

# 基于遗传蚁群混合策略的 PID 控制器参数整定\*

舒 涛,刘少伟,刘 晖

(空军工程大学导弹学院,陕西三原 713800)

**摘 要:**传统的 PID 控制器参数整定方法或者需要对被控过程和控制规律有全面的先验知识,或者建立在要求具有连续导数的光滑搜索空间的基础上,或者容易“早熟”和收敛速度较慢。文中结合蚁群算法(ACO)和遗传算法(GA)各自的优点,提出了一种新型的蚁群算法(ACO)-遗传算法(GA)混合优化策略(ACO-GA)的 PID 参数优化方法。仿真应用研究表明:与非线性设计方法(NCD)以及蚁群算法相比,ACO-GA 优化策略具有更强的寻优能力和快速收敛能力,是一种适用于工程应用的参数寻优方法。

**关键词:**蚁群算法;遗传算法;PID 控制;混合优化策略

**中图分类号:**TJ765.2 **文献标志码:**A

## Research on Parameters Adjustment of PID Controller Based on ACO-GA Hybrid Strategy

SHU Tao, LIU Shaowei, LIU Hui

(The Missile Institute, AFEU, Shaanxi Sanyuan 713800, China)

**Abstract:** Traditional parameters adjustments of PID need the general experiential knowledge on control process and control law, or have continuous differential coefficient search space, or can be premature and convergent slowly. So, absorbing the merits of ant colony optimization (ACO) algorithm and genetic algorithm (GA), a new ACO-GA hybrid optimization strategy is developed to optimize PID parameters. The simulation shows: ACO-GA hybrid optimization has more excellent performance in finding best solution and convergence than nonlinear control design and ACO, and this method can be adapt to engineering application.

**Keywords:** ant colony optimization algorithm; genetic algorithm; PID control; hybrid optimization strategy

### 0 引言

蚁群优化算法是受自然界中真实蚁群的集体觅食行为的启发而发展起来的一种基于群体的模拟进化算法,它是由意大利学者 Dorigo M. 在 1992 年最先提出来的,称作蚂蚁系统<sup>[1]</sup> (ant system, AS)。这种算法已经成功地被应用在 TSP(traveling salesman problem)以及其它组合优化的算例中,而且很多情况下其优化结果优于遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)、进化规划(EP)等<sup>[2-3]</sup>。蚁群算法具有智能搜索、全局优化、鲁棒性、正反馈等优点,易于并行实现,因此正引起国内外越来越多的专家学者的关注。但随着问题规模和复杂度的增加,单一蚁群算法的

优化结果往往不够理想,算法混合的思想成为提高算法优化性能的一个重要且有效的途径,其出发点就是使算法之间相互取长补短,产生更好的优化效率<sup>[4]</sup>。遗传算法是基于概率机制的随机优化算法,通过概率意义下群体遗传操作来实现优化。文中将遗传算法与蚁群算法结合,提出了一种蚁群遗传混合策略(ACO-GA)的 PID 控制器参数寻优方法。

### 1 蚁群网络的构造

#### 1.1 PID 控制器

在 PID 控制器系统中, $r$  为输入量, $y$  为输出量,PID 控制是按偏差  $e$  的比例、微分和积分的线性组合来控制的一种调节器,可描述为:

\* 收稿日期:2008-03-06

作者简介:舒涛(1971-),男,陕西商州人,副教授,研究方向:导弹武器系统测试与控制。

$$u(t) = K_p[e(t) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(t) dt + T_d \frac{de(t)}{dt}] \quad (1)$$

式中:  $T_i$  为积分时间常数,  $T_d$  为微分时间常数,  $e(t) = r(t) - y(t)$ 。

进一步可写为:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt}$$

式中:  $K_p$  为比例系数,  $K_i = K_p/T_i$  称为积分系数,  $K_d = K_p/T_d$  称为微分系数。

上式中有 3 个参数需要确定, 分别为  $K_p$ 、 $K_i$  和  $K_d$ , 使得控制系统的某一性能指标达到最佳。工程中通常采用如下绝对误差的矩的积分作为评价的性能指标(ITAE)<sup>[5]</sup>:

$$J = \int_0^{\infty} t |e(t)| dt \quad (2)$$

为了避免超调, 采用惩罚功能, 即一旦发生超调, 将超调量作为目标函数的一项, 此时最优指标为:

$$J = \int_0^{\infty} (t |e(t)| + C |e(t)|) dt \quad (3)$$

式中,  $C$  为惩罚系数, 当  $e(t) \geq 0$  时,  $C = 0$ 。

对式(3)采用周期  $T$  离散化得:

$$J(kT) = \sum_{j=0}^k [e(kT) \cdot kT \cdot T + C \cdot e(kT) \cdot T] \quad (4)$$

### 1.2 PID 参数整定的蚁群网络构造

PID 参数整定的蚁群算法的基本思想是: 对 PID 控制器的 3 个参数  $K_p$ 、 $K_i$  和  $K_d$  进行统一编码, 假定参数的值保留两位小数, 两位整数(小数位数和整数位数的选取通过多次试验得到), 每一位用 0~9 的整数来表示, 则组成一个 12 位的整数编码。整数编码中的第  $i$  位对应集合  $I_i$ , 集合  $I_i$  中包含 0~9 的整数。每只蚂蚁从一个虚拟起点出发, 根据搜索规则, 独立随机地从每个集合  $I_i$  中唯一地选择一个元素; 当蚂蚁在所有集合中完成元素的选择后, 它就到达了食物源, 此后按一定规则调节蚁群网络中的信息素浓度。蚁群网络示意图如图 1, 图中带箭头的有向实线段和虚线段分别表示两只不同蚂蚁可能的行走路径。

在图 1 的蚁群网络中, 假如一只蚂蚁走过的路径为 0-2-8-9-4 | -3-4-6-8 | -1-0-5-4, 则表示  $K_p, K_i, K_d$  分别为 28.94,

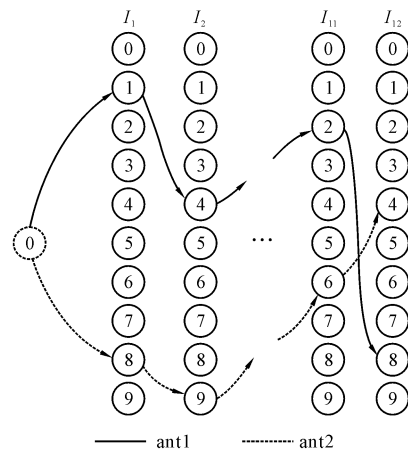


图 1 PID 参数整定的蚁群网络

34.68, 10.54, 其中第一位的 0 表示虚拟的初始节点。

在蚁群网络中, 蚂蚁  $k$  从虚拟节点 0 开始, 按照下述轮盘转法的概率规则, 依次在每个集合  $I$  中选择第  $j$  个元素, 直至蚂蚁全部到达食物源。路径选择规则为:

$$p_{ij}^k(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t)}{\sum_{l \in I} \tau_{il}^\alpha(t)} \quad (5)$$

式中:  $\tau$  为信息素浓度,  $\alpha$  为残留信息的相对重要程度, 反映了蚂蚁在运动过程中所积累的信息在蚂蚁运动时所起的作用, 其值越大, 该蚂蚁越倾向于选择其他蚂蚁经过的路径, 蚂蚁之间协作性越强。

当所有  $m$  只蚂蚁在每个集合中都选择了一个元素后, 计算用各蚂蚁所走路程对应的 PID 控制器 3 个参数的系统 ITAE 值, 对蚁群网络中的信息素按照下式进行更新(设上述蚂蚁觅食过程经历了  $n$  个时间单位):

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho) * \tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (6)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (7)$$

其中:  $\rho \in (0, 1)$  为路径上信息素的蒸发系数,  $\Delta\tau_{ij}$  表示本次迭代弧  $(i, j)$  上信息素的增量。  $\Delta\tau_{ij}^k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次迭代中留在弧  $(i, j)$  上的信息素。如果蚂蚁  $k$  没有经过弧  $(i, j)$ ,  $\Delta\tau_{ij}^k$  的值为零。  $\Delta\tau_{ij}^k$  可以表示为:

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{J^k} & \text{蚂蚁 } k \text{ 在本次周游中经过弧 } (i, j) \\ 0 & \text{否则} \end{cases} \quad (8)$$

式中:  $Q$  为正常数,  $J_k$  表示第  $k$  只蚂蚁在本次周游中所对应的  $J$  值。

为了避免信息素过度地在局部最优路径集中引起的早熟, 文中参考最大最小蚂蚁系统 (MMAS) 定义了信息素的允许范围  $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ , 在一次信息素更新后, 如果  $\tau_{ij} > \tau_{\max}$ , 则  $\tau_{\max} = \tau_{ij}$ ; 如果  $\tau_{ij} < \tau_{\min}$ , 则  $\tau_{\min} = \tau_{ij}$ 。从式 (6) 可以推出, 信息素浓度的可能上界为:

$$\tau_{\max} = \frac{1}{1-\rho} \cdot \frac{Q}{J^{gb}} \cdot m \quad (9)$$

式中,  $J^{gb}$  为当前全局最优  $J$  值。

信息素浓度的下界为:  $\tau_{\min} = \tau_{\max}/n$ ,  $n$  为编码长度。

## 2 ACO-GA 混合策略

### 2.1 ACO-GA 混合策略思想

ACO-GA

在 ACO 原有算法流程的基础上, 将 GA 引入到了混合策略的每一次迭代中。群体是由 ACO 每一次迭代产生的解经过 Pop\_Size 次随机抽样及其目前全局最优解共同组成, 然后经过 GA 的选择、交叉、变异, 产生新解, 利用新解进行信息素更新。在 ACO-GA 混合策略中, 移去 ACO 算

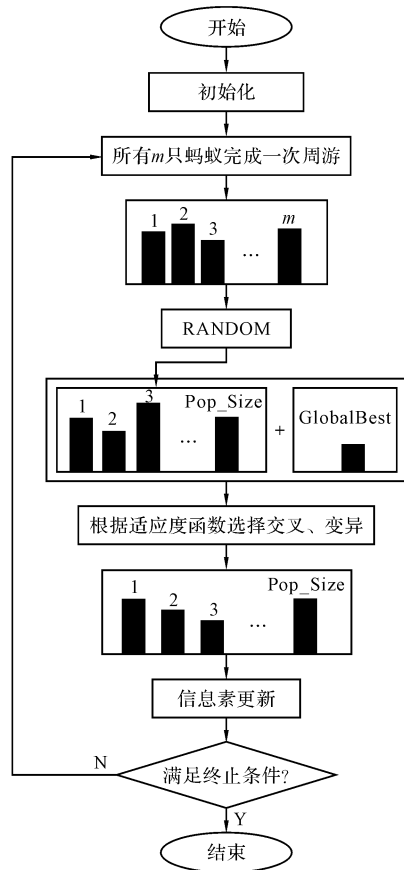


图 2 ACO-GA 混合优化策略示意图

法, ACO-GA 混合策略就转化为 GA 算法; 移去 GA 算法, ACO-GA 混合策略就转化为 ACO 算法, 如图 2 所示, 黑色矩形代表蚂蚁走过的路径。为了保证群体的多样性, 在第一次迭代时, 蚂蚁

随机搜索; 随机抽样 Pop\_Size 次是为了扩大群体规模; 群体中保留目前全局最优解是为了防止最优解的丢失。在 ACO-GA 混合策略中, 一方面, 通过 GA 的选择、交叉, 产生新的高质量解更新 ACO 中的信息素, 变异操作有利于搜索区域的扩展; 另一方面, ACO 产生新解改善 GA 种群的平均质量, 加强了 GA 选择操作的力度。这种“双赢”的合作模式增强了 ACO-GA 混合策略的收敛能力和寻优能力。

### 2.2 GA 操作中的技术问题

#### 1) 适应函数

文中采用排序适应函数<sup>[6]</sup>, 将同一代群体中的  $m$  个染色体按目标函数从小到大排列, 分布概率为:

$$p(i) = \frac{2i}{m(m+1)} \quad 1 \leq i \leq m \quad (10)$$

使每一代当前最优解以最大概率  $2/(m+1)$  遗传。

#### 2) 交配规则

采用多交配位法, 双亲以一个交配位到下一个交配位基因相互代替和下一个交配位到再下一个交配位不变这样交叉形成两个新的后代, 这里采用两个交配位, 如:

父 A	0 2 5 7		3 2 6 4 2		6 5 1 5
父 B	0 3 1 5		5 8 6 9 7		2 6 3 4
子 A	0 2 5 7		5 8 6 9 7		6 5 1 5
子 B	0 3 1 5		3 2 6 4 2		2 6 3 4

#### 3) 变异规则

在染色体中, 取两个不同的随机数 (第一位不选, 是虚拟节点), 对这两个数确定的基因区间进行随机排序。如: 0 2 5 1 3 6 7 5 6 9 8 2 9, 随机取第 3 位和第 9 位, 对第 3 位和第 9 位之间的基因随机排序。变异结果为: 0 2 5 1 | 6 3 7 6 5 | 9 8 2 9。

### 2.3 ACO-GA 混合策略流程

Step1 初始化 ACO 中的参数: 残留信息的相对重要程度  $\alpha$ , 信息素的蒸发系数  $\rho$ 、常数  $Q$ 、初始信息素浓度为  $\tau_0$ 、蚂蚁数目  $m$ ; 初始化 GA 中的参数: 交配概率  $p_c$ 、变异概率  $p_m$ 、种群数 Pop\_Size; 设置迭代次数  $N_c = 0$ 、最大迭代次数  $N_{\max}$ 。

Step2 所有  $m$  只蚂蚁从虚拟初始点出发。

Step3 每只蚂蚁按照式 (5) 选择下一个节点, 走完所有 12 个节点 (假设整数位数为 2, 小数

位数 2)。

Step4 计算每只蚂蚁完成一次周游所得目标函数值  $J$ , 并记录当前所有  $m$  只蚂蚁走过的最优路径。

Step5 对所有蚂蚁走过的路径进行 Pop\_Size 次随机抽样, 得到 GA 的初始群体 Pop, 并将当前最优解加入初始群体。

Step6 根据式(10) 进行选择操作, 以概率  $p_c$  进行交叉操作, 以概率  $p_m$  进行变异操作, 得到新的种群 NewPop。

Step7 计算 NewPop 中每个染色体所对应的目标函数值  $J$ , 利用式(6) ~ 式(8) 对 NewPop 中染色体所对应的路径进行信息素更新。

Step8 迭代次数  $N_c = N_c + 1$ ; 如果  $N_c$  等于  $N_{max}$ , 输出最优解, 终止算法, 否则, 转 Step2。

### 3 仿真应用

某系统如图 3 所示, 采用 PID 控制器, 用 ACO-GA 混合优化策略确定 PID 控制器的 3 个参数  $K_p$ 、 $K_i$  和  $K_d$ 。

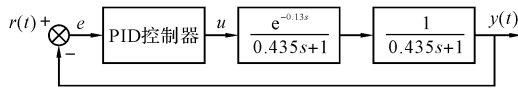


图 3 控制系统的结构图

首先对控制系统中的 PID 控制器和控制对象离散化。

对于 PID 控制器:

$$u(kT) = K_p e(kT) + K_i T_s \sum_{j=0}^k e(jT) + K_d \frac{1}{T} [e(kT) - e(kT - T)]$$

采样周期为  $T = 0.01s$  时:

$$u(k) = K_p e(k) + 0.01K_i \sum_{j=0}^k e(j) + 100K_d [e(k) - e(k - 1)]$$

对于  $\frac{y(s)}{u(s)} = \frac{e^{-0.13s}}{(0.435s + 1)(0.435s + 1)}$ , 采样周期为  $T = 0.01s$ , 使用 tustin 变换将连续系统离散化:

$$y(k) = 1.955y(k - 1) - 0.9551y(k - 2) + 1.291 \times 10^{-4} u(k - 50) + 2.583 \times 10^{-4} u(k - 51) + 1.291 \times 10^{-4} u(k - 52)$$

ACO 参数选取如下: 残留信息的相对重要

程度  $\alpha$  为 1.5, 信息素的蒸发系数  $\rho$  为 0.5, 常数  $Q$  为 1, 初始信息素浓度  $\tau_0$  为 0.01, 蚂蚁个数为 50; GA 参数选取如下: 交配概率  $p_c$  为 0.6, 变异概率  $p_m$  为 0.1, 种群数等于蚂蚁数, 取 50; 编码整数位取 2 位, 小数位取 2 位, 惩罚系数  $C$  为 10, 迭代次数为 100。

图 4 为 NCD 法、ACO 以及 ACO-GA 混合优化策略三种算法典型整定结果比较。其中 NCD 法是利用 Matlab 的非线性控制设计模块 (nonlinear control design) 对 PID 控制器的 3 个参数的整定方法<sup>[7]</sup>。

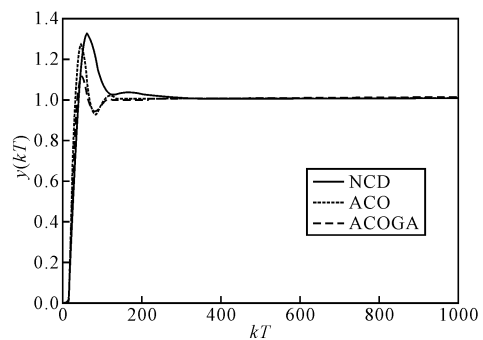


图 4 三种算法整定结果的单位阶跃响应曲线比较

与图 4 对应的三种算法优化所得 PID 控制器参数及 ITAE 值如表 1 所示, 其中 ITAE 的积分时间取 10s。

表 1 三种算法典型整定的参数值比较

PID 参数整定	$K_p$	$K_i$	$K_d$	ITAE
NCD	4.60	3.31	0.74	0.25
ACO	4.93	1.11	1.08	0.1
ACO-GA	3.79	0.79	1.01	0.08

ACO-GA 目标下降曲线如图 5 所示。

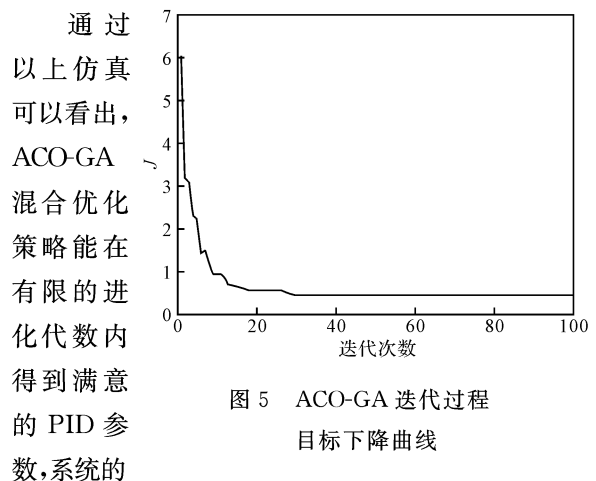


图 5 ACO-GA 迭代过程目标下降曲线

### 3 结论

从仿真结果可以看出, SAR 辅助的 INS/Doppler 组合导航系统能提供高精度的位置、速度和姿态信息,降低对 INS 精度和成本的要求。SAR 除了上述功能外,还具有防区外探测能力、穿透性的观察视场以及目标的识别和跟踪功能。另外多普勒雷达波束很窄,且以很陡的角度指向地面,所以很难对其实施欺骗和干扰<sup>[7]</sup>,因而隐蔽性和抗干扰性好。鉴于该系统为双雷达体制,安装时对载体体积要求高,因此该系统在对导航精度要求过高、需要实现目标识别和跟踪等功能的大型飞机上有着很大的应用前景。

#### 参考文献:

- [1] 袁信,俞济祥,陈哲. 导航系统[M]. 北京:航空工业出版社,1993:228—232.

(上接第 76 页)

超调量、上升时间和调节时间与 NCD 法、ACO 算法相比均得到了不同程度的改善,具有良好的控制系统指标。

### 4 结论

遗传算法作为一种自适应全局优化概率搜索算法,在最优化问题的求解中取得了良好的效果。蚁群算法作为一类模拟生物群体突现聚集行为的非经典算法,已成为近年来研究的热点。文中将遗传算法融入蚁群算法,提出了 ACO-GA 混合优化策略,利用遗传算法的选择、交叉和变异操作指导蚁群系统的信息素更新,增强了全局和局部搜索的能力,通过 PID 控制器参数整定实验表明,混合优化策略利用整数编码,实现简单,对参数的敏感性低,并具有更快的收敛速度和更高的效率以及全局收敛性,是一种适用于工程应用的参数寻优方法。

- [2] 冷雪飞,刘建业,熊智. 合成孔径雷达在导航系统中的应用[J]. 传感器技术,2004,23(10):4—7.
- [3] 邹维宝,任思聪,李志林. 合成孔径雷达在飞行器组合导航系统中的应用[J]. 航天控制,2002(1):71—81.
- [4] 高社生,李华星. INS/SAR 组合导航定位技术与应用[M]. 西安:西北工业大学出版社,2004.
- [5] 郑波浪. 机载高分辨率合成孔径雷达运动补偿研究[D]. 北京:中国科学院研究生院,2006.
- [6] 安东,董光明,任思聪. INS/SAR 组合导航系统的原理及其性能研究[J]. 西北工业大学学报,1997,15(4):586—591.
- [7] 干国强. 导航与定位:现代战争的北斗星[M]. 北京:国防工业出版社,2000.
- [8] 秦永远,张洪钺,汪叔华. 卡尔曼滤波与组合导航原理[M]. 西安:西北工业大学出版社,1998:33—35.

#### 参考文献:

- [1] Dorigo M. Optimization, learning and nature algorithms[D]. Department of Electronics, Politecnico di Milano, Italy, 1992.
- [2] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Trans. Evol. Comp, 1997(1):53—66.
- [3] Dorigo M. ACO algorithms for the traveling salesman problem[M]. John Wiley & Sons, 1999.
- [4] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2001.
- [5] 何克忠. 计算机控制系统[M]. 北京:清华大学出版社,1998.
- [6] 邢文训,谢金星. 现代优化计算方法[M]. 北京:清华大学出版社,2005.
- [7] 刘兴堂,吴晓燕. 现代系统建模与仿真系统[M]. 西安:西北工业大学出版社,2001.