

1-4-2019

Improved Model Reference Adaptive and Its Application in Grinding Process

Zhou Ying

1. College of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; ;2. China Hebei Control Engineering Research Center, Tianjin 300130, China;

Chen Yang

1. College of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; ;

Bin Yue

1. College of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Improved Model Reference Adaptive and Its Application in Grinding Process

Abstract

Abstract: Aiming at the characteristics between a ball mill and a grader during the grinding process such as multi variable, strong-coupling and parameter time variation, after decoupling the mathematical model, *a model reference adaptive control (MRAC) method for online automatic gain adjustment by differential evolution algorithm is proposed. Due to return sand and water supply and other factors bringing uncertainty to the controlled object model, it needs to adjust constantly adaptation gain online through the differential evolution so as to overcome the effects of parameter variations in mine operation process and various kinds of interference to system.* Simulation results show that the control method performs a smaller overshoot, quicker responsivity and better robustness than the model reference adaptive control with gradient method; the stable control of the grader overflow concentration is achieved; and the model reference adaptive control method with differential evolution algorithm is effective and practical.

Keywords

differential evolution, reference model, adaptive control, decoupling

Recommended Citation

Zhou Ying, Chen Yang, Yue Bin. Improved Model Reference Adaptive and Its Application in Grinding Process[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1608-1614.

改进的模型参考自适应在磨矿过程中的应用

周颖^{1,2}, 陈阳¹, 岳彬¹

(1. 河北工业大学控制科学与工程学院, 天津 300130; 2. 河北省控制工程技术研究中心, 天津 300130)

摘要: 针对磨矿过程中一段球磨机与分级机之间存在的多变量、强耦合、参数时变等特性, 将其数学模型解耦后, 提出一种以差分进化算法在线调整自适应增益的模型参考自适应控制方法, 因返砂和给水等因素给被控对象模型带来不确定性, 通过差分进化不断在线调整自适应增益, 以克服磨矿运行过程参数变化和各種干扰对系统的影响。仿真结果表明, 与以梯度法为自适应律的模型参考控制效果相比, 该控制方法具有超调小、响应时间快、鲁棒性能好等特点, 实现分级机溢流浓度的稳定控制, 证明基于差分进化算法的模型参考自适应控制方法的有效性和实用性。

关键词: 差分进化; 参考模型; 自适应控制; 解耦

中图分类号: TP181

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2018) 04-1608-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201804049

Improved Model Reference Adaptive and Its Application in Grinding Process

Zhou Ying^{1,2}, Chen Yang¹, Yue Bin¹

(1. College of Control Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China;

2. China Hebei Control Engineering Research Center, Tianjin 300130, China)

Abstract: Aiming at the characteristics between a ball mill and a grader during the grinding process such as multi variable, strong-coupling and parameter time variation, after decoupling the mathematical model, a model reference adaptive control (MRAC) method for online automatic gain adjustment by differential evolution algorithm is proposed. Due to return sand and water supply and other factors bringing uncertainty to the controlled object model, it needs to adjust constantly adaptation gain online through the differential evolution so as to overcome the effects of parameter variations in mine operation process and various kinds of interference to system. Simulation results show that the control method performs a smaller overshoot, quicker responsivity and better robustness than the model reference adaptive control with gradient method; the stable control of the grader overflow concentration is achieved; and the model reference adaptive control method with differential evolution algorithm is effective and practical.

Keywords: differential evolution; reference model; adaptive control; decoupling

引言

在磨矿过程中, 最重要的质量指标之一磨矿粒

度, 对后续选别产品的质量有很大的影响^[1-2]。而分级机溢流浓度与磨矿粒度之间存在一定的关系, 如果分溢浓度控制不当, 则会造成对磨矿粒度控制的不稳定^[3]。故对分溢浓度的控制也十分重要。一段球磨机与分级机之间具有多变量、强耦合、参数时变等特性, 若出现给矿量的迟滞、磨机长时间工作磨损、不稳定电流带来的不稳定转速等干扰因



收稿日期: 2016-04-26 修回日期: 2016-07-20;
基金项目: 河北省教育厅重点项目(ZD2016071);
作者简介: 周颖(1971-), 女, 河北, 博士, 副教授,
研究方向为智能控制与模式识别; 陈阳(1990-), 男,
河北, 硕士, 研究方向为计算机过程控制。

<http://www.china-simulation.com>

• 1608 •

素, 单独地采用 PID 控制或者模糊控制方法, 不能很好地实现在线磨矿浓度的稳定控制。它们抗干扰能力较差, 不能自动地克服内部变化所带来的影响。多年来, 许多相关领域的学者对于磨矿分级过程作了很多研究和探索。文献[4]设计多目标差分进化混合算法, 解决了磨矿分级过程中对分级机溢流浓度等多目标优化问题, 然而对多目标优化模型的参数时变问题缺少一定的自适应能力^[4]。文献[5]采用了自适应内模控制方法, 设计了内模控制器, 它具有在线辨识被控对象增益参数的能力, 最终实现了磨矿分溢浓度的有效控制^[5]。文献[6]采用了改进的粒子群优化方法应用于 PID 控制参数, 实现了对分级系统溢流浓度的控制, 但系统易受被控对象的数学模型参数的影响^[6]。

本文以一段球磨机与分级机过程为控制对象, 为实现分级机溢流浓度的稳定控制, 结合差分进化算法和模型参考自适应控制, 提出改进差分进化的模型参考自适应控制方法, 将其应用到对分溢浓度控制的串级回路中, 改进的差分进化算法在线调整磨矿通道的自适应增益。通过仿真, 验证该方法的有效性。

1 磨矿工艺过程

磨矿过程是将破碎的原矿石通过球磨机、螺旋分级机、泵池、旋流器等设备进行研磨和分级, 实现对原矿中的有用矿物与脉石矿物的分离, 符合粒度级工艺标准的矿浆可送入给选别等工序。

如图 1 所示的磨矿分机工艺流程, 是一个被大多数选矿行业所采用的两段式闭环回路。可以看出, 整个磨矿分级过程具有循环、连续、封闭等特点^[7-8]。其一段球磨机与分级机之间的磨矿过程流程如下: 给矿机经过传送带将矿石送入一段球磨机, 为保障磨矿分级过程的正常进行, 必须对一段球磨机进行加水调节, 使球磨机的矿浆浓度保持在一定范围内。一段球磨机出口的矿浆被送入螺旋分级机进行分级, 并对分级机进行加水来调节矿浆浓度。未达标的矿浆通过返砂进入一段球磨机重新研

磨, 同时, 已达标的矿浆通过螺旋分级机溢流进入泵池进行后续的工序。

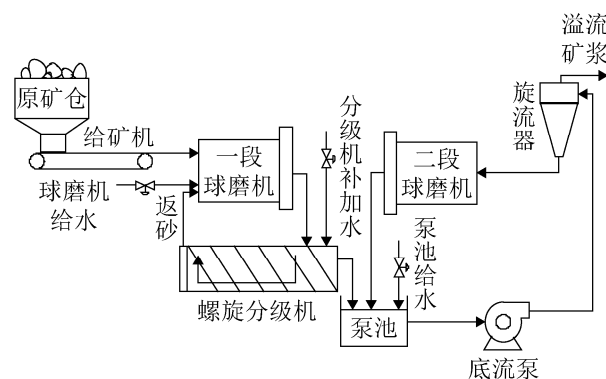


图 1 磨矿分级工艺流程

Fig.1 Grinding classification process

在一段球磨机研磨过程中, 球磨机磨矿浓度就是矿石本身的重量占矿水混合物重量的百分数。它对磨机的研磨性能、流体的流动性能、磨机的运输性能都有很大的影响, 进而影响磨机的生产率。所以, 在磨机给矿的同时需要加入给水环节, 才能使球磨机内磨矿浓度保持稳定。另外, 一段球磨机与螺旋分级机存在多个变量(例如磨机给矿量, 分级机补加水、返砂量, 分级机溢流浓度)之间的耦合关系。所以, 给矿量和分级机补加水的波动都会影响分级机溢流浓度的稳定。由于给矿机皮带称重仪表的安装位置、球磨机内部磨损以及磨机电流不稳定等的外界干扰, 都会使得系统存在不稳定的大延时环节, 以致给矿量与分级机溢流浓度之间的传递函数的增益经常会发生变化。

2 分级机溢流浓度控制回路

2.1 一段球磨机与分级机的数学模型

一段球磨机与分级机之间存在多个变量(如磨机给矿量、分级机补加水量、分级机返砂量、分级机溢流浓度)的耦合性。任何一个控制变量的改变, 都会造成所有被控变量发生变化, 且变量之间相互干扰也十分严重。因此, 此过程是一个 2 输入 2 输出强耦合系统。由于磨矿过程的复杂性, 使得返砂量、排矿水量等变量数据在实际生产中很难测

得, 故引用文献[9]的数学模型, 如(1)式。

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1.8}{300s+1} e^{-160s} & \frac{1.7}{70s+1} e^{-20s} \\ \frac{2.4}{240s+1} e^{-120s} & \frac{-2.24(115s+1)}{(60s+1)(70s+1)} e^{-20s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: y_1 为分级机溢流浓度; y_2 为返砂量; u_1 为磨机给矿量; u_2 为分级机补加水量。对此数学模型采用对角矩阵解耦设计, 解耦后, 分级机补加水量能直接控制分级机溢流浓度, 球磨机给矿量能直接控制返砂量:

$$y_1 = \left[\frac{0.000368(s+0.0087)e^{-180s}}{(s+0.0033)(s+0.0167)(s+0.0143)} + \frac{0.000243e^{-140s}}{(s+0.0042)(s+0.0143)} \right] u_2 \quad (2)$$

$$y_2 = \left[\frac{0.000486e^{-140s}}{(s+0.0042)(s+0.0143)} + \frac{0.000736(s+0.0087)e^{-180s}}{(s+0.0033)(s+0.0167)(s+0.0143)} \right] u_1 \quad (3)$$

2.2 分级机溢流浓度控制回路设计

考虑磨矿过程的参数时变特性, 本文采用改进差分进化的模型参考自适应控制方法, 将其应用到对分溢浓度控制的串级回路中。通过差分进化不断在线调整自适应增益, 与参考模型进行比较, 以克服磨矿运行过程参数变化和各种干扰对系统的影响, 使分级机溢流浓度的调节时间更短, 超调量更小, 从而达到磨矿过程对控制系统所要求的性能指标。另外, 系统具有适应磨矿通道增益参数发生变化的特性, 从而实现分级机溢流浓度的稳定控制, 使其具有较强的鲁棒性。

分级机溢流浓度的控制是通过调节分级机补加水量进而实现分级机溢流浓度的闭环控制, 因此以分级机溢流浓度控制作为主回路, 分级机补加水量控制作为副回路。将差分进化算法的模型参考自适应控制应用到串级控制回路中, 其框图见图2, 自适应可调增益 k_c 的自适应调整由差分进化算法来实现。分级机溢流浓度控制器和补加水量控制器分别采用 PID 和 P 控制, (2)式为分级机中分溢浓度调节的传递函数, 加水过程为一阶惯性延

迟传递函数, y_1^* 为分级机溢流浓度的设定值。

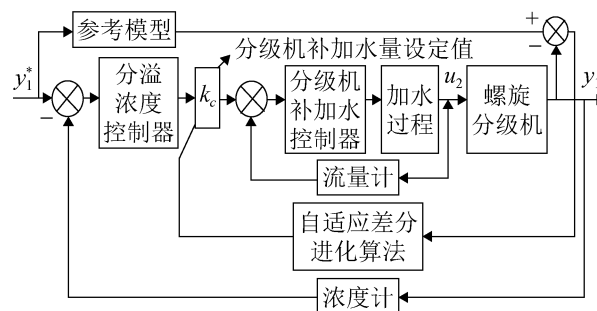


图2 基于差分进化的模型参考自适应结构方框图

Fig.2 Block diagram of model reference adaptive structure based on differential evolution

3 基于差分进化的模型参考自适应控制

3.1 具有可调增益的模型参考自适应控制(MRAC)系统

可调增益的自适应控制系统的结构如图3所示^[10-11]。其中, k 为理想系统模型中的增益常数; k_v 为被控对象模型的增益; k_c 为具有可调增益的控制器。定义广义误差 $e(e=y_m-y_p, y_m$ 为理想系统模型的输出, y_p 为被控对象模型的输出)。当外界环境发生变化或者出现其它干扰时, 被控对象模型的增益 k_v 会随其变化。虽然 k_v 的变化无法测量得知, 但可以通过自适应机构(自适应差分进化), 使理想系统模型与被控对象模型之间的响应输出误差 e 达到最小, 不断调整可调控制器 k_c , 来补偿 k_v 变化带来的影响。

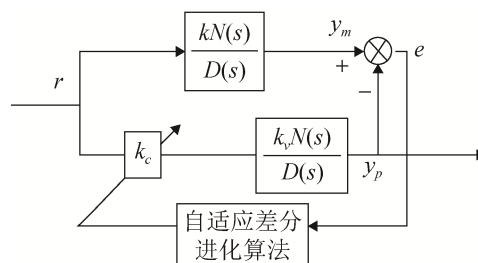


图3 具有可调增益的自适应控制系统

Fig.3 Adaptive control system with adjustable gain

此外, 应设计一个性能指标, 它由理想系统模型与实际被控系统之间的广义误差 e 或者 e 的某个

函数来实现,通过自适应机构中的算法对性能指标不断优化,使性能指标达到最小,进而对可调增益 k_c 控制器不断调整,来补偿外界环境变化或者出现其它干扰所到来的影响。

3.2 差分进化的模型参考自适应算法

差分进化(Differential Evolution, 简称 DE)算法采用实数编码方式。通过差分策略即在种群中随机取两个个体的向量差,加权后按照一定的规则与第三个个体求和产生新的个体,来实现个体变异。这种变异方式充分以群体分布的特性进行变异搜索,与遗传算法相比搜索能力较强^[12-14]。

在图3中,在不同时刻 t 下,一段磨矿系统模型响应输出为 $y_p(t)$, 参考模型响应输出为 $y_m(t)$, 定义广义误差 $e(t)=y_m(t)-y_p(t)$ 。即:

$$e(t) = L^{-1}\{[G_m(s) - k_c * G(s)]R(s)\} \quad (4)$$

其中, $G(s)$ 为一段磨矿通道的传递函数, $G_m(s)$ 为参考模型的传递函数, $R(s)$ 为系统输入, k_c 为可调增益。选取性能指标泛函 $(IP)_{RM}$,

$$(IP)_{RM} = \frac{1}{2} \int_{t_0}^t e^2(\tau) d\tau \quad (5)$$

现采用差分进化方法实时调整可调增益 k_c , 使 $(IP)_{RM}$ 达到最小。自适应机构采用差分进化算法。将 $(IP)_{RM}$ 作为模型参考系统的性能指标,通过差分进化算法的不断搜索寻优,在线调整 k_c 使 $(IP)_{RM}$ 取得最小值。

3.3 差分进化算法参数选取

DE 算法的控制参数主要有3个,即种群规模 NP, 缩放因子 F、交叉概率 CR。通常的做法是根据经验选取,在本文中,差分进化算法解空间的维数 D 为 1, 种群规模的大小 $NP \in [5D, 10D]$ 。缩放因子 $F \in [0.5, 1]$, 交叉概率 $CR \in [0.5, 1]$ 。

3.4 差分进化调整自适应增益步骤

本文中参考模型与实际系统的输出偏差为 e 设所选性能指标泛函 $(IP)_{RM} = \frac{1}{2} \int_{t_0}^t e^2(\tau) d\tau$ 。现采用差分进化方法调整可调增益 k_c 使 $(IP)_{RM}$ 为最小,

记为 $\min f(x_1, x_2, \dots, x_D)$, 不同时刻的 k_c 设为 x , D 是解空间的维数(本文 D 设为 1), 即:

$$\min f(x) = \frac{1}{2} \int_{t_0}^t e^2(\tau) d\tau \quad (6)$$

由(4)式可得:

$$\begin{aligned} e(t) &= L^{-1}\{[G_m(s) - x * G(s)]R(s)\} \\ \text{s.t. } x^L &\leq x \leq x^U \end{aligned} \quad (7)$$

式中: x^L 、 x^U 分别表示 x 取值范围的和下界。

1) 初始化种群。初始种群 $\{x_i(0) | x_{j,i}^L \leq x_{j,i}(0) \leq x_{j,i}^U, i=1, 2, \dots, NP; j=1, 2, \dots, D\}$, 随即产生:

$$x_{j,i}(0) = x_{j,i}^L + \text{rand}(0,1) \cdot (x_{j,i}^U - x_{j,i}^L) \quad (8)$$

式中: $x_i(0)$ 为第 0 代第 i 个种群个体; $x_{j,i}(0)$ 为第 0 代第 i 个种群个体的第 j 个“基因”; $\text{rand}(0,1)$ 表示在 $(0,1)$ 区间均匀分布的随机数。

2) 变异操作。DE 算法使用差分策略,即在种群中随机取两个个体的向量差,与变异因子相乘后再与待变异个体进行向量合成产生新的个体,进而实现个体变异,如下式所示。

$$\begin{aligned} v_i(g+1) &= x_{r_1}(g) + F \cdot (x_{r_2}(g) - x_{r_3}(g)), \\ i &\neq r_1 \neq r_2 \neq r_3 \end{aligned} \quad (9)$$

式中: F 为变异因子; $x_i(g)$ 为第 g 代第 i 个种群个体。

在变异过程中,得到的新的个体的“基因”需要满足设定的边界条件,才能保证解在所求范围内。如果新个体的“基因”不满足边界条件,则用初始种群的产生方法重新生成“基因”。

设第 g 代种群为 $\{x_i(g) | x_{j,i}^L \leq x_{j,i}(g) \leq x_{j,i}^D, i=1, 2, \dots, NP; j=1, 2, \dots, D\}$, 变异后产生新的个体, 即 $\{v_i(g+1) | v_{j,i}^L \leq v_{j,i}(g+1) \leq v_{j,i}^D, i=1, 2, \dots, NP; j=1, 2, \dots, D\}$ 。

3) 交叉操作。对第 g 代种群 $\{x_i(g)\}$ 及其产生变异的第 $g+1$ 代的种群 $\{v_i(g+1)\}$ 进行个体间的交叉操作:

$$u_{j,i}(g+1) = \begin{cases} v_{j,i}(g+1), & \text{if } \text{rand}(0,1) \leq CR \text{ or } j = j_{rand} \\ x_{j,i}(g), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

式中: CR 为交叉概率, j_{rand} 为 $[1, 2, \dots, D]$ 的随机整数。

4) 选择操作。DE 采用“贪婪”的搜索策略。第

g 代种群 $x_i(g)$, 经过变异操作、交叉操作后, 最终产生新的试验个体 $u_i(g+1)$ 。两者进行适应度函数之间的优劣竞争。若 $u_i(g+1)$ 比 $x_i(g)$ 的适应度函数值较小, 则将 $u_i(g+1)$ 作为子代“存活”下去。不然, 则选择 $x_i(g)$ 作为子代进行下一次的进化。选择操作的方程如下,

$$x_i(g+1) = \begin{cases} u_i(g+1), & \text{if } f(u_i(g+1)) \leq f(x_i(g)) \\ x_i(g), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

5) 判断最大进化代数是否达到。若未达到则循环进行变异、交叉和选择操作; 若达到则结束程序, 输出最优解。

3.5 差分进化算法的改进

3.5.1 控制参数 F 和 CR 的改进

差分算法各个进化阶段对变异因子 F 和交叉因子 CR 的要求是不一样的。因为这两个控制参数能影响算法的性能效果。例如变异因子 F 越大, 可以保证搜索过程中的种群多样性较大, 但收敛速度会变慢。反之, 如果变异因子 F 越小, 收敛速度越快, 但搜索后没有找到全局最优解就会陷入局部最优解。交叉因子 CR 越大, 全局搜索能力越强, 但会降低算法的稳定, 而 CR 越小使杂交后的产生的新个体多样性减少, 但收敛速度增加。所以, 为了算法在初期能够充分利用较大种群, 后期能加快收敛速度, 可选择将 F 和 CR 由初期到后期逐渐变小^[15]。

这样, 若按照经验法选取变异因子 F 和交叉因子 CR 的特定数值, 在算法寻优的过程中就不能改变。因此, 为了改进变异因子 F 和交叉因子 CR 这两个控制参数, 令其具备自适应一定的能力, 寻优过程比改进前的差分进化算法更加细致, 本文在 F 和 CR 的参数选取中添加自适应算子, 使其随着进化过程中具有自适应调整的能力, 即:

$$F = F_{\min} + (1 - e^{-\frac{G_{\max} - G}{G_{\max}}}) \cdot (F_{\max} - F_{\min}) \quad (12)$$

$$CR = CR_{\min} + (1 - e^{-\frac{G_{\max} - G}{G_{\max}}}) \cdot (CR_{\max} - CR_{\min}) \quad (13)$$

其中: $G_{\max}$ 为最大进化代数; $F_{\min}$ 和 $F_{\max}$ 分别为最小和最大变异因子; $CR_{\min}$ 和 $CR_{\max}$ 分别为最小和最大交叉因子。

可以看出, (9)式和(10)式中的 F 和 CR 从初期到后期都是一个减小的过程, 初期提高了全局搜索能力, 随着进化代数的增加, 到后期加快了收敛速度。

3.5.2 收敛速度的改进

当第 $g+1$ 代的试验个体与父代的适应度函数之间的误差在一定范围时, 可以提前结束进化过程, 输出最优解, 加快收敛速度。避免在满足要求的条件下, 还在找最优解。设第 $g+1$ 代的试验个体与父代的适应度函数的误差为 β , 即 $\beta = f(x_i(g)) - f(x_i(g+1))$ 。本文当 $0 \leq \beta \leq 0.05$ 时, 则进化过程结束, 否则循环进行变异、交叉和选择操作, 直到达到最大进化代数, 输出最优解。

3.6 参考模型的选择

若参考模型的阶次选择太低, 就达不到人们预期的控制效果。若参考模型的阶次选择太高, 会增加计算量且实现比较复杂。为了能够使磨矿分级机溢流浓度的控制指标达到理想效果, 实际的被控对象还应该能很好地跟踪参考模型。考虑设计控制器的精确性和易实现性两方面, 最终确立了二阶参考模型的结构, 如下式:

$$G(s) = k / (s^2 + 2\xi\omega + \omega^2) \quad (14)$$

式中: k 为开环增益; ω 为无阻尼固有频率; ξ 为阻尼比。

仿真时, 得被控对象的模型参数 $\omega=0.01$, $\xi=0.58$ 。在此参数基础上, 为了得到较好的性能指标, 改变参考模型的参数, 其阶跃响应的仿真数据如表 1。表中, ω_r 为参考模型的固有频率, ξ_r 为参考模型的阻尼比, e_s 为稳态误差, σ 为最大超调量, t_s 为调整时间。

从表 1 可以看出, 增大参考模型的 ω_r 可加快系统响应速度, 减少调整时间, 但会使最大超调量 σ 增大; 增大参考模型的 ξ_r , 使调整时间增大, 但可以减小最大超调量和振荡。

表1 不同参考模型参数下的系统阶跃响应实验数据
Tab. 1 System step response experimental data under different reference model parameters

$\omega_r(\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$	ξ_r	e_s/v	$\sigma/\%$	t_s/s
0.010	0.58	0	10.50	773
0.010	0.70	0	4.60	885
0.010	0.80	0	1.50	910
0.020	0.80	0	1.51	460
0.023	0.80	0	1.52	410
...	...	...	...	...

综合考虑系统的各项指标, 经过多次实验, 对参考模型的参数取 $\omega=0.023$, $\xi=0.80$ 。最后二阶参考模型的传递函数如式(15)所示。

$$G_m(s) = \frac{0.000\ 529}{s^2 + 0.037s + 0.000\ 529} e^{-140} \quad (15)$$

3.7 仿真结果

将改进差分进化的模型参考自适应控制方法应用到对分级浓度控制的串级回路中, 仿真结果如图4所示, 其中点画线为以梯度法(MIT)确定自适应增益的结果, 虚线为差分进化(DE)调整自适应增益的结果, 实线为改进的差分进化(RDE)调整自适应增益的结果。另外, 改进差分进化前后的可调增益 k_c 的调整曲线如图5。

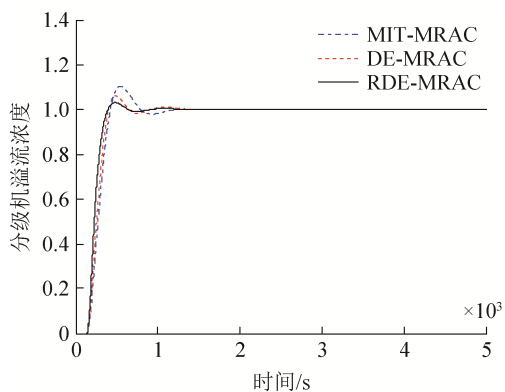


图4 不同方法在单位阶跃响应下的输出曲线

Fig.4 The output curves of different methods in unit step response

在 $t=2\ 500\ \text{s}$ 时加入扰动, 不同方法的系统单位响应输出曲线如图6。

从图4和6可以看出, 基于改进的差分进化算法的模型参考自适应控制方法与前两种方法相比,

具有超调量小, 上升速度快, 调整时间短等特点, 加入干扰后, 能迅速跟踪设定值。另外, 其算法不需要被控对象准确的数学模型, 实现更简单, 控制效果较好。从图5中可看出, 改进的差分进化算法可以在搜索过程中能够快速准确地寻找到全局最优点, 稳定地调整 k_c , 使得改进的DE算法在模型参考自适应系统中的控制效果更好。

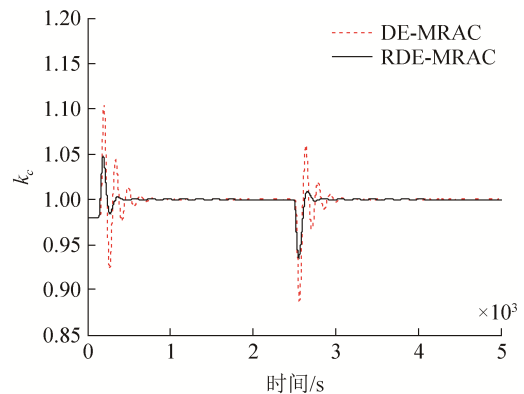


图5 改进差分进化前后的 k_c 的调整曲线

Fig.5 The adjustment curves of k_c before and after the differential evolution is improved

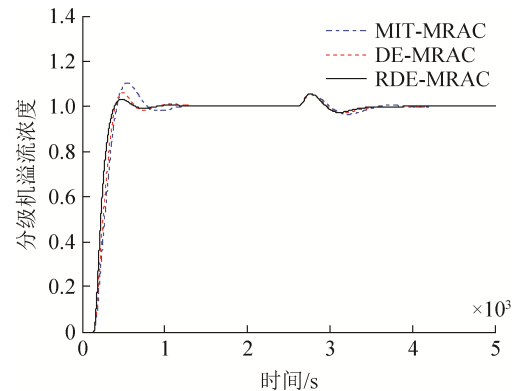


图6 加入干扰后不同方法的系统响应曲线

Fig.6 The system response curves of different methods after interference is added

4 结论

针对一段球磨机与分级机之间存在的多变量、强耦合、参数时变等特性, 本文首先将其数学模型解耦, 使分级机补加水量直接控制分级机溢流浓度; 结合差分进化算法与模型参考, 将其应用到对分级机溢流浓度控制的串级回路系统中。进而改进差分进化算法的控制参数, 使其具有自适应能力,

算法的收敛速度更快。结果表明,改进差分进化的模型参考自适应控制方法既实现了对分级机溢流浓度很好的控制效果,又使系统具有了很强的鲁棒性,克服了系统由于不确定性带来的抗干扰能力弱的缺点。另外,将此控制策略可以应用到其它具有多变量、强耦合、参数时变等特点的工业场所,为自动化工业控制的发展起到一定的推动作用。

参考文献:

- [1] 卢绍文, 余策. 磨矿粒度动态过程的一种快速 Monte Carlo 仿真方法[J]. 自动化学报, 2014, 40(9): 1903-1911.
Lu Shaowen, Yu Ce. A Fast Monte Carlo Algorithm for Dynamic Simulation of Particle Size Distribution of Grinding Processes[J]. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(9): 1903-1911.
- [2] Jian Tang, Tianyou Chai, Wen Yu, et al. Modeling Load Parameters of Ball Mill in Grinding Process Based on Selective[J]. IEEE transactions on automation science and engineering(S1545-5955), 2013, 10(3): 726-740.
- [3] 周平. 磨矿过程运行反馈控制[M]. 北京: 科学出版社, 2015: 50-51.
Zhou Ping. Operational feedback control for Grinding Process[M]. Beijing: Science Press, 2015: 50-51.
- [4] 刘潇. 多目标差分进化混合算法研究及其在磨矿分级中的应用[D]. 长沙: 中南大学, 2011.
Liu Xiao. Research of a Hybrid DE Algorithm for Multi-objective Optimization Problems and its Application in Grinding and Classification Process[D]. Changsha: Central South University, 2011.
- [5] 赵大勇, 柴天佑. 自适应内模控制方法在磨矿过程中的应用[J]. 控制工程, 2009, 16(4): 426-428.
Zhao Dayong, Chai Tianyou. Adaptive Internal Model Control Method and Its Application to Grinding Process[J]. Control Engineering, 2009, 16(4): 426-428.
- [6] 任金霞, 王挺. 基于改进型粒子群优化的磨矿分级系统溢流浓度控制的研究[J]. 矿山机械, 2012, 9(5): 92-95.
Ren Jinxia, Wang Ting. Study on overflow density control of milling and classification system based on improved particle swarm optimization[J]. Micollurgical Machinery, 2012, 9 (5): 92-95.
- [7] Shaowen Lu, Ping Zhou, Tianyou Chai, et al. Modeling and Simulation of Whole Ball Mill Grinding Plant for Integrated Control[J]. IEEE transactions on automation science and engineering(S1545-5955), 2014, 11(4): 1004-1019.
- [8] 赵大勇, 岳恒, 周平, 等. 基于智能优化控制的磨矿过程综合自动化系统[J]. 山东大学学报, 2005, 35(3): 119-124.
ZHAO Dayong, YUE Heng, ZHOU Ping, et al. Integrated Automation System of Grinding Process Based on Intelligent Optimizing Control[J]. Journal of Shandong University, 2005, 35(3): 119-124.
- [9] 李勇. 磨矿过程参数软测量与综合优化控制的研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2006.
Li Yong. Research on the Parameters' Soft Sensing and Synthetic Optimizing Control of Grinding Process [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2006.
- [10] 杨燕, 曹建光, 田志宏, 等. 交流电机模型参考自适应控制系统的仿真[J]. 电气传动, 2007, 37(5): 13-15.
Yang Yan, Cao Jianguang, Tian Zhihong, et al. Simulation of Model Reference Adaptive Control System in AC Motor Control[J]. Electric Drives, 2007, 37 (5): 13-15.
- [11] Yongming Li, Shaocheng Tong. Adaptive Fuzzy Output-Feedback Control of Pure-Feedback Uncertain Nonlinear Systems With Unkonwn Dead Zone[J]. IEEE transaction on fuzzy systems(S1064-1246), 2014, 22(5): 1341-1347.
- [12] 戈剑武, 祁荣宾, 钱锋, 等. 一种改进的自适应差分进化算法 [J]. 华东理工大学学报, 2009, 35(4): 600-605.
Ge Jianwu, Qi Rongbin, Qian Feng, et al. A Modified Adaptive Differential Evolution Algorithm[J]. Journal of East China University of Science and Technology, 2009, 35 (4): 600-605.
- [13] 杨启文, 蔡亮, 薛云灿, 等. 差分进化算法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(4): 506-513.
Yang Qiwen, Cai Liang, Xue Yuncan, et al. A Survey of Differential Evolution Algorithms[J]. Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21 (4): 506-513.
- [14] Nyambayar Baatar, Dianhai Zhang, Chang-Seop Koh, et al. An Improve Differential Evolution Algorithm Adopting λ -Best Mutation Strategy for Global Optimization of Electromagnetic Devices[J]. IEEE transactions on Magazines(S0018-9464), 2013, 49(5): 2097-2010.
- [15] 王朋, 刘林, 陈哲, 等. 基于改进DE算法的PID参数整定及其应用[J]. 动力工程学报, 2015, 35(3): 191-196.
Wang Peng, Liu Lin, Chen Zhe, et al. PID Parameter Tuning Based on Improved DE Algorithm and the Application [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2015, 35 (3): 191-196.