

铅锌烧结过程质量产量的智能集成优化控制

徐辰华, 吴 敏

(中南大学 信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083)

摘要: 针对铅锌烧结过程具有大滞后、多约束的特点, 建立烧结块质量产量神经网络预测模型和优化控制模型, 提出一种融合聚类搜索粗优化和混沌遗传细优化的智能集成优化控制方法. 首先采用模糊聚类算法进行优化样本查询, 所得结果作为问题的次优解; 然后采用最优保存对简单遗传混沌算法进行二次优化, 求取问题的最优解; 最后对智能集成方法进行实际验证, 系统运行结果表明, 该方法较好地实现了高产、优质的生产目标, 并且具有全局收敛性和工业有效性, 为解决复杂工业过程的优化控制问题提供了一种有效、实用的新思路.

关键词: 质量产量预测模型; 优化控制模型; 模糊聚类算法; 遗传混沌算法; 集成优化控制
中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Intelligent integrated optimization control of quality and quantity for lead-zinc sintering process

XU Chen-hua, WU Min

(School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: Based on features in the lead-zinc sintering process, such as the large time delay and multiple constraints, the quality-quantity-based predictive model is established and an intelligent integrated optimization control method is proposed. First, the fuzzy clustering searching method is applied to the database query optimization, and the suboptimal solution of this problem is calculated. Second, the elitist preserved simple genetic algorithm and chaos optimization are used to implement the accurate optimization. Practical applications confirm the global convergence of the method and demonstrate its industrial feasibilities in promoting product quantity and improving product quality. It is an effective and new idea to implement the global optimization control for complex process.

Key words: quality-quantity-based predictive model; optimization control model; fuzzy clustering; genetic chaos; intelligent integrated optimization control

1 引言(Introduction)

铅锌烧结过程采用ISP(imperial smelting process)工艺, 是一个复杂的物理化学反应过程, 分为干燥、加热、反应、烧结4个阶段, 包括水分的蒸发与冷凝、物料的分解、氧化还原反应以及化学物的熔化等^[1,2], 具有大滞后、强非线性等特点.

烧结过程优化控制的目标是使得烧结块的质量产量综合指标达到最优. 由于受到人工经验等因素的制约, 操作人员很难对质量产量进行客观的评价, 因而影响到优化控制的实现. 另一方面, 烧结过程生产目标和工艺参数之间存在严重滞后, 采用传统方法或单一的控制方法很难获得令人满意的控制效果. 因此, 迫切需要提出新的方法来解决烧结过程质量产量的优化控制问题.

目前, 国内外关于烧结过程控制的研究, 大部分集中在铁矿石的烧结领域, 以吸风烧结为主, 建立的模型与实际工业生产存在一定的差距, 仅仅解决了烧结过程中的局部参数优化问题. 相对于铁矿石烧结过程, 国内外对于密闭鼓风铅锌烧结工艺的建模和优化控制研究还处于起步阶段^[3]. 用于冶炼过程质量产量预测的方法主要有机理建模和神经网络建模^[4,5]. 近几年来, 出现了一些组合的方法, 取得了明显的控制效果^[6~9], 但没有从全局优化的角度来解决实际工业存在的问题. 建模方法的多样化和优化模型的复杂化使得单一的优化方法无法求解复杂工业过程的优化控制问题. 铅锌烧结过程质量产量优化控制目标函数的求解问题属于非线性函数的多变量优化, 传统的梯度寻优方法在处理此类问题的过

程中,通常效果不佳.目前,国内外出现的基于惩罚函数法的遗传优化算法^[10~12]和基于惩罚函数法的混沌优化算法^[13,14]为解决非线性约束的优化控制问题提供了新的思路.

烧结块质量产量指标是烧结过程最直接的控制目标,是反映烧结生产状况的重要因素.本文以铅锌密闭鼓风烧结过程为例,从全局优化的角度考虑,提出一种基于质量产量预测模型的智能集成优化控制算法,解决了质量产量优化控制问题.首先采用改进的BP神经网络(back propagation neural network, BPNN)建立烧结块质量产量预测模型和优化控制模型;然后采用内点罚函数法将描述的多约束非线性优化问题转换为一个无目标约束优化问题;采用融合聚类搜索粗优化和混沌遗传细优化的智能集成优化算法进行求解,实现铅锌烧结过程质量产量的优化控制;最后给出实际运行结果分析和结论,验证方法的有效性.

2 机理分析(Mechanism analysis)

铅锌烧结过程最直接的控制目标是烧结块质量和产量指标.将现场获得的数据分为两大类:烧结块的产量数据,每8h统计一次;混合料的成分和烧结块的成分分析数据,每2h采样一次,主要包括混合料的含铅量、含锌量、含硫量等13种成分分析数据.烧结过程工况状态信息是每3min采样一次,主要包括精矿流量、返粉流量、台车速度、点火温度等几十个数据.

为了降低过程模型输入变量维数,采用主元分析方法对烧结混合料进行数据处理和相关性分析,确定烧结块质量产量预测模型的输入变量为:混合料含铅量 x_1 、混合料含锌量 x_2 、混合料含水量 x_3 、1[#]新鲜风机风量 x_4 、2[#]新鲜风机风量 x_5 、2[#]返烟风机风量 x_6 、混合料含硫量 x_7 、台车速度 x_8 、精矿流量 x_9 、返粉流量 x_{10} .

3 质量产量模型(Quality-quantity-based models)

铅锌烧结过程烧结块化学成分每2h检测一次,烧结块产量每8h检测一次,存在严重滞后,因此需要建立质量产量综合指标预测模型.预测模型作为参数优化的基础,模型精度对于保证优化的有效性、可靠性具有重要的意义.基本BP网络尽管有效,但在目标点附近收敛速度很慢,效率低,用其描述复杂系统时,往往不能保证全局收敛而陷入局部极小,导致学习失败.因此,基于机理分析,从预测精度和误差的角度考虑,本文采用基于变学习率和样本批处理相结合的改进BPNN来建立质量产量预测模型.

3.1 烧结块质量产量预测模型(Quality-quantity predictive model)

以烧结块产量预测模型为例,确定神经网络模型的输入变量为10个: $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}$.采用3层BPNN结构,输入层和输出层的神经元个数分别为10和1,隐含层神经元个数按照经验公式计算^[15],确定为20,定义隐层中第 i 个神经元的输入和输出为:

对于隐层,采用包含20个神经元的网络结构,定义第 i 个神经元的输入和输出为

$$x_i = \sum_{j=1}^{10} \omega_{i,j} x_j + b_i, \quad (1)$$

$$y_i = \tan \operatorname{sgn} x_i. \quad (2)$$

式中: $\omega_{i,j}$ 为第 j 个隐层神经元到第 i 个输入变量的权值, b_i 为对应第 i 个隐层神经元的阈值, $\tan \operatorname{sig}(\cdot)$ 表示非线性sigmoid激励函数,即

$$\tan \operatorname{sgn}(x) = \frac{2}{1 + e^{(-2x)}} - 1. \quad (3)$$

定义输出层神经元的输入和输出为

$$x_O = \sum_{i=1}^{20} \omega_{i,O} y_i + b_O. \quad (4)$$

式中: $\omega_{i,O}$ 表示第 i 个隐层神经元到输出变量的权值, b_O 为输出神经元的阈值.

根据式(1)~(4)确定铅锌烧结过程烧结块产量神经网络预测模型为

$$X = x_O = \sum_{i=1}^{20} \omega_{i,O} \tan \operatorname{sgn} \left(\sum_{j=1}^{10} \omega_{i,j} x_j + b_i \right) + b_O. \quad (5)$$

式中的权值 $\omega_{i,j}$ 和阈值 b_i 、 b_O 由BPNN训练获得.

采用非线性函数 $f(\cdot)$ 表示烧结块产量对应的神经网络模型函数,式(5)被描述为

$$X = f_X(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}). \quad (6)$$

由于含铅量、含硫量和产量的数据采集时间不一致,相互之间也存在一定的关联度,因此采用类似的神经网络方法对烧结块的含铅量和含硫量分别建立预测模型.为了简化模型,采用相同的3层BPNN结构(10-20-1),描述的非线性函数输入输出关系如式(7)和(8)所示.

烧结块含铅量神经网络预测模型:

$$X_1 = f_{X_1}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}). \quad (7)$$

烧结块含硫量神经网络预测模型:

$$X_7 = f_{X_7}(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}). \quad (8)$$

3.2 模型的验证(Verification of models)

为了检验模型的有效性,从实际生产过程中

取100组数据, 分别对铅锌烧结过程烧结块的产量质量预测模型进行实验验证. 统计分析结果如表1.

表1 烧结块质量产量预测模型部分运行结果
Table 1 Predictive results of quality-quantity-based model

预测模型	含硫量	含铅量	产量
精度/%	86.7	87.5	85.3

由表1建立的模型具有较高的预测精度, 其中烧结块产量预测模型的精度相对较差, 考虑到产量本身的统计过程中存在很多不确定因素导致的统计误差, 本文获得的预测效果是可以满足工艺要求的.

实际的生产过程是不断变化的, 因此神经网络预测模型随过程变化进行样本更新, 将最新的样本加入到自学习的库文件中, 按照排除异常和离群样本的原则, 将旧样本剔除, 保持样本数量不变. 神经网络的学习采用后台训练方式, 使模型随着系统的运行也能保持较高的精度. 因此, 采用BPNN方法建立的烧结块质量产量预测模型是有效的.

3.3 质量产量优化控制模型(Quality-quantity optimization and control model)

采用 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 表示烧结块产量、烧结块含铅量和烧结块含硫量对综合工况指标的影响因子, 根据数据处理结果结合专家经验进行确定, 最终获得烧结块综合工况模型:

$$Y = \lambda_1 X + \lambda_2 X_1 + \lambda_3 X_7 = f_Y(x_1, x_2, \dots, x_{10}). \quad (9)$$

由式(9)计算当前的综合工况指标, 根据专家判断模型判断当前的综合工况. 如果当前综合工况指数为“优”, 则保持当前操作参数; 如果为“非优”, 则调用参数优化算法, 给出操作优化指导. x_1, x_2 由生产调度人员给出, 不作为质量产量优化控制的操作变量, 定义一组优化操作参数为: $\{x_3, x_4, \dots, x_{10}\}$. 根据工艺要求的边界约束条件, 获得铅锌烧结过程质量产量优化控制模型为

$$\begin{aligned} & \max X, \\ & \text{s.t.} \begin{cases} 3 < x_3 < 7, & 10 < x_4 < 20, \\ 15 < x_5 < 26, & 10 < x_6 < 35, \\ 5 < x_7 < 9, & 1.3 < x_8 < 1.74, \\ 10 < x_9 < 60, & 10 < x_{10} < 250. \end{cases} \end{aligned} \quad (10)$$

4 质量产量优化控制(Quality-quantity-based optimization control)

4.1 优化控制结构(Structure of optimization control)

铅锌烧结过程质量产量优化目标函数的求解问题属于非线性函数的多变量优化, 本文提出质量产量智能集成优化控制方法, 采用融合模糊聚类搜索与遗传混沌算法的集成优化算法解决其优化问题, 优化控制结构如图1所示.

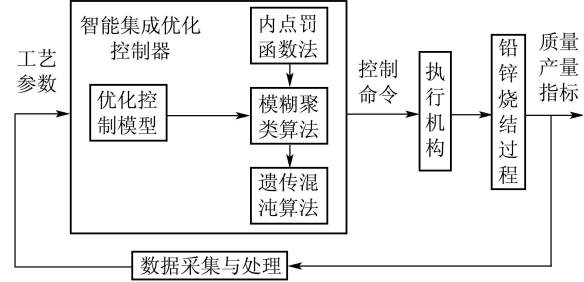


图1 集成优化控制结构示意图

Fig. 1 Configuration of integrated optimization control

质量产量优化控制思想: 采用内点罚函数方法将非线性多目标约束优化问题转化为无目标约束优化问题; 按照工业实用有效的原则, 采用聚类并行搜索的方法获得历史上对应当前烧结工况的优化操作样本, 作为一个初始次优解 Z_0^* ; 按照“适者生存”的原则, 采用遗传算法进行优化, 在进化过程中引入混沌优化以引导劣势种群的进化方向, 提高遗传算法的收敛速度, 使种群跳出局部最优解.

4.2 智能集成优化控制算法(Intelligent integrated optimization control algorithm)

令 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_8\}$, 对应式(9)中的 $x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9$ 和 x_{10} . 将质量产量优化目标函数转化为内点罚函数法的标准形式:

$$\min f(Z) = \min (C - X). \quad (11)$$

其中 C 为一给定的正数, 以保证 $f(Z)$ 为非负.

加入作用因子 $\alpha_i (i = 1, 2, \dots, 16)$ 构造罚函数, 取值为: $\alpha_1 = \alpha_2 = \alpha_3 = \alpha_4 = 1, \alpha_5 = \alpha_6 = \alpha_9 = \alpha_{10} = 0.2, \alpha_7 = \alpha_8 = \alpha_{11} = \alpha_{12} = \alpha_{13} = \alpha_{14} = \alpha_{15} = \alpha_{16} = 0.5$. 由此得到优化控制目标函数的内点罚函数形式:

$$\begin{aligned} \phi(Z, m^{(k)}) &= f(Z) - m^{(k)} \sum_{i=1}^{16} \frac{1}{g_i(z)} = \\ &= (C - X) - m_{(k-1)} \sum_{i=1}^{16} \alpha_i \cdot \frac{1}{g_i(z)}. \end{aligned} \quad (12)$$

式中 m 为惩罚因子变量, 满足 $m^{(0)} > m^{(1)} > m^{(2)} > \dots$ 和 $\lim_{k \rightarrow \infty} m^{(k)} = 0$. 式(10)的约束条件可以描述为

$$\begin{cases} g_1(z) = 3 - x_3 < 0, & g_2(z) = x_3 - 7 < 0, \\ g_3(z) = 10 - x_4 < 0, & g_4(z) = x_4 - 20 < 0, \\ g_5(z) = 15 - x_5 < 0, & g_6(z) = x_5 - 26 < 0, \\ g_7(z) = 10 - x_6 < 0, & g_8(z) = x_6 - 35 < 0, \\ g_9(z) = 5 - x_7 < 0, & g_{10}(z) = x_7 - 9 < 0, \\ g_{11}(z) = 1.3 - x_8 < 0, & g_{12}(z) = x_8 - 1.74 < 0, \\ g_{13}(z) = 10 - x_9 < 0, & g_{14}(z) = x_9 - 60 < 0, \\ g_{15}(z) = 10 - x_{10} < 0, & g_{16}(z) = x_{10} - 250 < 0. \end{cases} \quad (13)$$

采用模糊聚类融合混沌遗传的集成算法对上述非线性无约束优化问题进行求解, 具体步骤如下:

设定惩罚因子的初始值 $m^{(0)} = 1$.

Step 1 建立烧结过程优化操作数据库. 数据样本包括混合料含铅量、混合料含锌量、混合料二氧化硅含量、混合料含硫量、台车速度等.

Step 2 采用模糊C均值聚类方法对优化操作数据样本进行加权聚类. 聚类后优化操作样本分为20大类, 记第*i*类的类中心为Cen *i*.

Step 3 计算现场数据样本与类中心的相似系数, 选取相似系数最大作为搜索的子空间; 计算现场数据样本与子空间中每一个样本的相似系数, 对相似系数大于0.9的子空间样本带入式(12)计算 $\phi(Z, m^{(0)})$ 的大小, 使 $\phi(Z, m^{(0)})$ 最小的样本则为聚类搜索的优化解 Z^* . 如果 $\phi(Z^*, m^{(0)}) < \phi(Z_0, m^{(0)})$, 则聚类搜索优化的次优解 $Z_0^* = Z^*$, 否则 $Z_0^* = Z_0$.

Step 4 群体初始化. 定义评价函数*E*为: $E = f(Z)$. 采用二进制矢量编码, 染色体表示为 $Z(z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6, z_7, z_8)$. 设定群体规模GP、进化的最大代数GM、个体的目标适应度Fit*M*, 进化代数*r*初始化为1; 模糊聚类搜索结果 Z^* 作为初始种群的一个最优解.

Step 5 按照“适者生存”的原则, 采用遗传算法获得新一代种群, 根据评价函数*E*求取个体的适应度, 记每一代种群中适应度最大的个体为 $Z^*(m^{(k)})$; 求取当前代种群的最高适应度值 $E^*(r)$, 平均适应度值 $\bar{E}r$. 如果满足 $E^*(r) \geq \text{Fit}M$ 或者 $r > GM$, 则转入Step 7; 如果满足 $\|\bar{E}(r) - \bar{E}(r-1)\| < \sigma$, (σ 为确定的较小的常数), 则转入Step 6; 如果不满足上述条件, 则继续新一轮的种群进化.

Step 6 按适应度大小将个体进行分类(优、良、中、差4类), 在适应度非优的类中随机抽取*s*个个体进行混沌二次优化, 具有最高适应度的个体不参与混沌优化, 这样可以引导种群的进化方向, 提高遗传算法的收敛速度; 混沌优化的目标函数 f_C 取综合工况指标的倒数, 这样综合工况愈好, 对应混沌优化的函数值愈小.

Step 7 根据进化结果和算法结束条件, 把对应当前代适应度为 $E^*(r)$ 的个体 Z^* 作为全局最优解, 给出操作优化指导.

5 实际运行结果(Results of actual runs)

将本文提出的智能集成建模和优化控制方法应用于某大型有色冶炼企业, 系统已投入运行使用, 取得了理想的工业应用效果. 图2(a)~图2(c)表示了控制系统的自动与手动控制效果; 含硫量和含铅量样本点时间间隔为2 h, 产量样本点时间间隔为8 h.

选取6000组实际运行数据进行优化算法分析, 结果如表2所示.

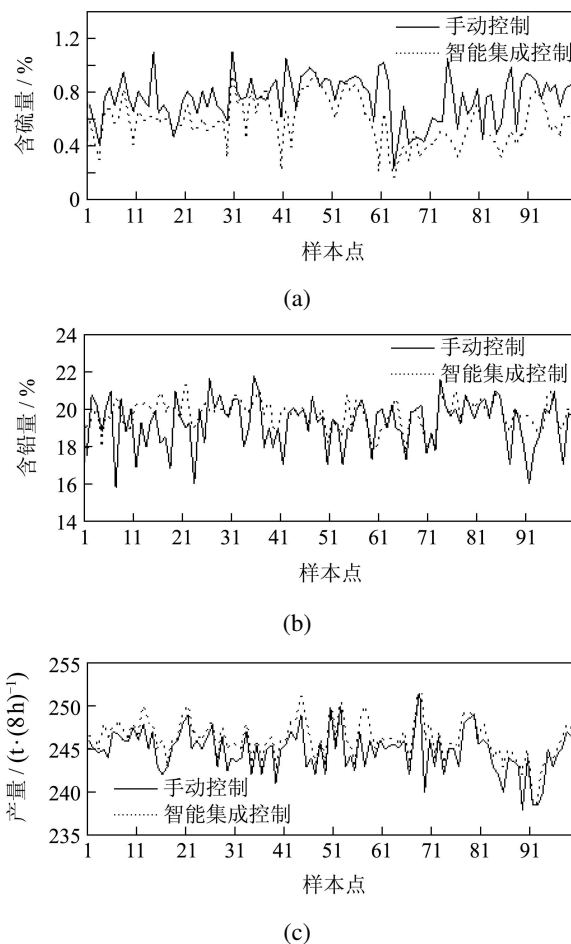


图2 烧结块质量产量优化控制运行结果

Fig. 2 Results of quality-quantity optimization control

当综合指标参数为“差”时, 优化控制算法的有效率达到100%, 表明通过智能优化算法可以以100%的有效率搜索到一组操作参数, 将当前工况优化到优、良或者中的综合工况状态. 当综合指标参数为“中”时, 优化控制算法的有效率达到96.8%.可以看出, 本文提出的智能集成优化算法在实际生产过程中具有较高的优化有效率.

表2 烧结块质量产量智能集成优化算法分析结果

Table 2 Results of intelligent integrated algorithm

比率/%	综合指标参数	
	“差”	“中”
优化到“中”	12.56	—
优化到“良”	50.27	58.68
优化到“优”	37.17	38.12

以上结果表明, 通过采用智能集成优化控制技术, 系统投运后烧结块的质量指标控制效果获得明显改善, 烧结块需要严格控制的含硫量、含铅量合

格率得到了提高,使得烧结块含硫量指标在超标的情况下,可以将含硫量降低到合适的水平($<1\%$),同时,烧结块含铅量指标也达到了工艺要求,大大提高烧结块的产量,较好的满足了优质、高产的生产目标.可见,提出的智能集成优化控制算法具有显著的工业有效性,较好的解决了具有多约束非线性特点的铅锌烧结过程质量产量优化控制问题.

6 结论(Conclusions)

本文以铅锌烧结过程质量产量的建模和优化控制为研究背景,采用主元分析、神经网络、模糊聚类、混沌遗传算法等多种智能化方法,提出一种基于质量产量预测模型的智能集成优化控制算法.该算法采用了模糊聚类搜索粗优化与混沌遗传算法细优化相融合的形式,具有全局收敛性、高效性、实用性的特点.

工业运行结果表明,质量产量优化控制减小了工况的波动,提高了烧结块的质量和产量,取得了显著效益.本文提出的基于质量产量预测模型的智能优化控制策略,为实现烧结过程全局优化控制奠定了基础,为解决复杂工业过程的优化问题提供了一种新思路,同时也为智能控制技术的工业化、实用化提供了一个范例.

参考文献(References):

- [1] 胡新. 铅锌密闭鼓风炉熔炼技术10年来的发展[J]. 有色冶炼, 1994, 23(4): 11 – 14.
(HU Xin. Ten year development of lead-zinc imperial smelting process[J]. *Non-ferrous Smelting*, 1994, 23(4): 11 – 14.)
- [2] 《铜铅锌冶炼参考设计资料》编写组. 铜铅锌冶炼参考设计资料[M]. 北京: 冶金工业出版社, 1979.
- [3] 王海东, 邱冠周, 黄圣生. 烧结过程控制技术的发展[J]. 矿冶工程, 1999, 19(3): 3 – 6.
(WANG Haidong, QIU Guanzhou, HUANG Shengsheng. Advances in control techniques for sintering process[J]. *Mining and Metallurgical Engineering*, 1999, 19(3): 3 – 6.)
- [4] WU M, NAKANO M, SHE J H. A model-based expert control system for the leaching process in zinc hydrometallurgy[J]. *Expert Systems with Applications*, 1999, 16(2): 135 – 143.
- [5] WANG Y L, GUI W H, YANG C H, et al. Intelligent modeling and optimization on time-sharing power dispatching system for electrolytic zinc process[J]. *Transactions of Nonferrous Metals Society of China*, 2000, 10(4): 561 – 565.
- [6] WILSON J A, ZORZETTO L R M. A generalized approach to process state estimation using hybrid artificial neural network/ mechanistic models[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 1997, 21(9): 951 – 963.
- [7] 杨慧中, 张素贞, 陶振麟. 聚丙烯腈质量指标软测量混合模型的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2002, 29(6): 11 – 13.
(YANG Huizhong, ZHANG Suzhen, TAO Zhenlin. The application of soft measurement hybrid model for the quality performance of polyacrylonitrile[J]. *Control and Instruments in Chemical Industry*, 2002, 29(6): 11 – 13.)
- [8] CHEN X F, GUI W H, WANG Y L, et al. Integrated modeling method for prediction of sulfur content in agglomerate[J]. *Journal of Central South University of Technology (English Edition)*, 2003, 10(2): 145 – 150.
- [9] 陈晓东, 马广富, 王子才. 改进的Elman 网络与机理模型的互补建模方法[J]. 系统仿真学报, 1999, 11(2): 97 – 100.
(CHEN Xiaodong, MA Guangfu, WANG Zicai. A mutually compensatory modeling method based on mechanism model and improved Elman network[J]. *Acta Simulata Systemtica*, 1999, 11(2): 97 – 100.)
- [10] LEWIN D R, PARAG A. A constrained genetic algorithm for decentralized control system structure selection and optimization[J]. *Automatica*, 2003, 39(10): 1801 – 1807.
- [11] SUMMANWAR V S, JAYARAMAN V K, KULKARNI B D, et al. Solution of constrained optimization problems by multi-objective genetic algorithm[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2002, 26(10): 1481 – 1492.
- [12] 何琳, 王科俊, 李国斌, 等. 关于“遗传算法的全局收敛性和计算效率分析”一文的商榷[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(1): 142 – 145.
(HE Lin, WANG Kejun, LI Guobin, et al. The discussion about the paper “the analysis of global convergence and computational efficiency for genetic algorithm” [J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(1): 142 – 145.)
- [13] 张春慨, 李霄峰, 邵惠鹤. 基于线性搜索的混沌优化及其在非线约束优化问题中的应用[J]. 控制与决策, 2001, 16(1): 123 – 128.
(ZHANG Chunkai, LI Xiaofeng, SHAO Huihe. Chaos optimization algorithm based on linear search and its application to nonlinear constraint optimization problems[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(1): 123 – 128.)
- [14] 邹恩, 李祥飞, 张泰山. 模糊神经网络的混沌优化算法设计[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(4): 578 – 582.
(ZOU En, LI Xiangfei, ZHANG Taishan. Chaos optimization algorithm design for fuzzy neural network[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(4): 578 – 582.)
- [15] HAGAN M T, DEMUTH H B, BEALE M H. *Neural Network Design*[M]. Boston: PWS Publishing, 1996.

作者简介:

徐晨华 (1976—), 女, 在读博士研究生, 目前研究方向为过程控制和智能控制, E-mail: xchhelen@163.com;

吴敏 (1963—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为过程控制、鲁棒控制和智能系统, E-mail: min@csu.edu.cn.