
	bst	增量	幅度/%	bst	增量	幅度/%	bst	增量	幅度/%	bst	增量	幅度/%
1	15.2	1.0	6.86	9.5	-0.1	-1.45	13.3	-1.9	-12.60	6.2	-0.1	-1.61
2	10.8	-1.6	-12.98	8.3	-0.6	-6.63	14.0	2.1	17.40	12.3	1.0	9.28
3	16.1	-2.4	-13.04	7.3	0.9	14.64	11.1	-3.5	-23.82	11.9	-2.7	-18.35
4	11.5	0.9	8.40	9.6	-1.0	-9.41	16.1	2.4	17.45	16.2	0.4	2.67
5	9.5	-2.3	-19.38	10.6	-1.8	-14.11	9.9	0.3	2.82	15.0	2.4	18.67
6	15.1	-0.1	-0.35	18.3	0.9	5.21	20.2	2.0	11.05	12.7	2.3	22.17
7	19.9	2.5	14.14	7.0	-1.4	-16.21	9.7	1.1	12.91	9.3	-2.1	-18.85
8	18.8	2.0	11.94	6.1	-1.4	-18.91	6.4	-1.0	-13.17	14.5	1.0	7.53
9	11.2	0.3	2.69	3.1	0.0	-0.50	10.8	-0.5	-4.41	11.2	1.3	12.83
10	15.2	0.3	2.24	6.1	-0.6	-8.97	11.8	-0.8	-6.52	8.3	-2.5	-23.40

在系统仿真样本原有的焙烧制度下,按照表 5 调整原料配比,重复球团焙烧过程,检测配料优化的熟球实际抗压强度。检测结果与未优化前的实际抗压强度、优化后的仿真抗压强度之间的数值对比如表 6 所示,直观表达如图 9 和 10 所示。

深度解析表 6、图 9 和 10 可知:球团矿抗压强度预报模型的预测精度很高,这一点在系统仿真样本的重复实验检测结果与仿真结果之间的对比得到体现;以实验验证的方式佐证了球团矿原料配比优化后的熟球抗压强度显著优于优化前的客观事实,这一点在图 11

中得到直观体现。基于表 4 与图 8 的分析结果,再结合抗压强度的高精度预报结果和实验验证结果,可以证明基于 BAS 算法的球团矿原料最佳配比智能推荐模型的有效性。

在系统仿真验证模型有效性的基础上,将模型应用于北方某钢铁联合企业的球团制造控制系统中,为消除生产过程的时间因素影响,选用 2017 年 12 月 11 日~12 月 20 日的历史球团抗压强度日均值与引入本文推荐模型后的 2018 年 12 月 11~12 月 20 日的球团抗压强度日均值进行比较,基本情况如图 11 所示。

表 6 重复实验验证结果一览表

Table 6 Repeated experiment verification result list

编号	熟球抗压强度/N			对比增幅/%		
	P_{act}	A_{sim}	A_{act}	$A_{sim}-P_{act}$	$A_{act}-A_{sim}$	$A_{act}-P_{act}$
1	1 753	1 925	1 929	9. 79	0. 23	10. 04
2	1 634	1 896	1 900	16. 04	0. 21	16. 28
3	1 549	2 014	2 021	30. 04	0. 33	30. 47
4	1 825	1 987	1 993	8. 89	0. 29	9. 21
5	1 427	1 847	1 851	29. 40	0. 24	29. 71
6	1 782	1 965	1 959	10. 26	-0. 30	9. 93
7	1 653	1 848	1 851	11. 80	0. 16	11. 98
8	1 660	1 867	1 860	12. 48	-0. 39	12. 05
9	1 822	1 972	1 970	8. 24	-0. 11	8. 12
10	1 368	1 765	1 762	29. 04	-0. 18	28. 80

注： P_{act} 表示优化前实际抗压强度； A_{sim} 表示优化后仿真抗压强度； A_{ac} 表示优化后实际抗压强度。

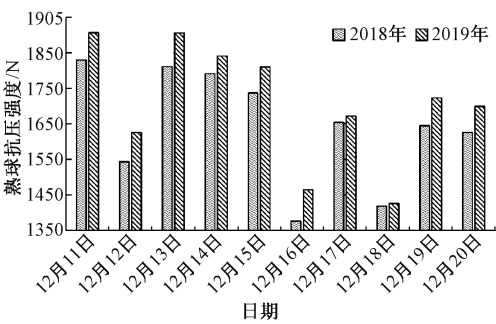


图 11 引入球团配料推荐模型前后的实际应用效果对比
Fig.11 Comparison of practical application effects before and after introducing pellet ingredient recommendation model

由图 11 可知,2019 年 12 月 1 日引入球团配料推荐模型后熟球抗压强度的日均值明显高于未引入模型前同一时期。综合分析可知,GRNN 熟球抗压强度预报模型与 BAS 智能推荐模型具有很强的实用性,无论是算法模拟,还是实验验证和实际应用,算法模型均具有较强的优势。因此,本文成果具有向其他钢铁企业推广的价值和可观的应用前景。

4 结 论

基于球团原料配比与焙烧制度构建的熟球抗压强度 GRNN 预报模型在静态样本数据中表现出了优良的预测效果,然后在该预报模型的基础上借助 BAS 算法构建了球团生产的原料最佳配比智能推荐模型,通过系统仿真结果分析与重复实验的手段验证了熟球抗压强度智能预报模型的泛化性和原料最佳配比智能推荐模型的稳健性。此外,将算法模型引入球团实际生产流程后具有一定的优势。因此,本文构建的球团原料最佳配比的 BAS 智能推荐模型具有一定的实用价值,且值得在相关企业中推广。

参考文献

[1] 韩阳,杨晓磊,张欣,等. 镁质熔剂性球团矿相的多重分形谱[J]. 钢铁, 2019,54(4) :31-36.
HAN Y, YANG X L, ZHANG X, et al. Multifractal spectrum research of magnesia fluxing pellets [J]. Iron and Steel, 2019, 54(4) :31-36.
[2] 李杰,信自成,杨爱民,等. 碱度对镁质熔剂性球团性能的影响[J]. 钢铁, 2017, 52(7) :35-41.
LI J, XIN Z CH, YANG AI M, et al. Effect of basicity on quality of magnesium fluxed pellets [J]. Iron and Steel, 2017, 52(7) :35-41.
[3] 陈树军,刘凯,吕庆. 不同配比下 PMC 矿粉和司家营矿粉造球工艺试验研究[J]. 材料科学与工艺, 2016,

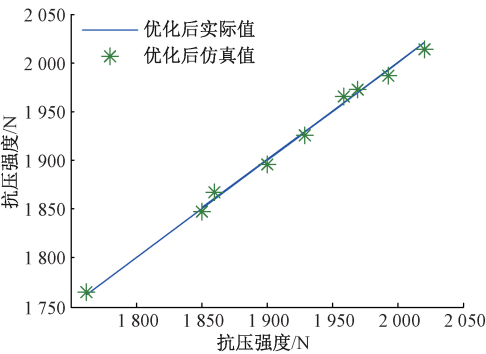


图 9 优化后的系统仿真与实验检测结果对比
Fig.9 Comparison between optimized system simulation and experiment test results

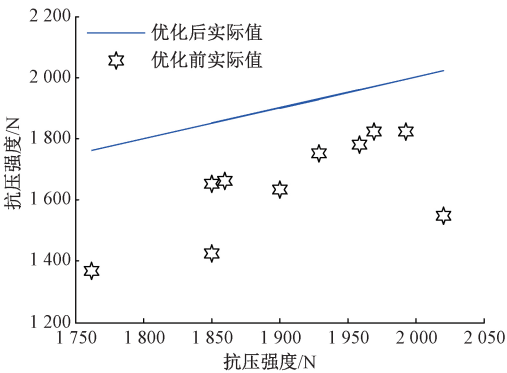


图 10 优化前与优化后的实验检测结果对比
Fig. 10 Comparison of experiment test results before and after optimization

- 24(6):85-89.
- CHEN SH J, LIU K, LYU Q. Experimental study on the pelletizing with PMC and sijiyang ore mineral powder under different ratio [J]. Materials Science and Technology, 2016, 24(6):85-89.
- [4] 青格勒, 王朝东, 侯恩俭, 等. 低硅含镁球团矿抗压强度及冶金性能[J]. 钢铁研究学报, 2014, 26(4):7-12.
- QING G L, WANG CH D, HOU EN J, et al. Compressive strength and metallurgical property of low silicon magnesium pellet[J]. Journal of Iron and Steel Research, 2014, 26(4):7-12.
- [5] 杨乐彪, 李家新, 杨佳龙, 等. 铁矿含碳球团高温抗压强度研究及机理分析[J]. 钢铁, 2017, 52(10):13-19.
- YANG L B, LI J X, YANG J L, et al. Thermal compressive strength and its mechanism analysis of carbon-bearing pellet [J]. Iron and Steel, 2017, 52(10):13-19.
- [6] 张旭, 张建良, 郭豪, 等. 含碳球团生产工艺参数优化及固结机理研究[J]. 过程工程学报, 2009, 9(s1):25-30.
- ZHANG X, ZHANG J L, GUO H, et al. Experimental study on optimization of technological parameters and agglomeration mechanism of carbon-containing pellets[J]. Chinese Journal of Process Engineering, 2009, 9(s1):25-30.
- [7] RUDOLFSSON M, STELTE W, LESTANDER T A. Process optimization of combined biomass torrefaction and pelletization for fuel pellet production - A parametric study[J]. Applied Energy, 2015, 140:378-384.
- [8] WANG SH, GUO Y F, FAN J J, et al. Initial stage of deposit formation process in a coal fired grate-rotary kiln for iron ore pellet production [J]. Fuel Processing Technology, 2018, 175:54-63.
- [9] 崔宏敏, 陈宝成, 丁钟凯, 等. 压力传感器结构参数识别及优化方法[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(12):2805-2812.
- CUI H M, CHEN B CH, DING ZH K, et al. Pressure sensor structure parameter identification and optimization method [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(12):2805-2812.
- [10] 常予, 焦敬品, 李光海, 等. 基于均匀设计的磁混频硬度检测激励参数优化[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(3):30-38.
- CHANG Y, JIAO J P, LI G H, et al. Excitation parameter optimization for magnetic mixing frequency hardness measurement based on uniform design [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(3):30-38.
- [11] 徐旭, 梁艳春, 时小虎. 延时-回归神经网络及在超声马达控制中的应用[J]. 电子学报, 2004, 32(11):1918-1921.
- XU X, LIANG Y CH, SHI X H. Time-delay recurrent neural network and applications to control of ultrasonic motors [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(11):1918-1921.
- [12] LI H, CUI J T, SHEN B Q, et al. An intelligent movie recommendation system through group-level sentiment analysis in microblogs[J]. Neurocomputing, 2016, 210:164-173.
- [13] 张彩军, 韩阳, 何世宇, 等. 炉口火焰光谱驱动的炼钢终点控制[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1):24-33.
- ZHANG C J, HAN Y, HE SH Y, et al. Furnace mouse flame spectrum driven steelmaking end control [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1):24-33.
- [14] 马慧芳, 贾美惠子, 张迪, 等. 融合标签关联关系与用户社交关系的微博推荐方法[J]. 电子学报, 2017, 45(1):112-118.
- MA H F, JIA M H Z, ZHANG D, et al. Microblog recommendation based on tag correlation and user social relation [J]. Acta Electronica Sinica, 2017, 45(1):112-118.
- [15] 金焱骅, 姚敏, 赵敏, 等. ESPSO 在翼伞气动参数辨识中的应用[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(10):10-17.
- JIN Y H, YAO M, ZHAO M, et al. Application of ESPSO in parafoil aerodynamic parameter identification [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(10):10-17.
- [16] 刘影, 钱志鸿, 贾迪. 室内环境中基于天牛须寻优的普适定位方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 4(7):1565-1571.
- LIU Y, QIAN Zh H, JIA D. Universal localization algorithm based on beetle antennae search in indoor environment [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 4(7):1565-1571.
- [17] 黄震华, 张波, 方强, 等. 一种社交网络群组间信息推荐的有效方法[J]. 电子学报, 2015, 43(6):1090-1093.
- HUANG ZH H, ZHANG B, FANG Q, et al. An efficient

algorithm of information recommendation between groups in social networks [J]. Acta Electronica Sinica, 2015, 43(6):1090-1093.

[18] JIANG X Y, LI SH. BAS: Beetle antennae search algorithm for optimization problems [J]. International Journal of Robotics and Control, 2018,1(1):1-5.

作者简介



韩阳,2010 年于河北理工大学获得学士学位,2018 年于华北理工大学获得理学硕士学位,现为华北理工大学博士研究生,主要研究方向为钢铁大数据、冶金数学模型、智能计算等。

E-mail:hanyang@ncst.edu.cn

Han Yang received his B. Sc. degree from Hebei University of Technology in 2010 and M.Sc. degree from North China University of Science and Technology in 2018. He is now a doctoral student in North China University of Science and Technology. His main research interest includes iron and steel big data, metallurgical mathematical model, intelligent calculation, etc.



杨爱民(通信作者),2002 年于燕山大学获得学士学位,2004 年于燕山大学获得硕士学位,2015 年于燕山大学获得博士学位,现为华北理工大学教授、博士生导师,主要研究方向为数值计算、钢铁大数据、智能计算等。

E-mail:aimin@ncst.edu.cn

Yang Aimin (Corresponding author) received his B. Sc. degree in 2002, M. Sc. degree in 2004 and Ph. D. degree in 2015 all from Yanshan University. Now he is a professor and doctoral advisor in North China University of Science and Technology. His main research interest includes numerical computation, iron and steel big data and intelligent computation, etc.



张玉柱,1982 年于东北工学院(现东北大学)获得学士学位,1986 年于北京科技大学获得硕士学位,2002 年于燕山大学获得博士学位,原华北理工大学党委书记,现为华北理工大学教授、博士生导师,主要研究方向为冶金数学模型、钢铁智能制造、节能减排等。

E-mail:zyz@ncst.edu.cn

Zhang Yuzhu received his B.Sc. degree from Northeast Institute of Technology (now Northeast University) in 1982, M. Sc. degree from Beijing University of Science and Technology in 1986 and Ph. D. degree from Yanshan University in 2002. He was the former secretary of the party committee of North China University of Science and Technology. He is now a professor and Ph. D. supervisor in North China University of Science and Technology. His main research interest includes metallurgical mathematical model, iron and steel intelligent manufacturing, energy saving and pollution emission reduction, etc.