

文章编号:1671-8844(2004)05-097-04

基于蚁群算法的 PID 参数优化

段海滨¹,王道波¹,黄向华²,朱家强³

(1. 南京航空航天大学自动化学院,江苏 南京 210016; 2. 中国科学院空间科学与应用研究中心,北京 100080;
3. 清华大学智能技术与系统国家重点实验室,北京 100084)

摘要:针对传统的 PID 控制器参数多采用试验加试凑的方式由人工进行优化,提出了一种新型的基于蚁群算法的 PID 参数优化策略。蚁群算法是近几年优化领域中新出现的一种仿生进化算法,该算法采用分布式并行计算机制。在简要介绍蚁群算法基本思想的基础上,推导了蚁群算法 PID 参数优化方法,并给出了新算法的具体实现步骤,最后将该优化方案应用于某型高精度飞行仿真伺服系统。仿真应用研究表明,该 PID 参数优化策略具有很强的灵活性、适应性和鲁棒性,进而验证了该方案的可行性和有效性。

关键词:蚁群算法;信息素;PID;参数优化

中图分类号:TP 271; TP 273. 2 **文献标识码:**A

Research and realization on parameters optimization of PID controller based on ant colony algorithm

DUAN Hai-bin¹, WANG Dao-bo¹, HUANG Xiang-hua², ZHU Jia-qiang³

(1. College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China;
2. Center for Space Science and Applied Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China;
3. State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In light of traditional PID controller parameters optimization with manual cut-and-try method, a novel kind of PID parameters optimization strategy based on ACA(Ant Colony Algorithm) was proposed. ACA is a new category of bionic algorithm for optimization problems. Parallel computation mechanism is adopted in this algorithm. On the basis of brief introduction of ACA, a method for setting PID controller parameters using ACA was derived. A detailed realizing process of the new algorithm was also presented. In the end, this new PID parameters optimization scheme was applied to some high precision flight simulation servo system. The simulation results show that the ACA based PID parameters optimization has excellent flexibility, adaptability and robustness. And the feasibility and effectiveness of this scheme is further verified.

Key words: ant colony algorithm(ACA); pheromone; PID; parameters optimization

PID 控制是比例积分微分控制的简称,PID 控制结构简单,能满足大量工业过程的控制要求。PID 控制凭靠自身这些优点仍然是控制工程领域历史悠久、生命力最强的基本控制方式。PID 控制

系统优化设计的关键是 PID 参数优化(Parameters Optimization)设计。传统的 PID 控制器参数多采用试验加试凑的方式由人工进行优化。这种优化工作不仅需要熟练的技巧,而且往往还相当费时,

收稿日期:2003-12-12

作者简介:段海滨(1976-),男,山东东营人,博士研究生,研究方向为智能控制和计算机仿真。

基金项目:国家航空科学基金资助项目(编号:01C32015)。

更重要的是当被控对象特性发生变化需要控制参数作相应改变时, PID 控制器没有自适应能力, 只能依靠人工重新优化参数。

20 世纪 90 年代初期, 意大利学者 Dorigo Macro 等人通过模拟自然界中蚂蚁集体寻径的行为而提出了蚁群算法 (Ant Colony Algorithm, 简称 ACA)^[1], 这是一种基于种群的启发式仿生进化算法。该算法最早成功应用于解决著名的旅行商问题 (TSP)。它采用分布式并行计算机制, 易于与其他方法结合, 具有较强的鲁棒性。最近几年开始引起了国内外专家学者的关注^[2~7]。同禁忌搜索算法相比, 它对初始解的依赖性不强; 同遗传算法相比, 蚁群算法中的个体之间不断进行信息交流和传递, 其正反馈机制更有利于发现较好解。

本文提出一种基于蚁群算法的 PID 参数寻优法, 该法较好地克服了传统 PID 调节器参数寻优的不足, 仿真研究表明了该法的有效性。

1 蚁群算法思想

仿生学家们长期的研究发现: 蚁群作为一个整体是具有高度自组织性的, 蚂蚁虽没有视觉, 但运动时会在路径上释放出一种特殊的分泌物——信息素 (Pheromone) 寻找路径^[8]。当它们碰到一个还没有走过的路口时, 就随机地挑选一条路径前行, 同时会释放出与路径长度有关的信息素。蚂蚁走的路径越长, 则释放的信息素数量越小。当后来的蚂蚁再次碰到这个路口的时候, 选择信息素数量较大路径概率就会相对较大, 这样形成了一个正反馈机制。最优路径上的信息素数量越来越大, 而其他路径上的信息素数量却会随着时间的流逝而消减, 最终整个蚁群会找出最优路径。而且蚂蚁还能够适应环境的变化, 当蚁群的运动路径上突然出现障碍物时, 蚂蚁亦能够很快地重新找到最优路径。可见在整个寻径过程中, 虽然单个蚂蚁的选择能力有限, 但是通过信息素的作用使整个蚁群的行为具有非常高的自组织性, 蚂蚁之间交换着路径信息, 最终通过蚁群的集体自催化行为找出最优路径。蚁群算法便是基于这种正反馈自催化行为产生的。

蚁群算法包含两个基本阶段: 适应阶段和协作阶段。在适应阶段, 各候选解根据积累的信息不断调整自身结构, 路径上经过的蚂蚁越多, 信息素数量越大, 则该路径越容易被选择; 时间越长, 信息素数量越小。在协作阶段, 候选解之间通过信息交

流, 以期产生性能更好的解。

2 PID 参数的蚁群算法寻优

PID 控制器系统的原理如图 1 所示^[9]。

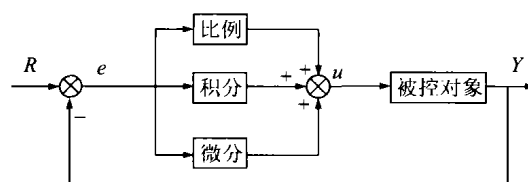


图 1 PID 控制器系统原理框图

在 PID 控制器系统中, R 为输入量, Y 为输出量, 控制量 u 与偏差 $e = (R - Y)$ 之间满足如下差分方程:

$$u(n) = K_p(e(n) + \frac{1}{T_i} \sum_{k=0}^n e(k)T + T_d \frac{e(n) - e(n-1)}{T}) \quad (1)$$

式中: $u(n)$ 为本次控制量; $e(n)$ 为本次偏差; K_p 为比例系数; T_i 为积分时间常数; T_d 为微分时间常数; T 为采样周期。

式(1)通常称为 PID 的位置算式, 与其对应的一种称为 PID 的增量算式为

$$\Delta u(n) = K_p\{[e(n) - e(n-1)] + \frac{T}{T_i}e(n) + \frac{T_d}{T}[e(n) - 2e(n-1) + e(n-2)]\} \quad (2)$$

式(1)和式(2)在被控对象模型和 T 已知的情況下, PID 控制器只有 3 个参数需要确定, 分别为 K_p 、 T_i 和 T_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:

$$Q = DT^2 \sum_{i=1}^{LP} i |e(i)| \quad (3)$$

式中: DT 为仿真计算步骤; LP 为仿真计算点数。

式(3)也可以连续形式表述为

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

设蚂蚁总数为 m , 对于每个蚂蚁 i , 定义其相应的目标函数值为 Q_i , 并记:

$$\Delta Q_{ij} = Q_i - Q_j, \quad \forall i, j, \quad (5)$$

定义蚂蚁 i 在 t 时刻的转移概率:

$$P_{ij}(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\Delta Q_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{r \in allowed} [\tau_{ir}(t)]^\alpha [\Delta Q_{ir}(t)]^\beta}, & \text{若 } j \in allowed \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $allowed$ 表示蚂蚁 i 下一步允许走过的路径点的集合; $\tau_{ij}(t)$ 为蚂蚁 i 邻域内 t 时刻的信息素强度; α 表示轨迹的相对重要性, 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^[16]; β 表示能见度的相对重要性, 反映了蚂蚁在运动过程中启发式因子在蚂蚁选择路径中的受重视程度, 其值越大, 则该转移概率越接近于贪心规则。

寻优时, 将蚂蚁按照随机原则散布在划分点上, 并记录具有最好评价函数值的精英蚂蚁。然后, 按照公式(6)所给的转移概率移动各个蚂蚁。在搜索过程中, 嵌入了邻近搜索机制, 即: 当 $\Delta Q_{ij}(t) > 0$ 时, 蚂蚁 i 按概率 P_{ij} 从其邻域移动至蚂蚁 j 的邻域; 当 $\Delta Q_{ij}(t) \leq 0$ 时, 蚂蚁 i 进行自身的邻域搜索, 以寻找更优的解。

随着时间的推移, 以前留下的信息素数量逐渐减少。此处, $\rho(0 \leq \rho < 1)$ 是信息素残留系数, 用来表示信息激素物质的持久性; 则 $1-\rho$ 表示信息激素物质的消逝程度(或称信息素挥发度), 它直接关系到蚁群算法的全局搜索能力及其收敛速度。由于信息素挥发度 $1-\rho$ 的存在, 当要处理的问题比较大时, 会使那些从未被搜索到的路径上的信息量减小接近于 0, 因而降低了算法的全局搜索能力, 而当 $1-\rho$ 过大时, 以前被搜索过的路径被再次选择的可能性增大, 也会影响到算法的全局收敛性能。

经过 k 个时间单位后, 蚂蚁所移动路径上的信息素强度按下式作相应调整:

$$\tau_{ij}(t+k) = \rho\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij} \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{l=1}^m \Delta\tau_{ij}^l \quad (8)$$

式中: $\Delta\tau_{ij}^l$ 表示第 l 只蚂蚁在本次循环中在路径 ij 上留下的单位长度的信息素物质, $\Delta\tau_{ij}^l$ 可用下式来进行计算:

$$\Delta\tau_{ij}^l = \begin{cases} F/Q_l, & \text{若 } l \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过路径 } ij \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (9)$$

式中: F 是常数; Q_l 表示第 l 只蚂蚁在本次循环中的目标函数计算值。

蚂蚁在完成每次搜索之后, 都会按照公式(7)~(9)所给出的蚂蚁信息素更新规则进行更新。通过不断地重复上述过程, 蚂蚁群体最终会找到 PID

控制器参数的最优解。具体实现步骤可描述如下:

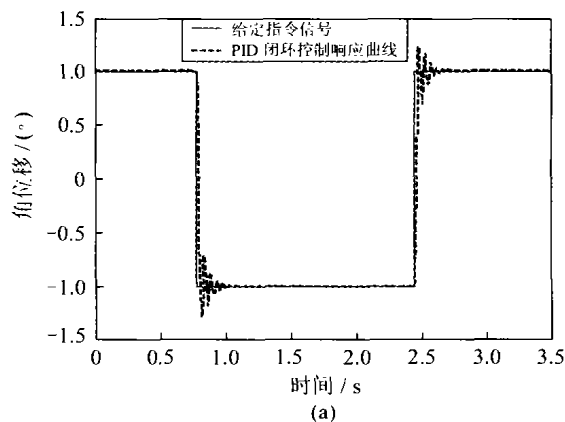
- (1) 参数初始化: 令时间 $t=0$ 和迭代次数 $N_c=0$;
- (2) 将 m 个蚂蚁置于各自的初始化邻域, 每个蚂蚁按照公式(6)所给的转移概率移动;
- (3) 计算各蚂蚁的目标函数 $Q_l(l=1, 2, \dots, m)$, 并记录 PID 控制器当前最优解;
- (4) 按照公式(7)~(9)所给出的信息素更新方程修正信息素强度;
- (5) 循环次数 N_c+1 ;
- (6) 若 $N_c <$ 预定迭代次数, 则转向第(2)步;
- (7) 输出 PID 控制器最优解。

3 仿真应用

仿真对象是某型高精度飞行仿真伺服系统, 该对象实质上是一个 PID 闭环控制系统。根据以上寻优策略用 MATLAB 语言编写蚁群算法程序, 并用 C++ 语言将解算后的 PID 控制器参数应用于该飞行仿真伺服系统。其核心处理单元是内存为 256M、CPU 为 Pentium IV 的工业控制计算机。

蚁群算法不需要飞行仿真伺服系统(即被控对象)的精确数学模型, 在目标函数的引导下, 能够自动地完成 PID 控制参数的搜索, 使闭环系统性能接近期望性能。蚂蚁群体经过搜索可以得到 PID 最优控制参数: $K_p=1.692$, $T_i=0.774$, $T_d=0.351$ 。此时伺服系统在不同的输入信号下的闭环响应曲线如图 2 所示, 实验时的采样周期为 0.8 ms。

由图 2 所示的仿真结果可见, PID 控制蚁群算法参数寻优后的伺服系统对输入信号的动态响应很快, 超调量较小, 控制精度较高, 鲁棒性好。用蚁群算法实现参数优化大大提高了 PID 控制器的设计与实现效率。



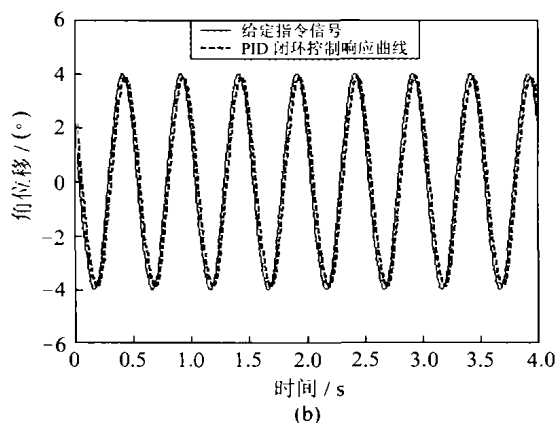


图2 PID控制蚁群算法参数寻优后的闭环响应

4 结 论

理论分析和实例仿真研究表明,本文提出的基于蚁群算法的PID参数优化策略是有效可行的。

蚁群算法寻优简单、鲁棒性强、易于并行化,是一种效率很高的寻优方法,是PID参数优化的理想方法。它不依赖被控对象的精确数学模型,能有效地攻克十分困难的优化问题,使处理问题更具灵活性、适应性和鲁棒性。该方案不仅能提高控制系统设计的品质,而且能降低设计的难度。因此,基于蚁群算法的PID参数优化策略在控制工程领域中有着十分广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] Alberto Coloni, Dorigo Marco, Vittorio Maniezzo, et al. Distributed optimization by ant colonies[A]. In: Proceedings of European Conference on Artificial Life [C]. Paris, France, 1991:134-142.
- [2] Katja Verbeeck, Ann Nowe. Colonies of learning automata[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 2002, 32(6): 772-780.
- [3] 赵学峰. 基于蚁群算法的一类扩展型TSP研究[J]. 系统工程, 2003, 21(1): 17-21.
- [4] James Montgomery, Marcus Randall. Anti-pheromone as a tool for better exploration of search space [A]. In: Proceedings of Third International Workshop ANTS[C]. Brussels, Belgium, 2002: 100-110.
- [5] 王 颖, 谢剑英. 一种基于改进蚁群算法的多点路由算法[J]. 系统工程与电子技术, 2001, 23(8): 98-101.
- [6] 段海滨, 王道波. 一种快速全局优化的改进蚁群算法及仿真[J]. 信息与控制, 2004, 33(2): 241-244.
- [7] 马 良, 姚 俭, 范炳全. 蚂蚁算法在交通配流中的应用[J]. 科技通报, 2003, 19(5): 377-380.
- [8] Bonabeau E, Dorigo M, Theraulaz G. Inspiration for optimization from social insect behaviour[J]. NATURE, 2000, 406(6): 39-42.
- [9] 胡寿松. 自动控制原理[M]. 北京: 科学出版社, 2002.
- [10] Dorigo Macro, Vittorio Maniezzo, Alberto Coloni. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, 1996, 26(1): 29-41.