

基于量子粒子群算法的 PID 参数自整定方法

霍延军

(延安职业技术学院, 陕西 延安 716000)

摘 要: PID 控制在工业生产中应用非常广泛. 以直流电机模型为被控对象, 提出了基于量子粒子群算法的 PID 参数自动整定方法. 应用经典的 Ziegler-Nichols 方法整定 PID 参数, 被控对象超调大往往难以满足要求. 粒子群算法是通过模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为而提出的一种基于群体智能的全局随机搜索算法. 将量子粒子群算法用于优化 PID 参数, 并与 Z-N 法整定的 PID 控制器性能进行对比. 仿真结果发现, 与 Z-N 法相比, 基于粒子群算法优化的 PID 控制器, 系统超调明显减小. 除 QPSO-PID (ITSE) 对应的系统具有较长调节时间外, 虽然应用不同优化目标优化后的 PID 参数不同, 控制对象的响应性能却非常相似.

关键词: 自动控制; PID 参数整定; 粒子群算法

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)10-0194-04

Auto-Tuning of Optimum PID Controller Parameters Based on Quantum-Behaved Particle Swarm Optimization

HUO Yan-jun

(Yanan Vocational & Technical College, Yanan 71600, China)

Abstract: PID controllers have been widely used for speed and position control of various applications. Quantum-behaved particle swarm optimization (QPSO) is proposed to search for the optimum parameters of PID controller. The model of a DC motor is used as a plan in this research. The conventional gain tuning of PID controller such as Ziegler-Nichols method usually produces a big overshoot, which is not preferable performance. Particle swarm optimization is a heuristic global optimization method, arising from the research of bird and fish flock movement behavior. Comparison between controllers tuned by QPSO and Z-N methods is carried out. Results demonstrate that designed PID controller using QPSO has less overshoot and smaller settling time. Furthermore, the QPSO-based PID controllers for different performance index have similar performances, except that is optimized by ITSE where long settling time is seen.

Key words: automatic control; PID tuning, quantum-behaved ; particle swarm optimization

1 引言

迄今为止, 在自动控制领域 PID 仍然是工业过程控制中采用最多的控制策略, 因为 PID 控制器的形式简单且固定, 且在复杂的工作环境下仍能保持较好的鲁棒性, 可靠性高^[1]. PID 控制策略的性能严重依赖于参数的整定与优化. PID 控制器的参数自仍然是待解决的科学问题, 因此, 研究 PID 参数自整定和优化技术具有十分重要的理论与实践意义.

经典的 PID 控制器参数整定方法有 Ziegler-Nichols、试凑法、临界响应曲线法等^[1]. 应用这些方法整定 PID 参数需要丰富的工程经验, 且应用上述常规设计方法难以满足非线性、时滞、时变对象或卡边控制等要求较高的要求. 随着 PID 控制器参数整定方法的不断进步, 遗传算法^[2-3]、模拟退火算法^[4]以及粒子群算法^[5-6]等用于 PID 控制参数整定. 近些年来, 随着计算方法的发展, 优化算法经常被用于整定控制参数以获得最优的控制系统. 本文针对标

准粒子群算法收敛慢、容易陷入局部最优解的不足,提出了量子粒子群算法的PID参数整定方法。

2 问题描述

PID控制器由比例、积分和微分组成。图1所示为典型反馈控制系统框图,其中 r 、 e 、 y 分别为参考输入、误差和被控变量。

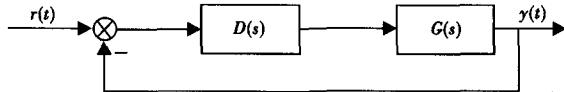


图1 典型反馈控制系统框图

图1中, $G(s)$ 是被控对象的传递函数, $D(s)$ 是PID控制器的传递函数,其表达式如下

$$D(s) = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (1)$$

式中, K_p 、 K_i 和 K_d 分别为PID控制器待整定的比例、积分和微分系数。

本文选择的被控对象为直流电机,其模型为

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{1}{s^3 + 9s^2 + 23s + 15} \quad (2)$$

PID控制器参数整定过程本质是优化问题,即根据给定目标寻找最优的PID控制器的参数。因此,为评价PID控制器参数的优劣需要预先定义系统性能评价指标。现今常用的四种系统性能评价指标为ISE、IAE、ITAE和ITSE,其定义表达式如下

$$ISE = \int_0^\infty e^2(t) dt \quad (3)$$

$$IAE = \int_0^\infty |e(t)| dt \quad (4)$$

$$ITAE = \int_0^\infty t |e(t)| dt \quad (5)$$

$$ITSE = \int_0^\infty t e^2(t) dt \quad (6)$$

ISE、IAE、ITAE和ITSE四种评价指标对误差及时间的权重不同,需要根据控制要求选择合适的评价指标,并将其作为优化问题的目标函数。即以指定的评价指标为目标函数,应用PSO算法寻找最优的PID控制器参数,使得目标函数值最小^[5-6]。

3 PID控制器参数整定Z-N法的

该方法是Ziegler和Nichols于1942年提出的开环动态响应中某些特征参数而进行的PID参数整定,它是基于受控过程的开环动态响应。由于该整定算法取决于开环实验,因而抗干扰能力差,或者采用闭环整定方法频率响应法,已知频率响应数据,即从Nyquist图形上直接得出剪切频率 ω_c 和该点处的幅值 A (或增益 $K_c=1/A$),在得到过程的特征参数后,Ziegler和Nichols便给出了PID参数整定的

经验公式,如表1所示。

表1 Ziegler-Nichols参数整定公式

控制器类型	根据模型设定			根据频率响应设定		
	$\alpha = K\tau/T$			$T_c = 2\pi/\omega_c$		
	K_p	T_i	T_d	K_p	T_i	T_d
P	$1/\alpha$			$0.5K_c$		
PI	$0.9/\alpha$	3τ		$0.4K_c$	$0.8T_c$	
PID	$1.2/\alpha$	2τ	$\tau/20$	$0.6K_c$	$0.5T_c$	$0.12T_c$

4 基于量子粒子群算法的PID参数优化

4.1 标准粒子群算法

受模拟鸟群觅食过程中的迁徙和群聚行为启发,Kennedy与Eberhart提出了一种基于群体智能的全局随机搜索算法,即粒子群算法。PSO算法具有简单容易实施的优点,在函数优化、模型分类、机器学习、神经网络训练、信号处理、自适应控制等领域应用非常广泛。

标准PSO算法具有 N 个独立的粒子构成的群体,每个粒子的位置代表 D 维空间中的一个可能解。所有粒子按照下面3条规则修改自身参数:

- (1) 保持惯性;
- (2) 当前位置与自身的历史最优位置之间的距离;
- (3) 当前位置与群体的历史最优位置之间的距离。

假设有 N 个粒子组成一个群落,其中第 i 个粒子为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 。第 i 个粒子的移动速度也是一个 D 维向量 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。第 i 个粒子搜索到的历史最优位置称为个体极值,记为 $p_{best} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ 。整个粒子群迄今搜索到的历史最优位置为全局极值 $g_{best} = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。

PSO算法的迭代过程就是粒子根据如下的公式更新自己的速度和位置:

$$v_{id}^{k+1} = \omega * v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (p_{gd}^k - x_{id}^k) \quad (7)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^k \quad (8)$$

式中, x_{id}^k 和 v_{id}^k 分别为第 i 个粒子的第 k 次迭代过程的位置和速度; p_{id}^k 为第 i 个粒子的个体极值; p_{gd}^k 为粒子群体的全局极值; c_1 和 c_2 为学习因子,根据经验通常均取值为2; r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 之间的随机数,在matlab中可用函数rand产生。

式(7)右边由三部分组成,第一部分为“惯性”部分,反映了粒子具有保持自身运动惯性以探索未知

区域的能力;第二部分为“认知”部分,反映了粒子对自身历史经验的记忆能力,表征粒子对自身经验的学习能力;第三部分为“社会”部分,反映了粒子间协同合作与知识共享的群体历史经验,代表粒子有向群体或邻域历史最佳位置逼近的趋势。 r_1 和 r_2 是介于 $[0,1]$ 之间的随机数。

4.2 量子粒子群算法

粒子群算法与遗传算法、蚁群算法等均属于群体智能随机优化方法。与其他方法相比,粒子群算法不需要选择与变异操作、运算简单等优点。然而,标准粒子群算法因缺少变异机制容易陷入局部最优解,且没有充分挖掘群体粒子信息,导致算法收敛速度慢、搜索精度不高。

根据量子力学理论,空间粒子具有波粒二象性,无法同时用位置和速度表征粒子的运动状态,即粒子的位置和速度无法同时准确测量,满足不可测原理。我国学者孙俊将量子力学理论应用到粒子群算法研究,通过研究人类思维与学习模式,提出了量子粒子群算法 QPSO。在 QPSO 算法中,粒子的状态由波函数描述,不再采用标准 PSO 算法中的位置和速度变量。在 QPSO 算法中,粒子运动由薛定谔方程描述。根据薛定谔方程,粒子在空间某点出现的概率密度函数

$$f(x_{ij}^{k+1}) = \frac{1}{l_{ij}^k} \exp\left(\frac{-2|x_{ij}^{k+1} - q_{ij}^k|}{l_{ij}^k}\right) \quad (9)$$

式中, $q_{ij}^k = r p_{ij} + (1-r) p_{gj}$, l_{ij} 为 δ 势阱的特征长度。

在 QPSO 算法中,粒子在空间位置的更新方程由 Monto Carlo 模拟方法求解

$$x_{ij}^{k+1} = r p_{ij}^k + (1-r) p_{gj}^k \pm b \left| \frac{1}{m_i} \sum_{i=1}^m p_{ij}^k - x_{ij}^k \right| \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (10)$$

式中, u 为满足均匀分布的随机数, b 为收缩扩张系数。

个体极值和全局极值满足如下公式

$$P_i^{k+1} = \arg \min_{1 \leq j \leq k+1} J(X_j^i) = \begin{cases} P_i^k & \text{if } J(P_i^k) \leq J(X_i^{k+1}) \\ X_i^{k+1} & \text{if } J(P_i^k) > J(X_i^{k+1}) \end{cases} \quad (11)$$

$$P_g^{k+1} = \arg \min_{1 \leq j \leq m} J(P_j^{k+1}) = \begin{cases} P_g^k & \text{if } J(P_g^k) \leq J(P_i^{k+1}) \\ P_i^{k+1} & \text{if } J(P_g^k) > J(P_i^{k+1}) \end{cases} \quad (12)$$

式中,函数 J 为自定义的评价函数。

4.3 基于 QPSO 的 PID 参数整定方法的实施

随机算法可以应用到 PID 整定控制器的增益,

以确保最优控制性能额定工作条件。在离线条件下 QPSO 算法应用被控对象模型自整定 PID 增益和参数 (K_p, K_i, K_d)。QPSO 算法首先产生初始粒子群搜索空间的矩阵表示。每组粒子代表 PID 参数的一组可能解,取值范围为 $0 \sim 100$ 。PID 参数优化涉及比例、积分及微分三个参数,该问题是一个三维优化问题,因此粒子的速度和位置可由 $3 \leftarrow n$ 的矩阵表示, N 为粒子规模个数。通过分析所研究的问题及仿真研究发现, N 取 40 足以满足要求。

5 仿真结果及分析

应用常规 Z-N 法整定的 PID 控制,被控对象的响应会产生较大超调,而采用 QPSO 算法整定后的 PID 控制器可获得满意的控制性能。PID 参数整定是优化问题,所以优化目标不同,结果也不同。本文分别以式(3)~(6)为目标整定 PID 控制器参数,结果如表 2 所示。

表 2 整定后的 PID 参数

整定方法	K_p	K_i	K_d
Z-N PID	115.2	175.9	18.9
QPSO-PID1 (ISE)	95.6	14.6	10.9
QPSO-PID2 (IAE)	72.9	12.0	16.5
QPSO-PID3 (ITSE)	93	23.5	13.8
QPSO-PID4 (ITAE)	35.2	14.8	12.2

图 2 所示为优化过程中目标函数及 PID 参数变化轨迹,是经过 50 次迭代后得到的最优参数。

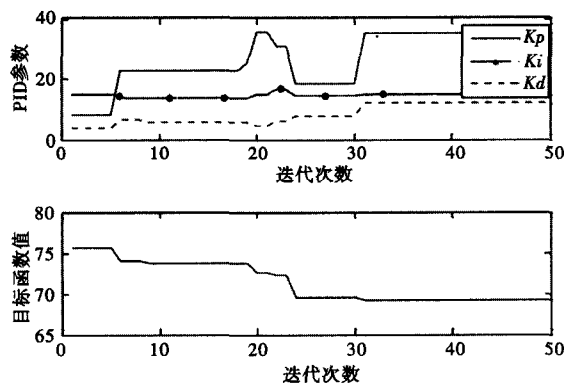


图 2 PID 参数与系统性能指标随迭代次数变化轨迹 (PSO-PID4)

接着比较研究了不同目标函数对控制系统性能指标如超调、调节时间、误差平方和 (SSE) 的影响,结果如表 3 所示。

表 3 不同目标函数优化 PID 控制器参数的系统性能

整定方法	超调/%	调节时间/s	SSE
Z-N PID	67	4.2	72.3
QPSO-PID1 (ISE)	3.8	2.6	48.0
QPSO-PID2 (IAE)	0	4.9	77.3
QPSO-PID3 (ITSE)	10.8	8.6	78.9
QPSO-PID4 (ITAE)	1.4	2.3	77.4

6 结束语

从仿真结果分析发现,与 Z-N 法相比,基于粒子群算法优化的 PID 控制器,系统超调明显减小.除 QPSO-PID (ITSE)对应的系统具有较长调节时间外,虽然应用不同优化目标优化后的 PID 参数不同,控制对象的响应性能却非常相似.

虽然基于 QPSO 算法整定 PID 控制器可获得比 Z-N 法更好的系统性能,然而由于粒子群算法初始解的随机性使得每次迭代次数不同,甚至差距非常大.应用 Z-N 法整定 PID 控制器虽然无法获得最优的系统性,却可作为 QPSO 算法的初始解,从而大大减少 QPSO 算法的迭代求解次数.因此,下一步将研究 Z-N 与 QPSO 算法相结合的 PID 参数整定方法,将有望提高 PID 参数优化问题的求解效率.

参考文献:

- [1] Astrom KJ, Hagglund T. PID controllers: theory, design, and tuning [M]. 2nd ed. New York: Instru-

ment Society of America, 1995.

- [2] Altnten A, Ketevanliolu F, Erdoan S. Self-tuning PID control of jacketed batch polystyrene reactor using genetic algorithm [J]. Chemical Engineering Journal, 2008, 138(3): 490-497.
- [3] Zhang J, Zhuang J, Du H. Self-organizing genetic algorithm based tuning of PID controllers. Information Sciences, 2009, 179(7): 1007-1018.
- [4] Bagis A. Tabu search algorithm based PID controller tuning for desired system specifications [J]. Journal of the Franklin Institute, 2011, 348(10): 2795-2812.
- [5] 陈贵敏,贾建援,韩琪. 粒子群优化算法的惯性权值递减策略研究[J]. 西安交通大学学报, 2006, 40(1): 53-56.
- [6] 史永丽,侯朝桢,苏海滨. 基于粒子群优化算法的自抗扰控制器设计[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 433-436.
- [7] 黄泽霞,俞攸红,黄德才. 惯性权自适应调整的量子粒子群优化算法[J]. 上海交通大学学报, 2012, 46(2): 228-232.
- [8] 许川佩,胡红波. 基于量子粒子群算法的 SOC 测试调度优化研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(1): 113-119.
- [9] 史峰,王辉,郁磊. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2011.

作者简介:

霍延军 男,(1977-),硕士,讲师.研究方向为软件工程.