

文章编号: 1001-2486(2009)06-0062-05

基于混合优化的前馈—反馈复合控制器最优设计*

廖 瑛¹, 周保民², 钟 诚¹, 曹登刚²

(1. 国防科技大学 航天与材料工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 湘潭大学信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

摘要: 为了解决传统 PID 控制器在电动舵机系统设计中难以满足控制要求的问题, 首先设计了一种规范化前馈—反馈控制系统, 然后利用混沌优化算法和共轭梯度方法相结合的混合优化算法对前馈—反馈控制器参数进行了优化。仿真结果表明: 基于混合优化算法的前馈—反馈控制器具有很好的动态和静态性能, 增强了系统的稳定性和鲁棒性, 降低了学习参数选择的盲目性和对经验的高度依赖性。

关键词: 前馈—反馈控制; 复合控制; 共轭梯度方法; 混沌优化; 混合优化

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Optimal Design for the Feedforward-feedback Compound Controller Based on a Hybrid Optimization Algorithm

LIAO Ying¹, ZHOU Bao-min², ZHONG Cheng¹, CAO Deng-gang²

(1. College of Aerospace and Material Engineering, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China)

Abstract: Considering the fact that it is difficult for the conventional PID controller to meet control request in the aircraft control process, we designed a normalized feedforward-feedback controller system. Furthermore, the hybrid optimization algorithm that combined the chaos optimization algorithm and the conjugate gradient method was used to search for the optimum parameters of the feedforward-feedback controller system. Simulation experimental results and experimental analysis proved the superiority of the hybrid optimum feedforward-feedback controller, which showed better dynamical and steady behavior, strengthened the fitness and robustness of the system, and weakened the blindness to selection of learning factors and high dependency on experience.

Key words: feedforward-feedback control; compound controller; conjugate gradient method; chaos optimization; hybrid optimization algorithm

在电动舵系统控制器的发展史上, PID 控制是生命力最强的控制方式, 这是因为这种控制方式具有直观、实现简易、鲁棒性能好等一系列优点。PID 控制是负反馈控制, 在实际中, 被控对象总是存在惯性, 负反馈控制的输出总是落后于参考信号的变化, 对于寻的导弹这样的快速随动系统, 要求系统的被控量迅速平稳地跟随参考信号变化, 并准确地复现其变化规律, 而在加有前馈控制器的复合控制中, 前馈控制器就直接根据参考信号变化的大小和方向, 加快对被控对象的控制, 因此采用前馈—反馈复合控制器的两者结合方式使得控制结果具有及时而又精确的特点。

另外, 前馈—反馈复合控制器参数整定是一项十分繁琐的工作, 传统方法是靠试凑的人工整定, 往往不能达到最优状态, 控制结果出现较强的振荡和大超调。混沌优化算法利用遍历性进行混沌寻优, 可以遍布所有状态^[1], 而共轭梯度法选取目标函数的负梯度方向作为每步迭代的搜索方向, 逐步逼近函数的极小值点, 直观简单、收敛速度快。本文结合这两种优化算法, 提出新的性能指标, 然后设计出满足此指标的前馈—反馈控制器参数混合优化整定方案, 通过全局粗搜索和局部再搜索, 快速得到了控制器学习参数的全局最优值。采用混合优化算法对前馈—反馈控制器参数进行优化搜索, 比其他整定方法更具有优越性。通过仿真实验, 证实了这种基于混合优化算法的前馈—反馈控制器的控制效果明显优于

* 收稿日期: 2009-07-05

基金项目: 航天支撑技术基金资助项目(2008-HT-GFKD)

作者简介: 廖瑛(1961—), 女, 教授, 博士。

传统 PID 控制。

1 基于混合优化的前馈—反馈复合控制

基于混合优化的前馈—反馈控制器参数整定控制系统, 如图 1 所示, 混合优化算法根据控制系统的性能指标信息在前馈—反馈控制器参数域中进行寻优, 使得优化结果对应于某种最优控制, 实现对被控对象的有效控制。

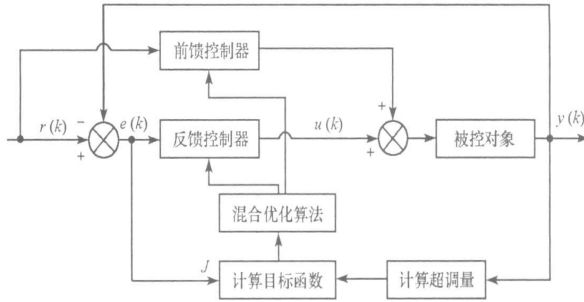


图 1 基于混合优化算法的前馈—反馈控制结构图

Fig. 1 The structure chart of feedforward-feedback compound controller based on a hybrid optimization algorithm

本文设计的规范化前馈—反馈控制系统^[2], 其反馈控制器采用 PD 控制, 前馈控制采用比例控制, 因此前馈—反馈复合控制器的表达式为:

$$U(s) = (K_P + K_D s) \cdot E(s) + K_\omega \cdot R(s) \tag{1}$$

式中, K_P 、 K_D 分别为反馈控制器的比例、微分系数; K_ω 为前馈控制器的比例放大系数。因此, 规范化前馈—反馈控制系统包含 3 个待定的参数 K_P 、 K_D 、 K_ω , 并且它们是相互独立的。

采用如下性能指标^[3]:

$$J = \omega_1 \int_0^\infty \frac{t |e(t)| dt}{\max(e(t))} + \omega_2 \sigma \tag{2}$$

将其离散化为

$$J = \min \left[\frac{\omega_1 \sum_{k=1}^l |e(k)| k}{\max(e(k))} + \omega_2 \sigma \right] \tag{3}$$

式中, σ 表示百分制的超调量。对于这种目标函数, 为了使系统在阶跃输入时, 具有响应快, 超调量小, 选择性好等优点, 可以灵活选取权值 ω_1 、 ω_2 , 只需保证 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 即可。

2 混合优化算法

混沌优化算法主要利用遍历性来进行混沌寻优, 混沌优化方法在理论上可以遍布所有状态^[4-5], 但需要一段很长的时间, 在实际应用中很难求得最优值。共轭梯度方法作为最早的优化算法之一, 其基本思想是选取目标函数的负梯度方向作为每步迭代的搜索方向, 逐步逼近函数的极小值点。该算法直观简单, 收敛速度快, 但很容易陷入局部极小点, 对复杂问题很难达到全局最优^[6]。

为了找到前馈—反馈控制器参数的全局最优解, 在参数优化过程中本文采用了混沌优化算法和共轭梯度方法相结合的混合优化算法^[3]。该混合优化算法对规范化前馈—反馈控制器参数进行优化的基本思想是: 将混合优化算法引入到规范化前馈—反馈控制器参数域的寻优方式中, 并结合控制系统稳定的附加条件, 利用混沌变量进行全局优化搜索前馈—反馈控制器的学习参数, 在混沌寻优的基础上用共轭梯度方法进行再次寻优, 根据性能指标函数, 如果共轭梯度方法的寻优效果比混沌寻优效果好, 则再次进行混沌寻优, 直到混沌寻优的效果比共轭梯度方法所得的效果好, 最后搜索出规范化前馈—反馈控制器参数的全局最优解^[7]。

2.1 混合优化算法的收敛性证明

定理 2.1 设 x_k 是由混合算法产生的序列, 则 $f(x_k)$ 以概率 1 收敛到 $f(x)$ 的全局最优值 $f(x^*)$ 。

证明 设

$$x^* = \arg \min_{x \in S} f(x) \quad (4)$$

$$\eta_\varepsilon = \left\{ x \mid x \in S, f(x) - f(x^*) < \varepsilon \right\} \quad (5)$$

当 ε 充分小时, η_ε 表示全局最优点 x^* 的 ε 邻域, 混合算法产生的序列 x_k 落入 η_ε 内的事件集合记为: $A_k = \left\{ \omega \mid x_k \in \eta_\varepsilon \right\}$ 。由于混合算法为下降算法, 因此, $f(x_k)$ 单调不减, 即

$$f(x_1) - f(x^*) \geq f(x_2) - f(x^*) \geq \dots \geq f(x_k) - f(x^*) \geq \dots \quad (6)$$

由 A_k 的定义与式(6)得

$$A_1 \subset A_2 \subset \dots \subset A_k \subset \dots \quad (7)$$

上式表明: x_1 落入 η_ε 的事件发生时, x_2 也一定落入其内, 依次类推。

根据式(7), 概率测度 $p(A_k)$ 单调不减, 而对每个 k , 总有 $p(A_k) \leq 1$, 单调递增有上界的数列必有极限, 所以, $\lim_{k \rightarrow \infty} p(A_k)$ 存在。再根据式(7)有:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} p(A_k) = p\left(\bigcup_{k=1}^{\infty} A_k\right) = p\left(\bigcap_{k=1}^{\infty} A_k\right) = 1 \quad (8)$$

取正数 γ ($0 < \gamma < 1$), 则存在正数 M , 当 $k > M$ 时, $p(A_k) \geq 1 - \gamma$, 而

$$p\left\{ \omega \mid \omega \notin A_k, k > M \right\} = 1 - p\left\{ \omega \mid \omega \in A_k, k > M \right\} < \gamma \quad (9)$$

对任意正数 ε , 有

$$p\left\{ \omega \mid f(x_k) > f(x^*) + \varepsilon, k > M \right\} \leq p\left\{ \omega \mid x_k \notin \eta_\varepsilon, k > M \right\} \leq \gamma^{k-M} \quad (0 < \gamma < 1) \quad (10)$$

因此

$$\lim_{k \rightarrow \infty} p\left\{ \omega \mid f(x_k) > f(x^*) + \varepsilon \right\} = 0 \quad (11)$$

即随着 k 的增大, x_k 落入全局最优解的邻域 N_ε 外的概率为零。这表明 $f(x_k)$ 以概率 1 收敛到 $f(x)$ 的全局最优值 $f(x^*)$ 。

混沌优化方法能帮助共轭梯度法跳出局部最优且以概率 1 收敛到全局最优值。

2.2 混合优化算法的迭代过程

本文混沌优化过程中的混沌运动采用 Logistic 映射, $y_{n+1} = y_n(1 - y_n)$ ($n = 1, 2, \dots, N; 0 < y_0 < 1$), 若取 $\mu = 4$, 则完全处于混沌状态, 且 y_n 在 $(0, 1)$ 范围内遍历。由于在控制器参数优化问题中, 寻优变量 x_i (K_P, K_D, K_ω) 都有一定的取值范围, 并不能保证其范围都落在 $(0, 1)$ 内, 因此需要构建混沌变量 y_i 与优化变量 x_i 取值区间的映射关系。本文使用 $x_i(k) = a_i + y_i(k) \cdot (b_i - a_i)$ 的映射关系, 其中 a_i, b_i 是当混沌变量 y 在区间 $(0, 1)$ 遍历时优化变量 x 取值范围的下限与上限。因此有下列一组迭代公式:

$$Y_{n+1} = \mu Y_n(1 - Y_n) = 4Y_n(1 - Y_n) \quad (12)$$

其中, $Y_n = \left[y_1^{(n)}, y_2^{(n)}, y_3^{(n)} \right]$ ($n = 1, 2, \dots, N$)。

第一次混沌优化搜索时的迭代关系式如下:

$$\begin{cases} K_{P,n}^* = a_1 + \left\{ b_1 - a_1 \right\} y_1^{(n)} \\ K_{D,n}^* = a_2 + \left\{ b_2 - a_2 \right\} y_2^{(n)} \\ K_{\omega,n}^* = a_3 + \left\{ b_3 - a_3 \right\} y_3^{(n)} \end{cases} \quad (13)$$

共轭梯度方法结束后进入第二次混沌优化搜索时的迭代关系式如下:

$$\begin{cases} K_{P,n}^{*.3} = K_{P,n}^{*.2} + z_t y_1^{(n)} = a_1 + (b_1 + z_t) y_1^{(n)} \\ K_{D,n}^{*.3} = K_{D,n}^{*.2} + z_t y_2^{(n)} = a_2 + (b_2 + z_t) y_2^{(n)} \\ K_{\omega,n}^{*.3} = K_{\omega,n}^{*.2} + z_t y_3^{(n)} = a_3 + (b_3 + z_t) y_3^{(n)} \\ z_{t+1} = (1 - \lambda) z_t \end{cases} \quad (14)$$

式中, $K_{P,n}^{* \cdot 2}$ 、 $K_{D,n}^{* \cdot 2}$ 、 $K_{\omega,n}^{* \cdot 2}$ 为经过混沌优化搜索到的控制器参数次优值, λ ($0 < \lambda < 1$) 为时变参数 z_i 的衰减因子, 目的是为了在混合优化算法的第二次共轭梯度方法得到的次优值的领域内通过逐步缩小混沌变量遍历的区域范围实现进一步的混沌优化, 以便找到控制器参数的全局最优值。

基于混合优化算法的前馈—反馈控制器参数优化的具体步骤如下:

(1) 算法初始化。设置第一次混沌优化最大迭代次数 N_1 (第一次混沌优化只是为共轭梯度方法找合适的初始点, 因此 N_1 一般不必设置太大), 给出初始混沌变量值 $y_i = y_i^{(0)}$ 。

(2) 由于混沌变量的变化范围为 $(0, 1)$, 而学习参数的变化不完全是 $(0, 1)$, 通过 $x_i^{(0)} = a_i + y_i^{(0)} \cdot (b_i - a_i)$, 将混沌变量的取值范围变换到相应的优化变量的取值范围。以 $x_i^{(0)}$ 为学习参数的初始值, 并令 $x_i^{* \cdot 1} = x_i^{(0)}$, $J^{* \cdot 1} = J^{(0)}$ (变量 x_i 分别对应 K_P, K_D, K_{ω} , 变量 $x_i^{* \cdot 1}$, $J^{* \cdot 1}$ 为第一次混沌搜索得到的次最优结果)。

(3) 用混沌变量进行迭代, 首先计算 $y_i^{(k+1)} = 4y_i^{(k)}(1 - y_i^{(k)})$, 然后通过 $x_i^{(0)} = a_i + y_i^{(0)} \cdot (b_i - a_i)$ 映射搜索得到新的 $x_i^{(k)}$ 和 $J^{(k)}$ 。如果 $J^{(k)} < J^{* \cdot 1}$, 则 $x_i^{* \cdot 1} = x_i^{(k)}$, $J^{* \cdot 1} = J^{(k)}$; 否则, $x_i^{* \cdot 1}$ 和 $J^{* \cdot 1}$ 不变。

(4) 当 $k < N_1$, 令 $k = k + 1$, 转到步骤(3); 否则, 第一次搜索结束, 得出次最优值 $x_i^{* \cdot 1}$ 以及 $J^{* \cdot 1}$ 。

(5) 设置共轭梯度方法的最大迭代次数 N_2 , 令 $m = 0$, 以 $x_i^{* \cdot 1}$ 为初值, 取允许误差 ε 和 η ($\varepsilon > 0$, $\eta > 0$), 令 $x_i^{* \cdot 2} = x_i^{(k+m)}$, 计算梯度 $g^{(m)} = \nabla J(x^{(m+k)})$ 。

(6) 当 $\|g^{(m)}\| \leq \varepsilon$ 或 $m < N_2$ 时, 令 $x_i^{* \cdot 2} = x_i^{(m+k)}$, 搜索结束; 否则, 转到步骤(7)。

(7) 由一维搜索方法求最优步长 λ_k , 使 $J(x^{(m+k)} - \lambda_k g^{(m)}) = \min_{\lambda} J(x^{(m+k)} - \lambda g^{(m)})$ 。计算 $x^{(m+k+1)} = x^{(m+k)} - \lambda_k g^{(m)}$, 若 $J^{(m+k+1)} - J^{(m+k)} < \eta$, 则 $x_i^{* \cdot 2} = x_i^{(m+k+1)}$, 搜索结束, 得出次最优值 $x_i^{* \cdot 2}$ 以及 $J^{* \cdot 2}$ (变量 $x_i^{* \cdot 2}$, $J^{* \cdot 2}$ 为第二次共轭梯度法搜索得到的次最优结果); 否则, 令 $m = m + 1$, 并计算梯度 $g^{(m)} = \nabla J(x^{(m+k)})$, 转到步骤(6)。

(8) 设置第三次混沌再搜索最大迭代次数 N_3 、小衰减因子 λ 时变参数初始值 z_0 , 并令 $n = 0$ 。如果 $J^{* \cdot 2} > J^{* \cdot 1}$, 则 $x_i^{* \cdot 3} = x_i^{(k+m+n)} = x_i^{* \cdot 1}$, $J^{* \cdot 3} = J^{(k+m+n)} = J^{* \cdot 1}$, 则令 $n = N_3 + 1$, 转到步骤(10); 否则, 如果 $J^{* \cdot 2} < J^{* \cdot 1}$, 则以 $x_i^{* \cdot 2} + z_i y_i^{(k+m+n)} = x_i^{* \cdot 2} + (1 - \lambda) z_{i-1} y_i^{(k+m+n)}$ ($n = 1, 2, \dots, N_3$) 为初值^[5], 即 $x_i^{* \cdot 3} = x_i^{* \cdot 2} + z_i y_i^{(k+m+n)}$ 为初值, 转到步骤(9)。

(9) 用混沌变量进行第三次迭代, 搜索 $x_i^{(k+m+n)}$ 和 $J^{(k+m+n)}$ 。如果 $J^{(k+m+n)} < J^{* \cdot 3}$, 则 $x_i^{* \cdot 3} = x_i^{(k+m+n)} + z_i y_i^{(k+m+n)}$, $J^{* \cdot 3} = J^{(k+m+n)}$; 否则, 若 $J^{(k+m+n)} > J^{* \cdot 3}$, 则 $x_i^{* \cdot 3}$ 和 $J^{* \cdot 3}$ 不变 (变量 $x_i^{* \cdot 3}$, $J^{* \cdot 3}$ 为第三次混沌再搜索得到的最优结果)。

(10) 如果 $n \leq N_3$ 或 $z_i \geq Q$, 则令 $n = n + 1$, 并转到步骤(9); 否则, 如果 $n > N_3$, 寻优完毕, 结束计算, 得到最优解 $x_i^* = x_i^{* \cdot 3}$, $J^* = J^{* \cdot 3}$ (x_i^* , J^* 为得到的最优结果)。

3 仿真实例

为验证本文的控制策略, 以电动舵机系统作为研究对象进行仿真研究。舵机系统是一个非线性时变系统, 将其近似为线性系统, 其速度回路的近似传递函数^[8-9]为

$$G(s) \approx \frac{3274(0.15s + 1) \cdot e^{-0.05s}}{s(1.81s + 1)(0.038s + 1)} \quad (15)$$

根据文中控制优化策略的特点, 首先由零阶保持器与该系统构成广义对象, 对广义对象进行离散化, 采样周期为 $T = 0.01s$, 并且系统采用单位阶跃输入信号。采用基于混合优化的前馈—反馈控制策略对该系统进行仿真, 设置各项初始化参数: 取 $a_1 = 1.5$, $a_2 = 1$, $a_3 = 2.5$, $b_1 = 3$, $b_2 = 1$, $b_3 = 8$ 。将混沌变量范围变换到前馈—反馈控制器参数的优化变量范围, 取混沌搜索次数 $N_1 = 500$, 共轭梯度方法搜索次数 $N_2 = 200$, 混沌再搜索次数 $N_3 = 200$, 小衰减因子 $\lambda = 0.001$, $z_0 = 0.5$, 第二次混沌再搜索终止条件取 $z_i \leq Q = 0.001$, 性能目标函数的权值 $\omega_1 = 0.5$, $\omega_2 = 0.5$, $l = 100$ 即每 100 步混沌进行一次寻优。利用混合优化算法对前馈—反馈控制器参数寻优, 可以很快地得到规范化前馈—反馈控制器参数的最优解:

$K_p = 3.6052, K_D = 0.5203, K_\omega = 8.2910$ 。

作为对比,利用传统PID控制和基本遗传算法进行控制仿真,仿真得到的相关优化参数和相关指标见表1,控制响应曲线和误差跟踪曲线图分别如图2和3所示。由此可见,采用混沌动力学特性在规范化前馈-反馈控制器参数域中实现的混沌优化和共轭梯度方法混合优化搜索,体现出具有更强的搜索前馈-反馈控制器参数全局最优解的能力^[8]。该算法能有效地实现控制器参数最优整定,采用本节提出的基于混合优化算法的前馈-反馈控制策略,控制系统具有稳定性强、基本消除振荡、超调量小、调节时间短等优点。

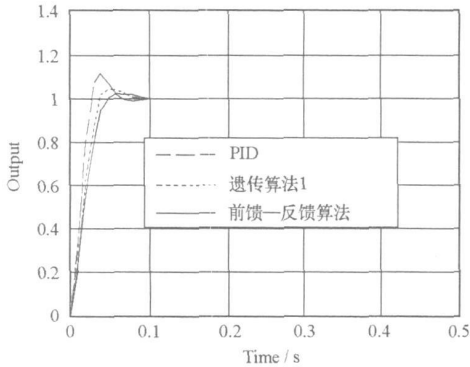


图2 前馈-反馈控制响应曲线

Fig. 2 The response curve of feedforward-feedback control

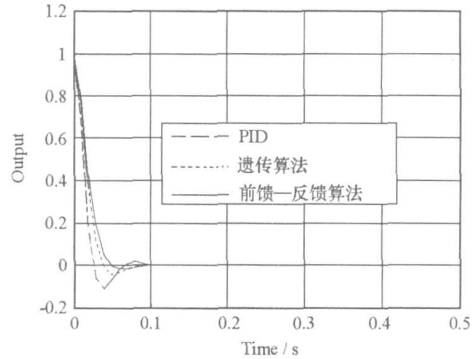


图3 前馈-反馈控制误差跟踪图

Fig. 3 The error curve of feedforward-feedback control

表1 控制器优化参数和相关指标

Tab. 1 Optimal parameter and other options of controller

控制策略	K_p	K_D/K_I	K_ω/K_D	超调	调节时间(s)
前馈-反馈	3.6052	0.5203	8.2910	3.8%	0.089
遗传算法	2.9863	0.8460	7.4708	5.2%	0.984
传统PID	1.956	1.538	5.347	10.3%	0.115

4 结论

鉴于传统PID控制器难以满足飞行器的控制要求,本文采用混沌优化和共轭梯度方法相结合的方式提出了基于混合优化算法的前馈-反馈控制系统。仿真结果表明,这种控制策略与传统PID控制相比,具有稳定性高、超调量小、调节时间短、自适应性好等动态和静态性能优点,为解决前馈-反馈控制器参数的全局最优设计提供了一种有效的方法。

参考文献:

- [1] 邹恩,李详飞,陈建国.混沌控制及其优化应用[M].长沙:国防科技大学出版社,2002.
- [2] 刘金琨.先进PID控制及其MATLAB仿真[M].北京:电子工业出版社,2003.
- [3] 李文,梁普明.基于混沌优化和最速下降法的一种混合算法[J].计算技术与自动化,2003,22(2):12-14.
- [4] Liu S S, Hou Z J. Weighted Gradient Direction Based Chaos Optimization Algorithm for Nonlinear Programming Problem[C]//Proceedings of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2002, 3(10-14): 1779-1783.
- [5] Lu H J, Zhang H M. A New Optimization Algorithm Based on Chaos[J]. Journal of Zhejiang University(Science A), 2006 7(4): 539-542.
- [6] Hager W W, Zhang H C. A New Conjugate Gradient Method with Guaranteed Descent and an Efficient Line Search[J]. SIAM Journal on Optimization, 2005, 16(1): 170-192.
- [7] Hu Y, Li Y C. Stepped-up Chaos Optimization Algorithm and Its Application[J]. Journal of System Engineering, 2002, 17(1): 41-44.
- [8] Zhang C, Li X. Chaos Optimization Algorithm Based on Linear Search and Its Application to Nonlinear Constraint Optimization Problem[J]. Control and Decision, 2006, 16(1): 120-125.
- [9] Ikeguchi T, Sato K, Aihara K. Chaotic Optimization for Quadratic Assignment Problems[C]//Proc. of IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2002, 3(3): 469-472.