

文章编号: 1671- 251X(2011)02- 0067- 04

DOI: CNKI: 32- 1627/ TP. 20110124. 1047. 010

基于自适应进化算法的烧结配料优化

秦岭, 李逸飞, 李智

(武汉工业学院电气信息工程系, 湖北 武汉 430022)

摘要: 针对烧结配料系统的多样性、复杂性和相关性特点, 基于广义回归神经网络建立了烧结配料预测模型, 提出基于自适应加速机制的多种群进化算法的烧结配料优化算法。该算法在引入自适应加速机制和弹性缩放因子的前提下, 充分运用了多种群进化算法的全局搜索能力寻找最优的工艺参数组合, 将神经网络和自适应进化算法有机结合, 实现了烧结配料的优化, 增加了混合料中有用的化学成分, 从而提高了产品质量。实际计算结果验证了该优化算法的正确性。

关键词: 烧结配料系统; 优化; 预测模型; 自适应进化算法; 广义回归神经网络

中图分类号: TD927 **文献标识码:** A **网络出版时间:** 2011- 01- 24 10: 47

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/32.1627.TP.20110124.1047.010.html>

Optimization of Sintering Blending Based on Adaptive Evolutionary Algorithm

QIN Ling, LI Yifei, LI Zhi

(Dept. of Electrical and Information Engineering of Wuhan Polytechnic University, Wuhan 430022, China)

Abstract: A prediction model of sintering blending was established based on GRNN according to characteristics of diversity, complexity and relativity of sintering blending system, and a new optimal algorithm was proposed based on multigroup evolutionary algorithm with adaptive acceleration mechanism. The algorithm uses global search ability of multigroup evolutionary algorithm to achieve the optimization of process parameters under introducing adaptive acceleration mechanism and elastic scaling factor. The organic combination of GRNN and adaptive evolutionary algorithm is helpful to achieve proportion optimization of sintering blending and increase useful chemical composition in sintering blending, so as to improve product quality. The correctness of the optimization algorithm was verified with practical calculation results.

Key words: sintering blending system, optimization, prediction model, adaptive evolutionary algorithm, GRNN

收稿日期: 2010- 10- 26

基金项目: 湖北省教育厅科学技术研究项目(B20101707)

作者简介: 秦岭(1976-), 男, 湖北武汉人, 讲师, 硕士, 2003年毕业于武汉科技大学, 现主要从事传感器与检测技术、智能控制等方面的教学工作。E-mail: popularqin@163.com

0 引言

烧结是将粉状物或细粒矿进行高温加热, 在不完全熔化的情况下烧结成块的过程^[1]。烧结的前期工序将各种单品种的铁矿石按照烧结生产工艺的要求进行配比, 使混匀以后的混合矿化学成分达到烧

34 37.

参考文献:

- [1] 沈建良, 赵文宏, 贾玉坤, 等. ATmega128 单片机入门与提高[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2009.
- [2] 刘晓文, 周兴, 赵宗平, 等. 基于CAN总线可在线更新程序的分布式I/O监控系统[J]. 煤炭技术, 2010(3):

- [3] 陈光华, 刘美俊. 基于PC与PLC的远距离通信实现方法[J]. 电气自动化, 2008(4): 61-63.
- [4] 曹翔军, 薛升宁, 郭保龙. Boot Loader的原理及设计要点[J]. 电子元器件应用, 2008(1): 60-62.

结配料工艺的指标要求。对于确定的烧结设备与烧结工艺, 烧结矿的产量和质量完全取决于烧结混合原料的性能, 包括原料的化学成分、粒度与粒度组成、原料的烧结性能。合理地选择烧结混合料的配比, 将直接影响烧结矿石的化学成分, 因此, 对混合料进行恰当的搭配, 使混合料符合烧结生产的要求, 具有重要的实际意义。

近年来, 众多学者运用不同的理论方法建立了烧结配矿数学模型, 并取得了众多成果。冯建生等^[2]通过总结宝钢集团有限公司 10 余年来的配矿经验, 应用神经网络技术, 建立了配矿专家系统。李智等^[3-6]运用人工智能技术对配矿方法作了大量研究, 分别利用神经网络、Hopfield 神经网络和改进的模拟退火算法建立了武钢烧结厂的原料混匀数学模型, 并进行了优化计算。

本文在上述研究成果的基础上, 针对烧结配料的特点, 基于广义回归神经网络 (GRNN) 建立了质量预测模型, 采用带有自适应加速机制的多种群进化算法 (Adaptive Evolutionary Algorithms, AEA) 确定神经网络的结构与参数, 并基于此, 充分运用多种群进化算法的全局搜索能力寻找最优的工艺参数组合, 将神经网络和自适应进化算法有机结合, 实现了烧结配料的优化, 增加了混合料中有用的化学成分, 从而提高了产品质量。

1 烧结配料预测模型

烧结配料的目的是根据不同种类的铁矿石的化学成分, 将原料矿进行合理的搭配, 使混匀矿的化学成分符合烧结生产的要求。在烧结过程中, 水分、碱度、配碳、负压等因素之间存在着相互制约的非线性关系, 并且烧结矿石种类不同, 含 MgO 、 FeO 以及 SiO_2 等的含量也各不相同, 含量的约束范围如表 1 所示。

表 1 原料中一些元素的含量约束范围

元素	含量 / %	元素	含量 / %
TFe, X_1	$55.5 \leq X_1 \leq 58.5$	碱度, X_6	$1.6 \leq X_6 \leq 2.2$
FeO, X_2	$6 \leq X_2 \leq 8$	水分, X_7	$5 \leq X_7 \leq 7.4$
SiO_2 , X_3	$4.5 \leq X_3 \leq 5.2$	配碳量, X_8	$4.5 \leq X_8 \leq 5.3$
MgO, X_4	$2 \leq X_4 \leq 2.5$	负压, X_9	$1 \leq X_9 \leq 1.3$
Al_2O_3 , X_5	$1.6 \leq X_5 \leq 2.1$		

因此, 预测模型是以烧结的生产性能为优化目标, 即转鼓强度 $Z_1(X)$ 和烧结速度 $Z_2(X)$ 最大为原则, 即

$$\max \begin{cases} Z_1(X), Z_2(X) \end{cases}, \text{ s. t. } g_i(X) \leq 0, X = \begin{cases} X_1, \dots, X_9 \end{cases} \in R$$

由于 GRNN 具有明确的概率意义和较好的泛化能力, 能逼近任意非线性函数, 其建立过程实质是通过样本学习调整各层的权值和径向基层的光滑因子。因此, 采用 3 层 GRNN 作为烧结配料预测模型, 其结构如图 1 所示。

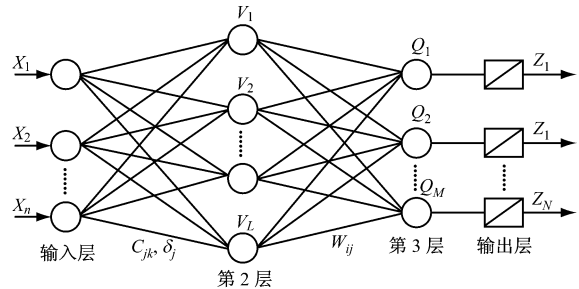


图 1 基于 GRNN 的烧结配料预测模型结构

取 $X_k (k = 1, \dots, 9)$ 为输入, $V_j (j = 1, \dots, L)$ 为第二层输出, 其神经元的个数等于输入向量维数, 大小为

$$V_j = \exp \left[- \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left(\frac{x_k - C_{jk}}{\delta_j} \right)^2 \right] \setminus \sum_{j=1}^L \exp \left[- \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left(\frac{x_k - C_{jk}}{\delta_j} \right)^2 \right]$$

则模型的输出 $Z_i (i = 1, 2)$ 为

$$Z_i = \sum_{j=1}^L (V_j W_{ij}) \setminus \sum_{j=1}^L V_j$$

其中: C_{jk} 为隐含层单元的中心; δ_j 为光滑因子; W_{ij} 为网络权值。

2 优化算法

神经网络学习过程的实质是求解非线性优化问题, 对于传统的优化算法^[7-11]容易陷入局部极值, 并且收敛速度过慢或者难以收敛。因此, 本文提出带有自适应加速机制的多种群进化算法, 其主要由以下几个部分构成:

(1) 编码方式: 将 L 维 (L 对应于烧结矿中的输入因素) 输入向量 X_k 作为个体, 其向量的每个分量为相应个体的基因, 以此作为 AEA 的编码基础。

(2) 个体适应度: 直接采用目标函数的输出值 (即 GRNN 神经网络的输出值 Z_i), 对于含有多目标的优化问题, 一般通过加权求和将其统一转化为求解单目标问题。

(3) 个体选择策略: 采用“精英保留”的筛选策略, 即个体的选择取决于个体在群体中的性状表现, 性状良好的个体排名靠前, 排名序号越高其选择概

率越大。

(4) 进化算子: 随机算子、截尾变异、逆序变异、对称变异、置换交叉、融合交叉、逆序交叉。

(5) 算子选择策略: 采用轮盘赌的方式。

(6) 多种群结构: 在进化过程中, 各子群体独立进化, 经过给定代数之后, 子群之间再发生基因的交流。一个种群的前 50% 的个体与另一个种群前 50% 的个体奇偶交错排列组成新的种群。

基于上述进化算法, 如果能充分利用计算过程中获得的各种信息, 则可以加速整个进化过程。由于在进化过程中精英群体的个体位置可能提供全局最优解的范围信息, 因此可以对其进行统计计算, 缩小下一轮寻优计算的搜索区域。对于精英群体 X_1, X_2, \dots, X_n , 其分量的标准差为

$$\sigma_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_{ji} - \bar{x}_j)^2}, \quad \bar{x}_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ji}$$

则下一轮搜索区域为

$$h_j = x_{j1} + 2\sigma_j, \quad l_j = x_{j1} - 2\sigma_j \quad (j = 1, 2, \dots, n)$$

式中: h_j, l_j 分别为分量搜索区间的上限和下限; x_{j1} 为最优个体的分量。

然而, 对于多极值问题, 该加速机制更易导致陷入局部最优解。因此, 采用弹性缩放因子, 使整个加速过程具有自适应性质, 即在计算过程尚未达到终止条件之前, 若个别分量的搜索区域已经小于给定设计变量精度数值, 则放大其分量搜索区域为

$$h_{\text{new}} = x_{j1} + 5(h_j - l_j), \quad l_{\text{new}} = x_{j1} - 5(h_j - l_j)$$

式中: h_{new} 和 l_{new} 分别为分量搜索区域更新后的上限和下限。

此外, 若停滞次数已达到给定次数, 则将搜索区域恢复为初始区域, 并对每个子群第 3 到 n 号个体重新进行初始化处理, 将每个子群的第 2 号个体基因替换为当前所有群体中最优的个体基因。

整个改进的自适应多目标优化算法步骤:

Step1: 初始化种群, 对 GRNN 的烧结工艺参数 X_k 随机产生给定数量的个体及其基因分量;

Step2: 利用轮盘赌方式, 按照概率选择进化算子;

Step3: 根据选定的进化方式产生子代个体;

Step4: 将子代个体的适应度与精英群体比较, 执行“精英保留”策略;

Step5: 计算均方差 σ_j , 加速搜索区间的收敛, 产生全部子代形成种群;

Step6: 各个子代种群之间进行基因交流;

Step7: 当满足 $(|X_i - X_{i-1}| \leq E_x)$ and

$(|f_i - f_{i-1}| \leq E_f)$ and $(F_i < Z)$ 时算法终止, 否则转向 Step2。其中: X_i 为第 i 代最优向量的分量, E_x 与 E_f 为给定设计向量与目标函数的精度, F_i 为第 i 代最优目标函数值, Z 为在第 i 代前的最好目标函数值。

Step8: 当算法终止后, 搜索并比较每个种群第一位置个体的适应度, 最优个体的基因分量即为问题的优化结果。

3 计算结果及分析

本文采用某烧结厂的实际烧结配料记录, 从样本统计库选择 140 组合适样本, 经过归一化处理后对 GRNN 进行训练, 再选取 10 组数据作为测试样本, 将预测模型的计算值与实际样本值进行对比, 以验证预测模型的正确性和有效性, 仿真结果如图 2 和图 3 所示, 其中虚线代表实际样本值, 实线代表预测模型的计算值。

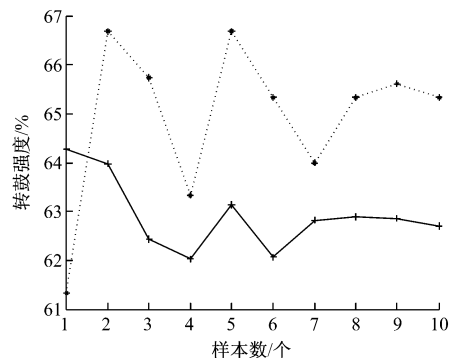


图 2 烧结配料转鼓强度预测模型仿真结果

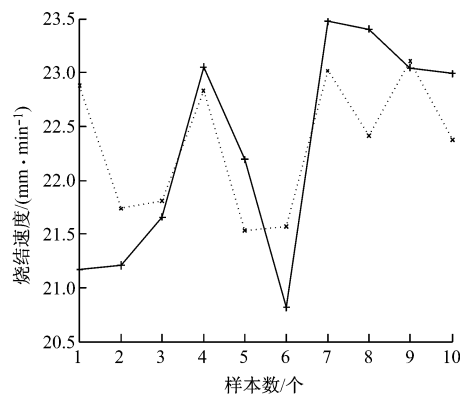


图 3 烧结速度预测模型仿真结果

由图 2 和图 3 可以得出, 基于 GRNN 建立的烧结配料预测模型较能准确的预测烧结过程中转鼓强度和烧结速度的大小, 从而为烧结配料参数的进一步寻优计算提供了可靠的基础。

为了能够采用进化算法寻优烧结配料的最佳工艺参数组合, 将实际问题做如下转换处理: 烧结配料

工艺参数作为进化算法的个体, 初始的参数组合由程序随机产生, 后代的个体由算法通过算子等方法迭代进化产生。GRNN 模型作为进化算法的目标函数, 将每组个体输入到烧结配料预测模型中, 将模型的输出通过加权求和处理得到单一函数值作为评价目标, 算法终止后留下的第一组参数即为最优结果。

根据优化模型计算相应的优化参数。进化算法的参数选取: 随机算子为 0.30, 对称变异为 0.10, 截尾变异为 0.10, 逆序变异为 0.10, 置换交叉为 0.15, 融合交叉为 0.10, 逆序交叉为 0.15, 设计变量与目标函数的精度为 $1E-9$, 种群数量为 3, 种群个体数为 10, 个体基因数为 13, 停滞极限为 100。

将优化算法用于实际的生产优化中, 分别选取优化前的实际样本数据与优化后的计算数据相对比, 结果如表 2 和表 3 所示。

表 2 烧结配料含量最佳配比

名称	SiO ₂ -1	CaO-1	Al ₂ O ₃ -1	MgO-1	FeO-1	黏附粒子 1	
配比	0.844	0.229	0.176	0.31	5.384	14.81	
名称	SiO ₂ -2	CaO-2	Al ₂ O ₃ -2	MgO-2	FeO-2	黏附粒子 2 成核粒子	
配比	3.386	0.194	7.1384	0.35	2.57	13.726	18.914

表 3 烧结配料性能目标优化前后的结果

项目	优化前	优化后
转鼓强度 / %	64.67	65.6
烧结速度 / ($mm \cdot min^{-1}$)	22.503	23.105
相对误差 / %	1.41	2.59

从实际优化结果可以看出, 基于自适应进化算法的烧结配料预测模型提高了转鼓强度和烧结速度, 在保证产量的情况下, 通过合理配料可以改善烧结的过程性能, 从而提高了烧结矿的质量, 降低了生产成本。

4 结语

应用 GRNN 建立了烧结配料预测数学模型, 针

对烧结配料工艺参数寻优等非线性问题, 提出带有自适应加速机制的多种群进化算法, 较好地解决了收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点, 实际计算结果表明其能更合理地配料, 提高产品质量, 为工程实际应用提供了一种新的思路。但从仿真结果也可以看出, 该烧结模型预报波动较大, 烧结工艺参数优化改进不大, 需要进一步从优化实验数据的采集、改进神经网络模型等方面入手, 继续完善这套烧结配料优化系统, 使其结果更加接近真实的烧结过程。

参考文献:

- [1] 唐贤容, 王笃阳, 张清岑. 烧结理论与工艺[M]. 长沙: 中南工业大学出版社, 1992.
- [2] 冯建生, 王秀芝. 一个基于神经网络的配矿专家系统[J]. 冶金自动化, 1999(4): 7-10.
- [3] 李智, 姚驻斌, 张望兴, 等. 基于神经网络的混匀配料优化方法[J]. 钢铁研究, 2000(4): 10-12.
- [4] 李智, 姚驻斌, 张望兴, 等. 模拟退火算法在冶炼 Mn-Si 合金优化配料中的应用[J]. 钢铁研究, 2000(5): 36-39.
- [5] 李智, 卢兰光. 模拟退火优化算法在混匀配料中的应用[J]. 钢铁研究, 2001(3): 38-40.
- [6] 李智. 改进的模拟退火算法在原料矿混匀优化中的应用[J]. 矿业研究与开发, 2003(5): 40-42.
- [7] 张智星, 孙春在, 水谷英二. 神经-模糊和软计算[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2000.
- [8] 潘正君, 康立山, 陈毓屏. 演化计算[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.
- [9] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
- [10] 米凯利维茨. 演化程序——遗传算法与数据编码的结合[M]. 周家驹, 译. 北京: 科技出版社, 2000.
- [11] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.

泰山建能公司成功研制液压支架搬运车

2010 年 5 月, 山东新汶矿业集团泰山建能公司成功研制出了 GC35 型矿用液压支架搬运车。

该液压支架搬运车总载重为 35 t, 采用 U 型框架式车架结构、摆动式液压油缸带动链轮链条提升型式。液压支架进入 U 型车架内部后, 可以直接提

升液压支架达到运输状态, 并能根据道路状况调整支架运输时的离地高度, 运行灵活, 适应性强, 快捷, 操作简单, 安全可靠, 是传统回柱绞车的替代产品, 可提高功效 300% 以上。

(周峰, 王明章)