

7-31-2020

CQPSO Algorithm Based Control System Parameter Optimization

Genyuan Wei

Hebei Engineering Research Center of Simulation Optimized Control for Power Generation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Xinqiang Feng

Hebei Engineering Research Center of Simulation Optimized Control for Power Generation, North China Electric Power University, Baoding 071003, China;

Han Pu

Hebei Engineering Research Center of Simulation Optimized Control for Power Generation, North China Electric Power University, Baoding 071003, 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.

CQPSO Algorithm Based Control System Parameter Optimization

Abstract

Abstract: According to the shortcomings of optimization methods of control system parameters, and the result of PSO algorithm usually falling into the partial optimum, *Chaos Search and Quantum Space Search* were added to the PSO algorithm, constituting the *Chaos Quantum Particle Swarm Optimization* algorithm, which was applied to the typical thermal control system parameters optimization. Introducing the selection of object functions of control system parameter optimization, describing the CQPSO algorithm process, the CQPSO algorithm was tested and analyzed through multiple test functions. The result shows that, compared with PSO and CPSO algorithm, CQPSO algorithm makes the particle swarm get out of the partial optimization quickly, and improves the accuracy and speed of search. Eventually, the CQPSO algorithm is applied to the PID controller parameters optimization of main steam temperature control system, which offers a credible reference for tuning control parameters and is of great significance.

Keywords

control system, parameter optimization, particle swarm optimization, main steam temperature

Recommended Citation

Wei Genyuan, Feng Xinqiang, Han Pu. CQPSO Algorithm Based Control System Parameter Optimization[J]. *Journal of System Simulation*, 2015, 27(7): 1570-1576.

基于 CQPSO 算法的控制系统参数优化

韦根原, 冯新强, 韩璞

(华北电力大学河北省发电过程仿真与优化控制工程技术研究中心, 河北 保定 071003)

摘要: 针对控制系统参数优化方法的不足, 以及粒子群优化(PSO)算法易早熟, 无法得到全局最优。将混沌搜索和量子空间搜索添加到粒子群算法中, 构成了混沌量子粒子群优化(CQPSO)算法, 并应用到主汽温控制系统参数优化中。介绍控制系统参数优化时目标函数的选取, 描述 CQPSO 算法流程, 采用多种测试函数对 CQPSO 算法测试分析。测试结果表明: 与 PSO 算法和 CPSO 算法相比, CQPSO 算法能够快速使粒子群摆脱局部寻优, 提高算法搜索精度和搜索速度。将 CQPSO 算法应用于主汽温度串级控制系统 PID 控制器参数优化中, 对控制参数工程整定提供可信的参考, 对实际控制系统参数整定具有重要参考价值。

关键词: 控制系统; 参数优化; PSO; 主汽温

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2015) 07-1570-07

CQPSO Algorithm Based Control System Parameter Optimization

Wei Genyuan, Feng Xinqiang, Han Pu

(Hebei Engineering Research Center of Simulation & Optimized Control for Power Generation,
North China Electric Power University, Baoding 071003, China)

Abstract: According to the shortcomings of optimization methods of control system parameters, and the result of PSO algorithm usually falling into the partial optimum, *Chaos Search and Quantum Space Search* were added to the PSO algorithm, constituting the *Chaos Quantum Particle Swarm Optimization* algorithm, which was applied to the typical thermal control system parameters optimization. Introducing the selection of object functions of control system parameter optimization, describing the CQPSO algorithm process, the CQPSO algorithm was tested and analyzed through multiple test functions. The result shows that, compared with PSO and CPSO algorithm, CQPSO algorithm makes the particle swarm get out of the partial optimization quickly, and improves the accuracy and speed of search. Eventually, the CQPSO algorithm is applied to the PID controller parameters optimization of main steam temperature control system, which offers a credible reference for tuning control parameters and is of great significance.

Keywords: control system; parameter optimization; particle swarm optimization; main steam temperature

引言

PC 技术的快速发展, 推动了当代控制理论特

别是智能控制理论的迅速发展。然而, 在大多数工业过程控制系统中, 原理简单、鲁棒性强、使用方便的 PID 控制器仍普遍使用^[1]。采用先进的智能控制理论对 PID 控制器参数优化成为理论与实践相结合的切入点。粒子群优化(PSO)算法作为群智能算法的一种, 在对控制系统参数优化的使用中体现出了巨大优越性, 且 PSO 算法易于实现, 计算迅速, 成为了研究人员关注的焦点^[1-2]。



收稿日期: 2014-12-24 修回日期: 2015-04-06;
作者简介: 韦根原(1965-), 男, 甘肃嘉峪关人, 副教授, 硕士, 研究方向为控制理论及其应用、智能仪表和智能系统; 冯新强(1989-), 男, 河北邯郸人, 硕士生, 研究方向为智能优化控制; 韩璞(1959-), 男, 河北平泉人, 教授, 博导, 研究方向为智能控制在电力系统中的应用, 火电厂节能优化应用。

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

• 1570 •

针对粒子群优化算法易早熟, 陷入局部寻优的缺点^[3], 在 PSO 算法的基础上引入混沌搜索和量子空间搜索, 提出了混沌量子粒子群优化(Chaos quantum-behaved particle swarm optimization, CQPSO)算法。通过测试函数对混沌量子粒子群算法测试, 分析算法在改善早熟收敛、提高算法的搜索速度和收敛精度方面的性能。文中将混沌量子粒子优化算法应用于主汽温串级控制系统控制器参数优化, 验证算法在控制器参数优化方面的适用性和优越性。

1 目标函数的选取

在实际工程应用中, 设计人员常常采用目标函数的方法来数学描述系统对控制品质的要求, 常见的目标函数包括调节品质型目标函数和误差积分型目标函数。在对控制器参数优化时, 采用调节品质型目标函数往往造成调节时间较长或振荡时间较长, 常常选用误差积分型目标函数。

误差积分型目标函数也称误差积分准则, 是指系统在单位阶跃函数扰动下, 系统偏差值 $e(t)$ 的某个函数的积分数值, 有以下 3 种比较常见的形式。

(1) 平方误差积分准则(ISE):

$$ISE = \int_0^t e(t)^2 dt \approx \sum_{i=1}^{LP} e(i \times DT) \times e(i \times DT) \times DT \quad (1)$$

其中: DT 为仿真计算步距; LP 为仿真计算点数。基于 ISE 准则优化的控制系统阶跃响应曲线超调量较小, 但系统响应速度会较慢, 适合于对超调量有非常严格要求而对系统调节时间要求较低的对象。

(2) 时间乘平方误差积分准则(ITSE):

$$ITSE = \int_0^t te(t)^2 dt \approx \sum_{i=1}^{LP} (i \times DT) \times e(i \times DT) \times e(i \times DT) \times DT \quad (2)$$

ITSE 准则考虑了起始动态偏差和响应时间, 基于 ITSE 准则优化的控制系统具有较小的超调量和较快的响应速度。

(3) 时间乘绝对误差积分准则(ITAE):

$$ITAE = \int_0^t t|e(t)| dt \approx \sum_{i=1}^{LP} (i \times DT) \times |e(i \times DT)| \times DT \quad (3)$$

与 ITSE 准则一样, ITAE 准则对响应快速性和精确性都做出了要求, 基于 ITAE 优化的系统阶跃响应曲线具有较小的超调量和较快的响应速度。实际应用中常常把 ITAE 准则作为单输入单输出(SISO)控制系统的最好性能指标^[4]。为进一步防止控制能量过大, 对 ITAE 进行修正: $ITAE = \int_0^t [c_1 t |e(t)| + c_2 u^2(t)] dt$, 其中: c_1 , c_2 分别为权值。

2 混沌量子粒子群优化(CQPSO)算法

2.1 CQPSO 算法流程

针对 PSO 算法种群易出现早熟现象, 陷入局部最优解, 加入了混沌搜索和量子空间搜索, 提出了混沌量子粒子群(CQPSO)算法, 目的是克服种群的早熟收敛现象, 提高算法的搜索速度和收敛精度。CQPSO 算法流程如图 1 所示。

Step 1: 初始化种群, 定义种群大小、粒子维度、迭代次数、种群位置及其上下限等, 不用定义种群速度;

Step 2: 根据给定的目标函数计算初始种群适应度值, 评价初始种群;

Step 3: 比较初始种群适应度值, 定义粒子当前位置为个体最优位置 X_{besti} , 定义粒子当前适应度值为个体最小适应度值 Q_{besti} , 通过比较分析个粒子最小适应度值大小, 取其中最小值为初始粒子群体最小适应度 Q_{bestg} 及对应的种群 X_{bestg} ;

Step 4: 根据种群波函数及薛定谔方程对粒子位置更新;

Step 5: 重新计算迭代后种群的适应度值。比较和更新粒子个体最小适应度值 Q_{besti} 及对应的粒子个体最优位置 X_{besti} , 然后比较和更新粒子群体最小适应度 Q_{bestg} 及对应的种群 X_{bestg} ;

Step 6: 依据粒子适应度方差及粒子平均粒距判断粒子群是否出现早熟现象, 若粒子早熟, 则执行 Step 7; 否则, 执行 Step 8;

Step 7: 利用混沌映射得到混沌序列, 计算并更新粒子群体最小适应度 Qbestg 及对应的 Xbestg; 并返回 Step4, 继续执行;

Step 8: 判断此时算法是否满足了算法的结束条件, 包括算法搜索精度和种群迭代次数是否达到要求。若满足算法结束条件, 跳出循环, 输出粒子群体最小适应度 Qbestg 及对应的种群 Xbestg; 否则, 返回 Step 4, 更新粒子位置, 继续执行种群迭代, 直到满足结束条件, 输出此时种群最小适应度值 Qbestg 和对应的种群全局最优位置 Xbestg。

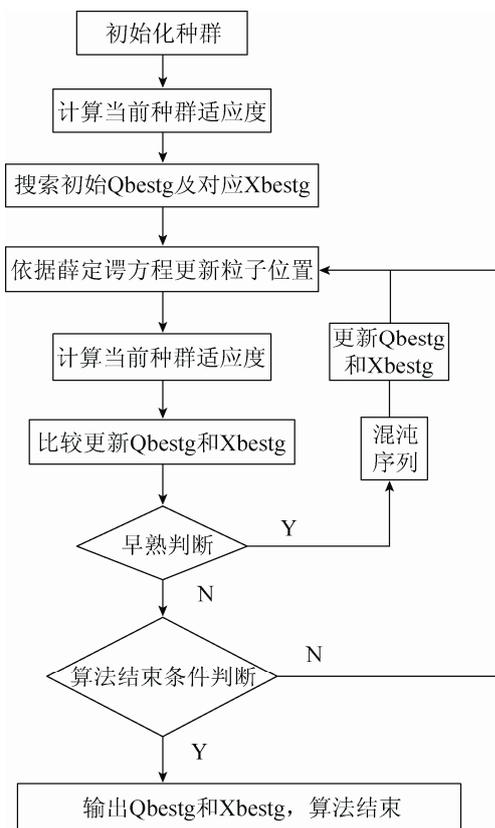


图 1 CQPSO 算法流程图

2.2 CQPSO 算法测试

优化算法是否有良好的优化性能主要看算法是否具有较快的寻优速度和较高的寻优精度, 对优化算法的测试也是重要的工作内容。常用的测试函

数有多种, 根据需要本文选择了具有代表性的 3 个测试函数对算法性能进行测试, 它们分别是 Sphere 函数、Rastrigrin 函数、Griewank 函数。Sphere 函数是线性单模态函数, 它在整个搜索控制中只有一个极小值, 通常用它测试算法是否具有较好的执行性能。Rastrigrin 函数和 Griewank 函数是非线性多模态函数, 在它们广阔的搜索空间中有着大量的极小点和高大的障碍物, 容易使优化算法陷入局部收敛, 通常用它们测试算法是否能够克服局部收敛^[5]。

利用测试函数对算法测试时, 对每个算法程序运行各 50 次, 并用 EXCEL 表格统计出每次算法寻优的最小值、最大值和平均值, 比较它们的大小评价各种算法的优化性能。

(1) Sphere 函数^[5]:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad x_i \in [-100, 100] \quad (4)$$

设种群规模 $M=50$, 迭代次数 $T_{max}=80$, 混沌序列变异概率 $P=0.2$, 根据 Sphere 函数值范围选适应度方差阈值为 10^{-2} , 根据参数取值范围选平均粒距阈值为 $D_k=1$ 。N=10 和 N=30 时 Sphere 函数各算法优化结果如表 1 所示。

表 1 测试函数优化结果

f(x)	N	算法	Qbestg	Qavg	Qmaxg
f ₁ (x)	10	PSO	3.50×10 ⁻⁴	6.07×10 ⁻³	0.121
		CPSO	9.81×10 ⁻⁵⁸	3.09×10 ⁻⁵¹	6.90×10 ⁻⁵⁰
		CQPSO	1.38×10 ⁻⁷⁸	6.48×10 ⁻⁶⁹	6.48×10 ⁻⁶⁸
	30	PSO	0.623 5	2.081 03	3.938 5
		CPSO	1.32×10 ⁻³⁹	4.45×10 ⁻³⁴	6.81×10 ⁻³³
		CQPSO	1.05×10 ⁻⁵²	2.70×10 ⁻⁴⁴	3.07×10 ⁻⁴³
f ₂ (x)	10	PSO	1.519 3	8.371 412	14.11
		CPSO	0	7.57×10 ⁻¹⁵	1.99×10 ⁻¹³
		CQPSO	0	0	0
	30	PSO	21.659 4	35.792 5	48.50
		CPSO	1.04×10 ⁻¹¹	7.54×10 ⁻³	0.354
		CQPSO	0	1.78×10 ⁻¹²	1.78×10 ⁻¹²
f ₃ (x)	10	PSO	0.137 1	0.463 51	0.871
		CPSO	0	8.68×10 ⁻¹⁵	3.67×10 ⁻¹³
		CQPSO	0	0	0
	30	PSO	1.004	1.095 014	1.429 4
		CPSO	1.04×10 ⁻¹¹	1.25×10 ⁻⁶	5.98×10 ⁻⁵
		CQPSO	0	0	0

如表 1 所示, 在 $N=10$ 和 $N=30$ 时, CPSO 算法和 CQPSO 算法优化精度要比 PSO 算法精确。在 Sphere 函数测试过程中发现搜索到最小函数值的代数分别为: PSO 算法在第 50 代, CPSO 算法在第 30 代, CQPSO 算法在第 10 代。可以得出结论: 较 PSO 算法和 CPSO 算法, CQPSO 算法在优化单模态函数时有较快的搜索速度。

(2) Rastrigrin 函数^[5]:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^N [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$$

$$x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (5)$$

设种群规模 $M=50$, 迭代次数 $T_{\max}=200$, 混沌序列变异概率为 $P=0.2$, 根据 Rastrigrin 函数值范围选择适应度方差阈值为 10^{-2} ; 根据参数取值范围选择平均粒距阈值为 $D_k=10^{-2}$ 。 $N=10$ 和 $N=30$ 时 Rastrigrin 函数各算法优化结果如表 1 所示。

如表 1 所示, $N=10$ 时, CPSO 算法和 CQPSO 算法较 PSO 算法精度极大提高, 且具有较高的搜索到最优解的概率; $N=30$ 时, 与 CPSO 算法相比, CQPSO 算法搜索到最优解的概率要大的多。

(3) Griewank 函数^[5]:

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^N x_i^2 - \prod_{i=1}^N \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

$$x_i \in [-600, 600] \quad (6)$$

选粒子种群规模为 $M=50$, 迭代次数为 $T_{\max}=50$; 常常选混沌序列变异概率为 $P=0.2$, 根据 Griewank 函数值范围选择适应度方差阈值 10^{-3} ; 根据参数取值范围选择平均粒距 $D_k=3$ 。 $N=10$ 和 $N=30$ 时 Rastrigrin 函数各算法优化结果如表 1 所示。

表 1 列出了搜索变量个数分别为 $N=10$ 和 $N=30$ 时, PSO 算法、CPSO 算法、CQPSO 算法对 Griewank 函数优化结果。 $N=10$ 时, CPSO 算法和 CQPSO 算法较 PSO 算法精度极大提高, 且具有较高的搜索到最优解的概率; $N=30$ 时, 与 CPSO 算法相比, CQPSO 算法搜索到最优解的概率要大的

多。在 Griewank 函数测试过程中发现搜索到最小函数值的代数分别为: PSO 算法在第 90 代, CPSO 算法在第 70 代, CQPSO 算法在第 12 代。可以得出结论: 较 PSO 算法和 CPSO 算法, CQPSO 算法在优化多模态函数时有较快的搜索速度。

通过对以上 3 个测试函数的优化结果观察分析可以得出如下结论:

(1) 若优化单模态函数, 在低参数量或高参数量情况下, CPSO 算法和 CQPSO 算法搜索精度和速度相近, 较 PSO 算法搜索精度和速度有较大的提高, 粒子群的早熟收敛现象有较大改善。

(2) 若优化多模态函数, 低参数量时, CPSO 算法和 CQPSO 算法搜索精度和速度相近, 且搜索到最小值的概率也相近; 高参数量时, CQPSO 算法搜索精度、搜索速度, 搜索到最小值的概率要比 CPSO 算法要好的多。

3 应用

某电厂 600 MW 机组主汽温系统采用两级喷水减温调节, 每一级喷水减温分 A, B 两侧, 均采用串级控制方式, 第 2 级 A 侧串级控制原理及被控结构如图 2 所示。

图 2 中减温器出口之前的部分称为导前区, 其传递函数为 $G_1(s)$; 减温器出口与过热器出口之间称为惰性区, 其传递函数为 $G_2(s)=G(s)/G_1(s)$ 。 $G_3(s)$ 为燃料量干扰通道; $G_4(s)$ 为主汽流量干扰通道。

3.1 主汽温系统的热工参数辨识

主汽温控制系统的被控对象是 $G_1(s)$ 和 $G(s)$, 其它对汽温的影响因素如燃料量、负荷变化就是对控制系统的扰动, 在控制系统中一般设置前馈环节来抑制这些扰动, 在此不予讨论。本文需辨识导前区对象 $G_1(s)$ 及喷水控制主对象 $G(s)$ 。

辨识主要有 3 步, 现场数据的选取和处理、描述模型结构的选取、在设定区间内对各个参数进行寻优。

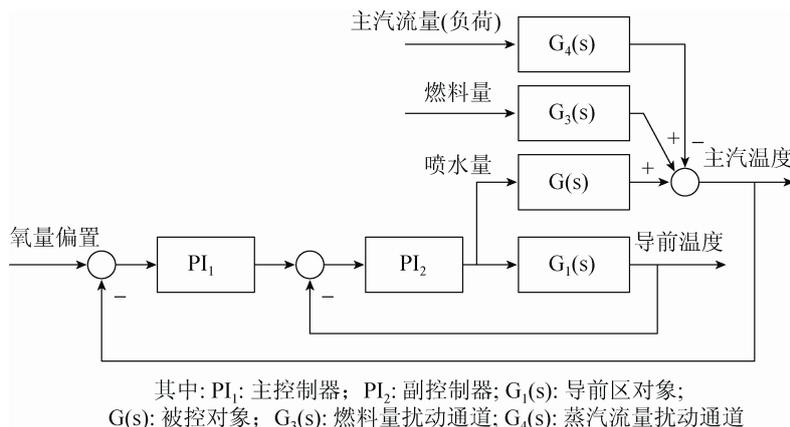


图 2 主汽温被控对象结构及串级控制系统原理图

选取的数据要在一定负荷下尽量没有外扰,且必须包含有稳态及动态过程数据,其中,稳态数据是为了确定静态增益,动态数据是为了确定惯性时间及阶次。由热工经验可知,减温喷水量扰动引起主汽温变化的过程是一个具有大惯性和有自衡的过程,其模型传递函数结构可以选取为 $G(s) = \frac{K}{(Ts+1)^n}$ 。再根据热工经验将辨识的区间设置为 $K \in (-20,0)$ $T \in (5,500)$ $n \in (2,5)$ 。然后分别用粒子群算法和混沌量子粒子群算法对主汽温系统的热工参数进行寻优。

以对 50%负荷工况下的主汽温系统为例进行辨识,现场采集的实测数据如图 3 所示,采样时间为 5 s。对数据进行取奇异值、零值点处理,得到处理后的输入输出数据如图 4 所示。

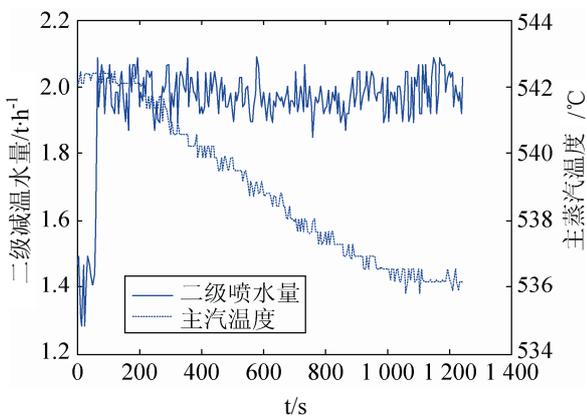


图 3 现场实测数据

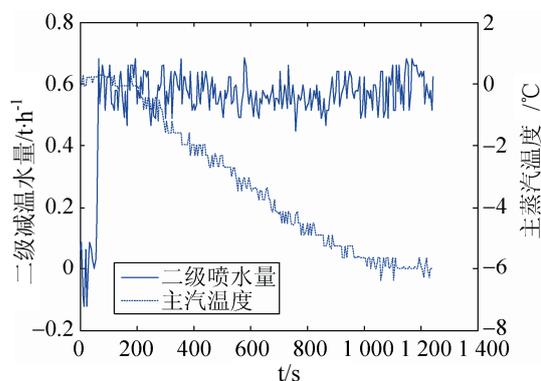


图 4 经预处理后的输入输出数据

首先,用粒子群算法进行辨识,辨识结果为 $G(s) = \frac{-11.4628}{(198.0921s+1)^3}$, 适应度为 15.2346。而用混沌量子粒子群算法辨识,辨识结果为 $G(s) = \frac{-11.3680}{(195.0058s+1)^3}$, 适应度为 15.0941。辨识曲线如图 5 所示。

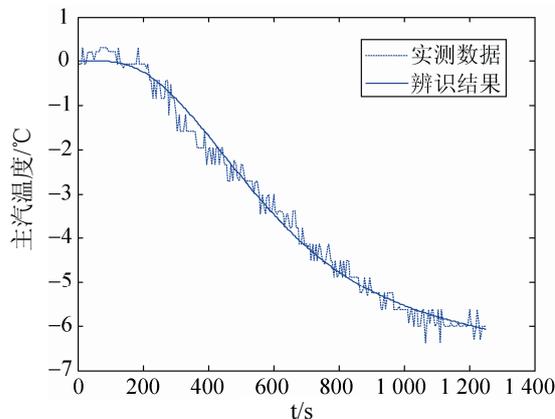


图 5 辨识结果与实测数据比较曲线

在此工况下, 经预处理的喷水减温量和导前汽温的关系, 如图 6 所示。由热工经验将辨识的区间设置为 $K \in (-2, 0)$ $T \in (5, 500)$ $n \in (2, 5)$ 。粒子群算法进行辨识, 辨识结果为 $G_1(s) = \frac{-0.7690}{(27.3036s+1)^2}$, 适应度为 10.0973。而用混沌量子粒子群算法辨识, 辨识结果为 $G_1(s) = \frac{-0.7619}{(26.3729s+1)^2}$, 适应度为 10.0154。辨识曲线见图 7。可见 CQPSO 较 PSO 算法其适应度有些提高。

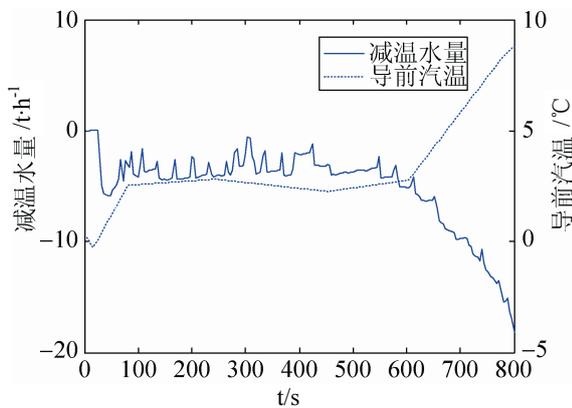


图 6 喷水减温量与导前汽温

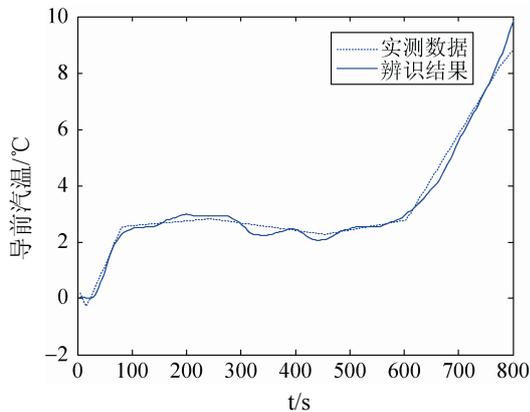


图 7 辨识结果与实测数据比较曲线 2

3.2 主汽温控制系统的参数优化

主汽温对象具有大迟延、非线性、时变、受干扰因素多的特点, 控制优化要考虑到控制结构的优化和控制器参数优化 2 方面。本文限于讨论控制器参数优化问题。采用主汽温串级控制系统。串级系统在控制器参数整定时对静态参数配合要求不高,

并且具有良好的控制内扰的使得串级控制系统得到广泛的应用^[6]。

本章采用串级主汽温控制方案如图 2 所示。其中 $G_1(s)$ 为对象导前区对喷水量的传递函数, $G(s)$ 为主汽温对喷水量的传递函数。综合考虑系统调节时间、超调量, 主、副回路控制器均采用 PI 规律, 这样的 PI-PI 组合^[7]; 内、外回路控制器的传递函数分别表示为:

$$G_{PI1} = \frac{1}{dat1} \left(1 + \frac{1}{T_{i1}s} \right) \quad (7)$$

$$G_{PI2} = \frac{1}{dat2} \left(1 + \frac{1}{T_{i2}s} \right) \quad (8)$$

主汽温控制方案选用串级控制结构, 根据主汽温对象对阶跃响应曲线超调量的严格要求, 目标函数选用 $Qbg = \int_0^{t_a} [w_1 \times t |e(t)| + w_2 \times u^2(t)] dt$ 其中 $w_1 = 0.001$, $w_2 = 0.999$ 。用标准粒子群算法(PSO)和混沌量子粒子群算法(CQPSO)对主汽温控制系统控制器参数的优化。

寻优区间的确定: 根据文献[8]中经验公式整定出寻优区间的中心点, 其中, 外回路的区间要适当括大。最终将 PI-PI 控制器 4 个参数取值区间设定为 $LLimits = [5 \ 200 \ 0.01 \ 10]$; $Hlimits = [15 \ 600 \ 1 \ 50]$, 相应的将粒子速度变化范围 $V_{max} = [0.5 \ 10 \ 0.3 \ 2]$ 。

粒子种群规模 $M=50$, 迭代次数 $T_{max}=100$; 学习因子 $c_1=c_2=2$, 惯性权重变化区间 $w=[0.4 \ 0.9]$ ^[9]。CQPSO 算法中适应度方差阈值 10, 平均粒距阈 0.01; 替代概率 $P=0.2$ 。系统采样周期 $DT=4s$, 采样时间 $ST=3000s$ 。

各算法优化的控制器各参数及系统阶跃响应曲线超调量和调节时间如表 2 和图 8 所示。图 8 中, 2 种阶跃响应曲线基本重合。

表 2 控制器参数寻优结果

算法	dat1	T_{i1}	dta2	T_{i2}	Mp	Ts/s
PSO	12.57	450.05	0.27	17.47	6.32%	1928
CQPSO	12.57	450.01	0.27	17.59	6.32%	1928

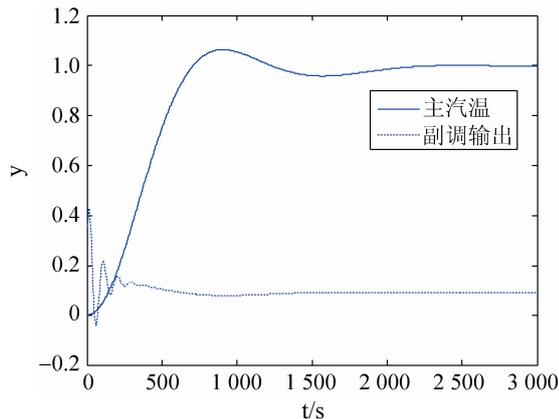


图 8 优化后的单位阶跃响应曲线

在参数优化中 CQPSO 与 PSO 寻优的结果接近一致。本文 2.2 中表明了 CQPSO 在优化多模态函数时全局搜索到极值的概率较 PSO 更高，二者寻优的结果表明本次寻优结果是全局搜索下的最优接近解。

4 结论

本研究是基于粒子群的群智能理论在热工控制系统中应用研究课题的参数优化部分的内容，是在围绕粒子群算法，基于实际运行数据和对热工对象的先验经验建立了热工对象模型的基础上，再利用改进粒子群算法对热工控制系统进行参数优化，从而对控制参数工程整定提供可信的参考或替代数据。本文通过对测试函数的比较分析表明 CQPSO 算法能够较好的克服种群早熟收敛现象。

在辨识和参数优化初期，对模型函数的模态分布缺乏认知时，为避免寻优参数过早陷入局部最优，宜采用 CQPSO 算法，以得到更好的寻优结果。

参考文献：

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Algorithm[C]//Proc. of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. USA: IEEE, 1997: 4104-4109.
- [2] 刘衍民. 粒子群算法的研究及应用 [D]. 济南: 山东师范大学, 2011.
- [3] 黄宇, 韩璞, 刘长良, 等. 改进量子粒子群算法及其在系统辨识中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2011, 31 (20): 114-120.
- [4] 徐峰, 李东海, 薛亚丽. 基于 ITAE 指标的 PID 参数整定方法比较研究 [J]. 中国电机工程学报, 2003, 23(8): 207-211.
- [5] 刘玲, 钟伟民, 钱锋. 改进的混沌粒子群优化算法 [J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2010, 36 (2): 267-272.
- [6] 金丰, 项福祿, 天罡, 等. 主汽温串级控制系统 PSO 优化方法的工程实践 [J]. 现代电力, 2010, 27 (4): 78-82.
- [7] 韩璞. 智能控制理论及应用 [M]. 北京: 中国电力出版社, 2012: 38-73.
- [8] 胡文斌, 韩璞, 孙明. 热工系统 PID 参数整定公式的仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2014, 31 (10): 132-136.
- [9] 韦根原, 王兵树, 马磊. 基于粒子群算法的 1000MW 的火电机组模型辨识 [J]. 计算机仿真, 2013, 30(7): 400-404.