

doi: 10.7690/bgzd.2016.04.015

基于罚函数 PSO 算法的 μ 定结构控制器优化设计

应巧萍, 张 民

(南京航空航天大学自动化学院, 南京 211100)

摘要: 针对传统控制方法存在的问题, 提出一种基于罚函数粒子群优化算法的 μ 定结构控制器优化设计方法。以直流电机模型为控制对象, 针对经典定结构控制结构-PID 结构, 应用罚函数粒子群算法设计满足 μ 指标的控制器, 并通过实例将其与 H_∞ -PID 控制器进行比较。结果表明, μ -PID 控制器的标称及鲁棒性能均优于 H_∞ -PID 控制器。

关键词: μ -PID; 鲁棒; 直流电机; 粒子群优化; 约束

中图分类号: TP216 **文献标志码:** A

μ Fixed-structure Controller Optimization Design Based on Penalty Function PSO Algorithm

Ying Qiaoping, Zhang Min

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 211100, China)

Abstract: Aimed at the problems existing in the traditional control method, this paper presents a kind of μ fixed-structure controller design method based on penalty function particle swarm optimization algorithm. A classical fixed-structure controller, PID controller, which satisfies the μ index, is designed taking the DC drive model as the object and based on penalty function particle swarm optimization algorithm, compared with H_∞ -PID controller through the instance. The results indicate that the μ -PID controller has superiority over H_∞ -PID one in both standard and robust performance.

Keywords: μ -PID; robust; DC drive; particle swarm optimization; constrained

0 引言

由于新型材料的应用等原因, 直流电机的性能得到了很大的提高, 被广泛应用于农林业^[1]、航空航天等领域中。目前直流电机系统均采用传统的定结构控制器进行控制^[2-3]。虽然这种控制器具有结构简单, 设计方法纯熟, 应用广泛等优点; 但由于直流电机系统中的建模误差及参数不确定性等因素, 使得采用传统定结构控制方法的直流电机不能满足复杂应用环境对其日益提高的鲁棒性能要求。传统的鲁棒设计方法, 如 H_∞ 方法或 μ 综合方法所设计的控制器尽管能够达到鲁棒稳定性和鲁棒性能指标; 但是在控制器设计完成以前难以准确预知控制器的结构和复杂程度^[4]。笔者考虑把传统控制方法与现代鲁棒控制两者的优势结合起来, 形成 μ 定结构控制, 并将其应用到直流电机控制器的设计之中。

直流电机 μ 定结构控制律设计可以看作一个非线性优化问题。由 James Kennedy 和 Russell Eberhart 在 1995 年共同提出的粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)^[5] 由于具有算法结构简单、全局优化能力强和对算法初值不敏感等优点,

近年来在处理非线性优化问题上得到越来越多的重视; 因此, 笔者提出一种基于罚函数 PSO 算法^[6] 进行样例直流电机 μ 定结构控制器的优化设计方法, 并将该控制器与文献[7]得到的样例直流电机的 H_∞ -PID 控制器进行比较, 以验证文中所提方法的优越性。

1 问题描述

1.1 μ 分析方法

结构奇异值 μ 是一种线性代数工具。相比于 H_∞ 方法, μ 综合方法可以同时分析控制系统的鲁棒稳定性和鲁棒性能^[8-9]。

对任意多输入不确定线性闭环系统, 可以用图 1 所示的结构来描述。

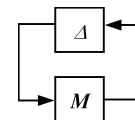


图 1 标准反馈控制结构

图中: M 代表系统传递函数矩阵, 由控制器和控制对象构成; $\Delta \in B\Delta$ 代表模型不确定性, 即作为控制

收稿日期: 2015-12-27; 修回日期: 2016-02-02

基金项目: 国家自然科学基金(61174197)

作者简介: 应巧萍(1991—), 女, 浙江人, 在读硕士, 从事飞机控制和鲁棒控制研究。

对象的数学模型与实际对象存在的差异，且有：

$$\bar{\Delta} = \left\{ \text{diag} \left(\overbrace{\Delta_1, \dots, \Delta_1}^{m_1}, \overbrace{\Delta_2, \dots, \Delta_2}^{m_2}, \Delta_3, \dots, \Delta_{n-1}, \overbrace{\Delta_n, \dots, \Delta_n}^{m_n} \right) \right\}; \quad (1)$$

$$\Delta_j \in C^{k_j \times k_j}, \bar{\sigma}(\Delta_j) \leq \delta, \delta \in R, \delta > 0 (j=1, 2, \dots, n)$$

$$B\bar{\Delta} = \{ \Delta \in \bar{\Delta} \mid \bar{\sigma}(\Delta) \leq 1 \}. \quad (2)$$

其中： $n_1 = \sum_{j=1}^n m_j \times r_j$ ， $n_2 = \sum_{j=1}^n m_j \times k_j$ ； $\Delta \in C^{n_2 \times n_1}$ ； $\bar{\sigma}(\Delta)$ 表示 Δ 的最大奇异值。

若系统不确定性 Δ 满足式 (2)，则系统传递函数矩阵 M 的结构奇异值定义为

$$\mu(M) := \begin{cases} 0, \forall \Delta \in \bar{\Delta}, \det(I - M\Delta) \neq 0 \\ \left\{ \min_{\Delta \in \bar{\Delta}} \left(\bar{\sigma}(\Delta) \mid \det(I - M\Delta) = 0 \right) \right\}^{-1}, \text{else} \end{cases}. \quad (3)$$

直接按照式 (3) 来求解结构奇异值 μ 非常困难，通常采用一种逼近方法。首先计算 μ 值的上下界，当上下界之差足够小时，取其为近似值，该方法称为“D-K”迭代法，由 Doyle 在 1985 年提出^[10]。

1.2 μ -PID 控制器设计问题

μ 分析问题可由图 2 表示。

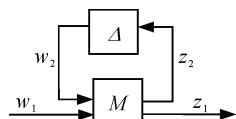


图 2 μ 分析问题结构方块

在此结构中： M 代表广义控制对象以及控制器； w_1 表示外部输入信号； z_2 和 w_2 分别表示模型不确定性的输入和输出信号； z_1 表示控制输出信号。此时系统 $\Sigma(s, x)$ 可分解为

$$\begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M_{11}(s) & M_{12}(s) \\ M_{21}(s) & M_{22}(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \end{bmatrix}, \quad (4)$$

则在文中，基于约束优化的 μ 定结构控制器设计可以描述为：

给定目标函数：

$$f(x) := \inf_{K(s, x)} \sup_{\omega \in R} \mu(\Sigma(j\omega)). \quad (5)$$

其中系统 $\Sigma(j\omega)$ 即为式 (4) 所描述的系统 $\Sigma(s, x)$ 。

约束条件为：

$$\lambda_{\max}(\Sigma(s, x)) < 0. \quad (6)$$

其中： $u = K(s, x)y$ 表示控制器； $x \in R^m$ 为控制器参数； $\lambda_{\max}(\Sigma(s, x))$ 表示闭环系统极点实部的最大值，即 $\lambda_{\max}(\Sigma(s, x)) = \max \{ \text{Re}(\lambda_j[\Sigma(s, x)], \forall j) \}$ 。

2 粒子群优化算法

在 PSO 算法中，每一个优化问题的解作为一只

单个的鸟，或称为粒子，粒子的属性包括其位置 x 和速度 v 。每个粒子在多维空间中依据个体经验和群体中其他粒子的经验来动态调整自身移动的轨迹与速度。在每一时刻 k ，第 i 个粒子依据以下公式对位置和速度进行调整：

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1}; \quad (7)$$

$$v_{i,d}^{k+1} = \begin{cases} -x_{\max,d} & x_{i,d}^{k+1} < -x_{\max,d} \\ x_{\max,d} & x_{i,d}^{k+1} > x_{\max,d} \\ x_{i,d}^{k+1} & \text{others} \end{cases};$$

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega v_{i,d}^k + c_1 \zeta_1^k (p_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 \zeta_2^k (g_{i,d}^k - x_{i,d}^k); \quad (8)$$

$$v_{i,d}^{k+1} = \begin{cases} -v_{\max,d} & v_{i,d}^{k+1} < -v_{\max,d} \\ v_{\max,d} & v_{i,d}^{k+1} > v_{\max,d} \\ v_{i,d}^{k+1} & \text{others} \end{cases}.$$

其中， $x_{i,d}^k$ 为粒子 i 在第 k 步中的 d 维位置； $x_{\max,d}$ 为粒子运动在 d 维的最远位置； $v_{i,d}^k$ 为粒子 i 在第 k 步中的 d 维速度； $v_{\max,d}$ 为粒子在 d 维的最大速度； $x_i^{\text{best},k}$ 为粒子个体的当前最优值； $x_{\text{swarm}}^{\text{best},k}$ 为粒子群体的当前最优值； c_1 为粒子个体认知加速常数； c_2 为群体认知加速常数； ζ_1 、 ζ_2 是介于 $[0,1]$ 之间的随机数； ω 为惯性系数，按照运动惯性随进化代数逐渐减小的原则，其表达式为

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \frac{k}{k_{\max}}. \quad (9)$$

式中： w_{\max} 和 w_{\min} 分别为 w 的最大值与最小值； k_{\max} 为最大进化代数。

标准 PSO 算法包含如下执行步骤：

1) 在搜索空间内随机初始化每个粒子的位置并计算目标函数，分别确定 $x_i^{\text{best},0}$ 和 $x_{\text{swarm}}^{\text{best},0}$ ；

2) 若满足算法停止条件，则获得当前目标函数最优值对应的粒子位置，即 $x^* := \arg \min_{x_i^j} \{ f(x_i^j), \forall i, j \}$ ，算法停止；否则转 3)；

3) 依据式 (7) 和式 (8) 调整粒子的位置和速度，确定当前进化代数的 $x_i^{\text{best},k}$ 和 $x_{\text{swarm}}^{\text{best},k}$ ，设置进化代数 $k = k + 1$ 。

在 2) 中，算法的停止条件可以是目标函数 $f(x)$ 达到期望极值，也可预先设定最大终止进化代数 k_{\max} 。

文中为了解决约束问题，采用简单且应用广泛的罚函数 PSO 算法^[6]。

3 算例仿真与分析

在本节中，笔者采用广泛应用的定结构-PID 控

制结构，首先用式 (5) 中的目标函数代替文献[7]中的目标函数，基于罚函数 PSO 算法设计样例直流电机的 μ -PID 控制器；然后将其与文献[5]中的 H_∞ -PID 控制器比较，以验证文中算法的优越性。

某样例直流电机传递函数为

$$G(s) = \frac{G_0}{(1 + \tau_m s)}$$

PID 控制器传递函数为

$$K(s, x) := k_p \left(1 + \frac{1}{t_i s} + \frac{t_d s}{1 + (t_d / N) s} \right)$$

其中： $G_0=0.05$ ； $\tau_m=300$ ms， $x := (k_p, t_i, t_d, N)$ 。

在进行寻优时，罚函数 PSO 算法参数设定如下：

- 1) 粒子数量：30；
- 2) 粒子维数：4；
- 3) 粒子最大移动范围： $\{x \in R^4, 0.1 \leq x_i \leq 10, \forall i = 1, 2, \dots, 4\}$ ；

$\forall i = 1, 2, \dots, 4\}$ ；

- 4) 粒子最大移动速度： $v_{\max, d} = x_{\max, d} / 2$ ；

- 5) 学习因子： $c_1=2, c_2=2$ ；

6) 惯性系数最大与最小值： $W_{\max}=0.9, W_{\min}=0.4$ ；

- 7) 最大搜索代数：50。

由于粒子群算法本身存在的随机性，为了使寻优结果具有一定的可靠性和可对比性，笔者基于罚函数 PSO 算法重复进行 40 次样例直流电机 μ -PID 控制器参数的寻优，其寻优结果如表 1 所示。

表 1 40 次寻优结果

相角裕度/(°)	H_∞ -PID	μ -PID
最大值	55.020	68.730
最小值	55.014	68.584
平均值	55.018	68.639
方差	0.001 532	0.000 981

由上表可知： μ -PID 控制系统的相角裕度明显比 H_∞ -PID 控制系统的大，且前者相角裕度的最小值都要明显大于后者的最大值，表明 μ -PID 控制系统的鲁棒性较优。

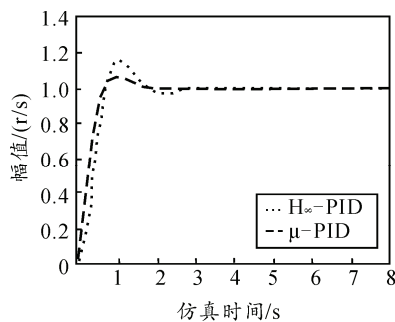


图 3 H_∞ -PID 和 μ -PID 控制器标称性能比较

图 3 分别表示 H_∞ -PID 设计方法和 μ -PID 设计方法所得标称系统的单位阶跃响应。从图 3 可以看出：文中设计方法所得系统的标称性能，不论在快速性还是在稳定性上，都明显好于 H_∞ -PID 设计方法所得系统。

40 次基于罚函数法 PSO 优化的 H_∞ -PID 和 μ -PID 控制器的最优结果分别如式 (10)、式 (11)。

CASE 1: H_∞ -PID 控制器

$$K(s, x) = 0.5231 \left(1 + \frac{1}{0.0075s} + \frac{0.4128s}{1 + 5.212 \times 10^3 s} \right) \quad (10)$$

CASE 2: μ -PID 控制器

$$K(s, x) = 3 \left(1 + \frac{1}{0.0318s} + \frac{4.003s}{1 + 1.3334s} \right) \quad (11)$$

文中同时考虑参数不确定性以及未建模不确定性。 G_0 和 τ_m 的不确定性为 $\pm 50\%$ 。一阶高频传递函数 $\frac{1}{1 + \tau_e s}$ ，用来表示未建模不确定性。加上不确定性后的模型传递函数如下式：

$$G: \left\{ G_\Delta(s) = \frac{G_0}{(1 + \tau_m s)(1 + \tau_e s)}; \text{with } \tau_e \in [0, 0.2] \right\} \quad (12)$$

图 4 和图 5 分别表示如上式所示加上参数不确定性和未建模不确定性后， H_∞ -PID 和 μ -PID 控制系统的鲁棒性能。

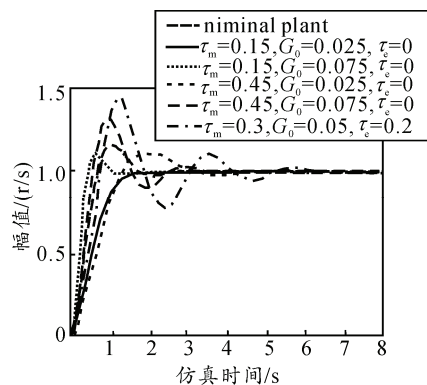


图 4 鲁棒性能 H_∞ -PID

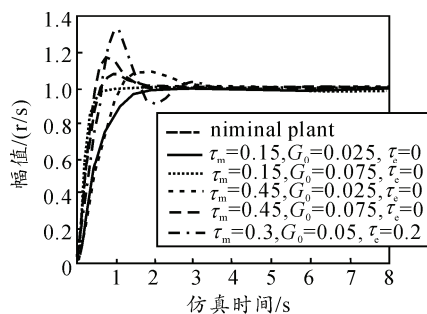


图 5 鲁棒性能 μ -PID

比较图 4 和图 5，很明显 μ -PID 控制系统的鲁

棒性更强，这也与表 1 所得结果相吻合。

4 结束语

针对样例直流电机的仿真结果表明：笔者设计的 μ -PID 控制器在各性能上均优于 H_∞ -PID 控制器。文中只考虑了直流电机控制系统中存在的未建模不确定和参数摄动的影响，而未考虑摩擦力矩干扰和负载扰动不确定性等实际应用中广泛存在的问题；因此，笔者在建立 μ -PID 控制器设计方法的基础上，将进一步考虑设计更复杂，具有更不确定性和扰动的控制器设计。

参考文献：

[1] 王矛棣, 孙忠彦. 直流电动机斩波调速系统及其在林机的应用[J]. 林业机械, 1994, 30(3): 39-40.
 [2] 陈伯时. 电力拖动自动控制系统[M]. 北京: 机械工业出版社, 1997: 20-29.
 [3] 张井岗, 曾建潮, 徐玉斌. 双闭环直流调速系统的一种新型速度调节器[J]. 电气自动化, 1999, 21(4): 25-27.

(上接第 41 页)

其点迹匹配正确率较高，能够将目标点迹信息有效地分离出来。

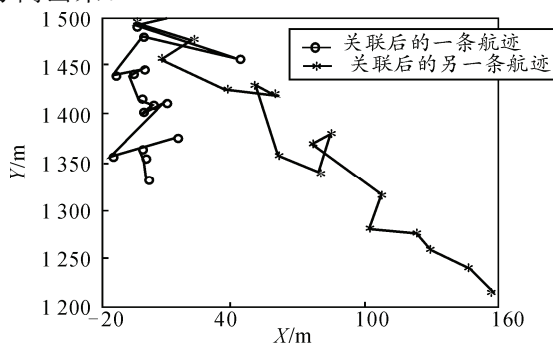


图 3 2 批目标航迹关联图

4 结束语

笔者将一种基于卡尔曼滤波的多假设跟踪算法应用于多目标的航迹关联。数值仿真实验表明：多目标跟踪算法能够有效解决“量测-目标”数据关联问题，并且在 2 批目标距离较近的情况下也能够较短时间内确认目标航迹。

参考文献：

[1] 何友, 修建娟, 张晶炜. 雷达数据处理及应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 143-144.
 [2] 夏佩伦. 目标跟踪与信息融合[M]. 北京: 国防工业出版社, 2010: 172-174.
 [3] 何佳洲, 吴传利, 周志华. 多假设跟踪技术综述[J]. 火力指挥与控制, 2004, 11(12): 12-13.
 [4] SAMUEL S B, RAYTHEON. Multiple hypotheses

[4] 郑建华, 杨涤. 鲁棒控制理论在倾斜转弯导弹中的应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001: 11-21.
 [5] Kennedy J, Eberhart R. Particle Swarm Optimization, Proc IEEE International Conf. on Neural Networks[C]. Perth, Australia: IEEE Piscataway, 1995: 1942-1948.
 [6] Michalewicz Z, Dasgupta D, Riche R. Evolutionary algorithms for constrained engineering problems[J]. Computers & Industrial Engineering Journal, 1996, 30(4): 851-870.
 [7] Soufiene Bouallègue, Joseph Haggège, Mohamed Benrejeb. Particle Swarm Optimization-Based Fixed-Structure H_∞ Control Design[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2011, 9(2): 258-266.
 [8] Doyle J C. A review of μ for case studies in robust control[C]. Proc. of the 10th IFAC Triennial World Congress, 1987: 365-372.
 [9] Tuanjie L, Yujuan M. Robust vibration control flexible tensegrity structure via μ synthesis[J]. Structure Control and Health Monitoring, 2003, 20(2): 13-18.
 [10] Doyle J C, John C, Chu C C. Matrix Interpolation and H_∞ Performance Bounds[C]. Boston, America: American Control Conference, 1985: 129-134.

tracking for multiple-target tracking[J]. Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE, 2004, 19(1): 5-18.
 [5] ALPER Yilmaz, OMAR Javed, MUBARAK Shah. Object tracking: a survey[J]. ACM Computing Surveys, 2006, 38(4): 13.
 [6] MASAMICHI Kojima, HIROSHI Kameda. A study of target tracking using track-oriented multiple hypothesis tracking[J]. SICE'98, 1998: 933-938.
 [7] DAVID A Forsyth, JEAN Ponce. Computer vision: a modern approach[M]. Pearson Education, 2002: 534-549.
 [8] REID D B. An algorithm for tracking multiple targets[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24(6): 843-854.
 [9] Sengupta D, Iltis R A. Neural Solution to the Multi-target Tracking Data Association Problem[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1989, 25(6): 96-108.
 [10] Chen Y M, Huang H C. Fuzzy Logic Approach to Multi-sensor Data Association[J]. Mathematics and Computer s in Simulation, 2000, 52(8): 399-412.
 [11] Reid D B. An Algorithm for Tracking Multiple Targets [J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 1979, 24(3): 843-854.
 [12] James A, Scott S. Efficient Target Tracking Using Dynamic Programming[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(1): 44-56.
 [13] Danchick R, Newman G E. A Fast Method for Finding the Exact N-best Hypothesis for Multi target Tracking [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1993, 29(2): 555-560.
 [14] Blackman S S. Multiple Hypothesis Tracking For Multiple Target Tracking[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2008, 19(1): 5-18.