

# 基于遗传因子的自适应蚁群算法最优 PID 控制

彭沛夫<sup>1,2</sup>, 林亚平<sup>2</sup>, 胡 斌<sup>3</sup>, 张桂芳<sup>4</sup>

(1. 湖南师范大学物理与信息科学学院, 湖南长沙 410081; 2. 湖南大学软件学院, 湖南长沙 410083; 3. 中南大学, 湖南长沙 410012; 4. 湖南涉外经济学院, 湖南长沙 410205)

**摘要:** 蚁群算法是一种新型的模拟进化算法, 重点始于组合优化问题的求解. 作者运用该算法优化 PID 控制参数, 但在基本蚁群算法中, 存在收敛速度较慢, 易出现停滞, 以及全局搜索能力较低的缺陷. 论文提出了一种具有遗传因子的自适应蚁群算法最优 PID 控制参数的方法, 设计出参数优化图. 该方法克服了基本蚁群算法的不足, 能够满意地实现 PID 控制参数优化. 仿真结果与 Z-N 法、遗传算法、基本蚁群算法相比较, 优化效果明显得到改善. 实验表明, 该方法对于控制其他对象和过程也具有应用价值.

**关键词:** 遗传因子; 蚁群算法; 信息素; PID 控制

**中图分类号:** TP301.6 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2006)06-1109-05

## Optimal PID Control of Self-Adapted Ant Colony Algorithm Based on Genetic Gene

PENG Pei-fu<sup>1,2</sup>, LIN Ya-ping<sup>2</sup>, HU Bin<sup>3</sup>, ZHANG Gui-fang<sup>4</sup>

(1. Department of Electronics Information, physics and Information Science College, Hunan Normal University, Changsha, Hunan 410081, China; 2. Coftware College, Hunan University, Changsha, Hunan 410082, China; 3. Central south University, Changsha, Hunan 410012, China; 4. Hunan College of International Economics, Changsha, Hunan 410205, China)

**Abstract:** Ant colony algorithm is a brand-new type of simulative evolution algorithm, which focus on its solution to conform optimized question. The author utilizes this algorithm to optimize PID control parameter, but in basic ant colony algorithm, there are some defects of slow convergence speed, easy to get stagnate, and low ability of full search. This paper presents a method of optimized PID control of self-adapted ant colony algorithm based on genetic gene and design out the parameter optimized diagram. This method not only overcomes the shortage of basic ant colony algorithm, but also perfectly realizes the optimization of PID control parameter. Compared to the result of simulation with Z-N optimization, genetic algorithm and basic ant colony algorithm, results of optimization can be greatly improved. The experiments show that this method has its practical value on controlling other objection and process.

**Key words:** genetic gene; ant colony algorithm; information element; PID control

### 1 引言

PID 控制的智能化研究是当今一个重要的热门课题. PID 控制的优劣完全取决于 PID 参数  $K_p$ 、 $T_d$ 、 $T_i$  的整定和优化. 现在已有一些 PID 参数优化的方法. 如 Z-N 法<sup>[1]</sup>, 遗传算法优化 PID 参数, 近年来提出采取蚁群算法优化 PID 参数<sup>[2]</sup>.

### 2 蚁群算法

1989 年, Goss 等通过著名的双桥实验<sup>[3]</sup>对阿根廷蚂蚁的觅食行为进行了研究. 受蚂蚁行为的启发, Colorni 和 Dorigo 等人于 1992 年提出了一种全新的模拟进化算法

蚁群算法(Ant Algorithms)与蚁群系统(Ant System)的概念<sup>[4]</sup>.

蚁群算法的重点始于组合优化问题的求解. 本文选用典型的 TSP 问题为例阐述基本的蚁群算法模型. 设  $m$  是蚁群中蚂蚁的数量,  $d_{ij}$  ( $i, j = 1, 2, \dots, n$ ) 表示城市  $i$  和城市  $j$  之间的路径距离,  $b_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 表示时刻  $t$  在城市  $i$  中的蚂蚁个数, 那么  $n$  座城市中蚂蚁的总数为  $m = \sum_{i=1}^n b_i(t)$ ;  $t_{ij}(t)$  表示  $t$  时刻在城市  $i$  与城市  $j$  连线上信息素的浓度, 在初始时刻, 各条路径上信息素的浓度相等, 设  $t_{ij}(0) = C$ , ( $C$  为常数),  $\alpha$  表示蚂蚁在运动过程中所积累的信息,  $\beta$  表示启发因子在蚂蚁选择路径中所取的作用程度,  $t_{ij}^a$  表示

蚂蚁在运动过程中  $i, j$  城市连线上所积累的信息素浓度,  $\tau_{ij}$  表示由城市  $i$  转移到城市  $j$  的期望程度,  $\tau_{ij}^k(t)$  表示在启发式因子作用下蚂蚁所选择的路径由城市  $i$  转移到城市  $j$  的期望程度(简称能见度), 它由两城市的距离决定. 当蚂蚁距某城市越近, 蚂蚁就越有可能向该城市移动. 蚂蚁  $K$  ( $K = 1, 2, \dots, m$ ) 在运动过程中, 根据各条路径上的信息素的浓度决定转移方向,  $P_{ij}^k(t)$  表示在  $t$  时刻蚂蚁  $K$  由城市  $i$  转移到城市  $j$  的概率, 即为:

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^k(t)}{\sum_{s \in \text{allowed}_k} \tau_{is}^k(t)}, & j \in \text{allowed}_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\text{allowed}_k = \{n - \text{tabu}_k\}$ : 表示蚂蚁  $K$  下一步允许选择的城市. 即用  $\text{tabu}_k$  表示第  $K$  ( $K = 1, 2, \dots, m$ ) 只蚂蚁的禁忌表 ( $\text{tabulist}$ ), 这种禁忌表的数据结构, 储存有  $t$  时刻第  $K$  只蚂蚁已访问过的城市以及在各城市之间所走过的旅程, 并禁止该蚂蚁再次访问这些城市, 当第  $K$  只蚂蚁完成一次符合规则的旅行后, 禁忌表可被用来计算它的当前解, 即计算蚂蚁在本次旅行中所走过的总旅程.

随着时间的推移, 在各条路径上的信息素逐渐消逝, 用参数  $1-\rho$  表示信息素的消逝程度, 经过  $n$  个时刻, 蚂蚁完成一次循环, 设  $t_{ij}(t+n)$  表示蚂蚁经过  $t+n$  时刻后在城市  $i$  与城市  $j$  连线上残留的信息素浓度, 则

$$t_{ij}(t+n) = \rho t_{ij}(t) + \Delta t_{ij} \quad (2)$$

$$\Delta t_{ij} = \sum_{K=1}^m \Delta t_{ij}^K \quad (3)$$

$\Delta t_{ij}$  表示本次循环所有蚂蚁在路径  $ij$  上所释放的信息素浓度之和,  $\Delta t_{ij}^K$  表示第  $K$  只蚂蚁在本次循环中留在路径  $ij$  上的信息素的浓度.  $\rho$  为系数, 并规定系数  $\rho$  必须小于 1, 以避免各条路径上的信息素的数量无限地累积.

$\Delta t_{ij}^K$  的计算采取 Ant cycle system 模型:

$$\Delta t_{ij}^K = \begin{cases} \frac{Q}{L_K}, & \text{if the } K \text{ th ant uses edge}(i, j) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

式中  $L_K$  为第  $K$  只蚂蚁完成 1 次旅行时所走过的总路程,  $Q$  为蚂蚁释放的信息素的总浓度, 该模型利用了蚁群的整体信息, 使用最为广泛. 另有两种模型, 本文不作阐述.

关于算法中参数  $Q, \alpha, \beta, \rho$  可以用实验方法确定其最优组合, 也可以用进化学习得到.

研究发现, 将蚁群算法对 PID 参数进行优化设计, 存在着一些不足. 主要表现在:

(1) 因为蚁群算法是根据信息正反馈原理和启发式算法的有机结合, 这种算法在构造解的过程中, 利用随机选择策略, 这种选择策略使得进化速度较慢, 正反馈原理旨在强化性能较好的解, 却容易出现停滞现象.

(2) 当搜索规模较大时, 由于信息量的挥发系数  $1-\rho$  的存在, 使那些从未被搜索到的解上的信息量减小, 最后减小到零, 使得部分解无法得到搜索, 这样, 就降低了算法的

全局搜索能力. 并且, 如果  $1-\rho$  过大, 当解的信息量增大时, 以前搜索过的解被选择的可能性更大, 也会影响到算法的全局搜索能力.

(3) 当  $1-\rho$  较小, 或者为了提高算法的全局搜索能力而减小  $1-\rho$  时, 但又会使算法的收敛速度降低.

为了克服上述缺陷, 本文研究带遗传因子的自适应蚁群算法(本文简称 GAAS)优化 PID 控制参数.

### 3 带遗传因子的自适应蚁群算法(GAAS)最优 PID 控制参数的基本思想

#### 3.1 方法与规则

与 TSP 问题不同, 用于 PID 参数  $K_p, T_i, T_d$  的优化与整定的蚁群算法所搜索出的最终路径代表系统具有最优的性能指标. 这种性能指标通过  $K_p, T_i, T_d$  在蚁群系统中由节点值体现, 激素物质是遗留在蚂蚁所走过的每个节点(相当于 TSP 问题中的城市)上. 并且, PID 参数优化的蚁群系统不是根据路径长度  $L_K$  来更新信息素物质的浓度, 而是根据目标函数值来更新信息素物质的浓度, 目标函数中包含各蚂蚁所走过的所有节点的信息以及系统当前的性能指标信息. 为了克服优化 PID 控制参数时出现陷于停滞的现象, 本文采取 ACS(Ant Colony System)模型, 而蚂蚁的状态转移时遵循如下规则:

规则 1: 令

$$S = \begin{cases} \arg \max_{j \in \text{allowed}_K} \{ \tau_{ij}^k(t) \}, & q < q_0 \\ S, & \text{else} \end{cases}$$

规则中  $S$  是由式(1)决定的状态变量,  $q_0$  是一常数( $0 \leq q_0 \leq 1$ ),  $q$  为区间  $[0, 1]$  内的随机数.

规则 2: 蚂蚁爬行中必须进行信息素的局部更新, 即按照:

$$t_{ij} \leftarrow (1 - \rho_1) t_{ij} + \rho_1 \nabla t_{ij}$$

式中:  $\rho_1$  为局部信息素的挥发参数, 取值范围  $0 \sim 1$ .

$$\nabla t_{ij} = Q_1 / R_{PD1}$$

$R_{PD1}$  为蚂蚁所经过的节点路径,  $Q_1$  为常数.

规则 3: 当所有蚂蚁都完成一个循环后, 只对最好的进行信息素全局更新, 同样按照

$$t_{ij} \leftarrow (1 - \rho_2) t_{ij} + \rho_2 \nabla t_{ij}$$

式中,  $\rho_2$  为全局信息素的挥发参数, 取值范围  $0 \sim 1$ .

$$\nabla t_{ij} = Q_2 / R_{PD2}$$

$R_{PD2}$  为蚂蚁所走出的最佳节点路径,  $Q_2$  为常数.

规则 4: 建立目标函数

建立目标函数应以系统的性能指标为基础. 为使系统具有良好的性能, 我们主要考虑系统单位阶跃响应的超调量  $\sigma$ , 上升时间  $t_r$  及调整时间  $t_s$ , 目标函数  $F$  取如下形式<sup>[5]</sup>.

$$F = 1.0(\sigma / \sigma_0) + 1.1r \left( \frac{t_r}{t_{r0}} \right) + 1.5s \left( \frac{t_s}{t_{s0}} \right) \quad (5)$$

式中  $\sigma_0, t_{r0}, t_{s0}$  是系统的基本性能指标, 它根据一定的要求和经验给出, 本文中约束条件取为:  $\sigma < Q_3; t_r < t_{r0}; t_s < t_{s0}$ .

### 3.2 PID 控制参数蚁群算法优化图

以 PID 控制的 3 个参数  $K_p$ ,  $T_i$  及  $T_d$  作为待优化的变量, 3 个变量值用 5 个十进制有效数位表示, 因此, 设它们都有 5 个有效数位, 根据这些参数在 PID 控制系统中的取值情况, 令  $K_p$ ,  $T_i$  和  $T_d$  的 5 个数位中小数点前各占 1 位, 小数点后各占 4 位. 为了便于采用蚁群算法, 本文设计一个 PID 控制参数蚁群算法优化图, 如图 1 所示, 即在一个蚁群系统平面中, 由 10 个同心圆组成, 在圆的径向由 15 条夹角相等的法线组成, 每条法线有等距离的 10 个节点, 分别代表 0~9 的 10 个值, 每个同心圆都有该圆等距离的 15 个刻度, 即 15 个节点, 分别表示  $K_p$ ,  $T_i$  及  $T_d$  的 15 个数位, 其中, 法线(1~5)上的节点代表  $K_p$  的第 1~5 个数位, 法线(6~10)上的节点代表  $T_i$  的第 1~5 个数位, 法线(11~15)代表  $T_d$  的第 1~5 个数位. 在 PID 控制蚁群系统中总共有  $15 \times 10$  个节点, 用符号  $Knot(h_i, f_{ij})$  表示 1 个节点,  $h_i$  表示同心圆上节点的坐标,  $f_{ij}$  表示法线上节点的坐标, 每个节点都表示 1 个数值, 它等于该节点的法线坐标值  $f_{ij}$ , 例如节点  $Knot(3, 4)$  表示  $K_p$  的第 3 个数位(即  $K_p$  值小数点后第 2 位)的值等于 4.

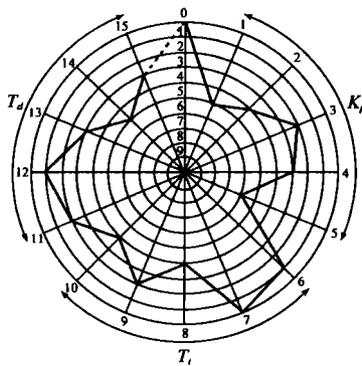


图 1 PID 控制参数蚁群算法优化图

设某只蚂蚁从 0 节点出发, 当它搜索到法线 15 上任意 1 点时, 其搜索路径可表示为:

$$Path = \{0, Knot(h_1, f_{1j}), Knot(h_2, f_{2j}), \dots, Knot(h_{15}, f_{15j})\}$$

显然, 这条路径所代表的  $K_p$ ,  $T_i$  及  $T_d$  的值可由下面公式计算:

$$K_p = f_{1j} \times 10^0 + f_{2j} \times 10^1 + f_{3j} \times 10^2 + f_{4j} \times 10^3 + f_{5j} \times 10^4$$

$$T_i = f_{6j} \times 10^0 + f_{7j} \times 10^1 + f_{8j} \times 10^2 + f_{9j} \times 10^3 + f_{10j} \times 10^4$$

$$T_d = f_{11j} \times 10^0 + f_{12j} \times 10^1 + f_{13j} \times 10^2 + f_{14j} \times 10^3 + f_{15j} \times 10^4$$

图 1 显示了一只蚂蚁的爬行路径, 该路径所表示的 PID 参数的值为:  $K_p = 5.4236$ ,  $T_i = 1.0424$ ,  $T_d = 2.1353$ .

### 3.3 带遗传因子的自适应蚁群算法原理

#### 3.3.1 带变异因子的自适应蚁群算法的原理

根据(3.2)所述, PID 参数优化采用节点(Knot)的方

式, 并有  $m$  只蚂蚁进行搜索,  $m$  只蚂蚁所爬行的  $m$  条路径构成一个遗传种群  $A$  [6,7]:

$$A = [a_{1.1}, a_{1.2}, \dots, a_{1.j}, \dots, a_{1.15}, a_{1.1}; a_{2.1}, a_{2.2}, \dots, a_{2.j}, \dots, a_{2.15}, a_{2.1}; \dots, a_{1.1}, a_{1.2}, \dots, a_{1.j}, \dots, a_{1.15}, a_{1.1}; \dots, a_{m.1}, a_{m.2}, \dots, a_{m.j}, \dots, a_{m.15}, a_{m.1}]$$

式中,  $a_{i,j}$  为蚂蚁  $i$  所爬行过的第  $j$  个节点的节点号, 每只蚂蚁所走过的一个循环, 在此表示为染色体的个体. 令适应度函数为:

$$L_s = \sum_{i \in T} d_i, \quad S = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

式中,  $L_s$  表示蚂蚁所爬行环路的路径中各节点值的集合;  $d_i$  表示蚂蚁所走环路中第  $i$  个的节点值, 用式(7)计算  $m$  个个体符合优化性能指标的适应度, 并按适应度进行升序排列.

设得到符合优化性能指标的两个最优父体为:

$$A_1 = (a_{11}, a_{12}, \dots, a_{1j}, \dots, a_{115}, a_{11})$$

$$A_2 = (a_{21}, a_{22}, \dots, a_{2j}, \dots, a_{215}, a_{21})$$

在  $A_1$  和  $A_2$  中选择杂交点  $C_1, C_2$ , 方法是利用现有信息, 将染色体中质量较差的基因部分作为杂交点, 将两个体在杂交点  $C_1, C_2$  间进行杂交, 在所选杂交点之间的部分(这部分被称为杂交段), 将父体  $A_1$  的杂交段位置不变地复制到后代 2 中, 同样也将父体  $A_2$  的杂交段位置不变地复制到后代 1 中, 从父体  $A_1$  中删去与父体  $A_2$  的杂交段相同的内容. 同样地, 从父体  $A_2$  中删去与父体  $A_1$  的杂交段相同的内容, 其父体  $A_1, A_2$  的其他元素不变.

#### 3.3.2 带变异因子的自适应蚁群算法的原理

在本文中引入变异操作, 使得蚂蚁在初始基因组合以外的空间进行搜索, 避免进化过程在早期就陷入局部解而进入终止过程, 使之在尽可能大的空间中获得质量较高的优化解. 变异算子按一定概率将新个体的某些位进行变异. 概率太大, 会导致搜索空间过份增大而变得较盲目; 概率太小, 又会阻碍新的基因形成, 在本文的 PID 控制参数的优化过程中, 结合实际情况, 取 0.01 的很小概率, 随机选定蚂蚁所发生的变异<sup>[8]</sup>.

变异的方法为: 设定选定的某只蚂蚁所搜索过的节点为  $a_{i.1}, a_{i.2}, \dots, a_{i.j}, \dots, a_{i.15}, a_{i.1} (i = 0, 1, 2, \dots, m)$ , 从这一系列节点中随机决定变异点, 并重新计算参数值, 所计算出的值的性能指标若更接近目标函数, 则保存变异并更新信息素, 否则取消变异. 这样便完成一次变异操作, 每只蚂蚁都按此方法操作.

### 4 带遗传因子的自适应蚁群算法(GAAS)最优 PID 控制参数的算法

step1. 给每只蚂蚁  $K (K = 1 \sim m)$  各定义一个具有 15 个元素的一维数组  $PathK$ , 在  $PathK$  中依次存放第  $K$  只蚂蚁要经过的 15 个节点的径向坐标值, 这可用来表示第

K 只蚂蚁的爬行路径.

step2. 令时间计数器  $t = 0$ , 循环次数  $N = 0$ , 设定最大循环次数  $N_{max}$  以及初始时刻各节点上信息激素的浓度  $t_0(h_i, f_{i,j})$  的值  $C(i = 1 \sim 15, j = 0 \sim 9)$ , 令  $\Delta t(h_i, f_{i,j}) = 0$ , 将全部的  $m$  只蚂蚁置于起始点 0.

step3. 置变量  $i = 1$ . 对于每一只蚂蚁, 从当前节点  $i = 1$  选择下一个节点  $Knot(h_2, f_{2,j})$ . 并将  $Knot(h_2, f_{2,j})$  加入禁忌表  $tabu_k$ . 选择下一节点的策略如下:

若  $q < q_0$ , 蚂蚁选择  $\max_{j \in \text{tabu}_k} \{t_{ij}^k(t) \tau_{ij}^k\}$  对应的节点, 否则, 根据公式(1) 按赌轮盘规则选择节点, 式中  $q_0$  为预先设定的大于 0 小于 1 的数,  $q$  为随机数 ( $0 < q < 1$ ).

step4. 每只蚂蚁走完一个节点后, 按照  $t_{ij} \leftarrow (1 - \rho_1) t_{ij} + \rho_1 \nabla t_{ij}$  进行局部信息更新, 式中,  $\nabla t_{ij} = Q_1 / R_{PID1}$ , 其中  $\rho_1$  为局部信息素的挥发参数,  $0 < \rho_1 < 1$ ,  $Q_1$  为常数,  $R_{PID1}$  为蚂蚁所经过的节点路径.

step5. 置  $i = i + 1$ , 若  $i \leq 15$  转到 step3. 否则, 转到 step6.

step6. 根据蚂蚁  $K$  ( $K = 1 \sim m$ ) 所走过的路径, 即数组  $PathK$ , 利用式(6) 计算该路径对应的 PID 参数,  $K_p^k, T_i^k$  及  $T_d^k$ ; 利用这些参数对系统进行计算机仿真并计算出系统的性能指标  $\sigma^k, t_r^k, t_s^k$ , 利用式(5) 计算蚂蚁  $K$  所对应的目标函数  $F_{K^k}$ ; 记录本轮循环中的最优路径(它对应着本轮循环中的最优性能指标), 并将其对应的 PID 参数存入  $K_p^*, T_i^*$  及  $T_d^*$  中.

step7. 令  $t \leftarrow t + 15$ ;  $N \leftarrow N + 1$ ; 按照  $T_{ij} \leftarrow (1 - \rho_2) t_{ij} + \rho_2 \nabla_{ij}$  进行全局信息素更新, 式中  $t_{ij} = Q_2 / R_{PID2}$ , 其中  $\rho_2$  为全局信息素的挥发参数,  $0 < \rho_2 < 1$ ,  $R_{PID2}$  为蚂蚁循环出的最优路径(对应最优性能指标).

step8. 设置杂交约束变量  $\chi, \gamma$  的计算方法按照

$$\gamma = R_g - \frac{\sum_{g=1}^a R_g}{a}, \quad \ell \in a$$

进行计算. 式中,  $a$  为最近的循环代数,  $R_g$  为在  $a$  次循环中第  $g$  次循环的最优路径. 当  $\gamma < 0.000001$  时开始杂交, 此时按(3.3) 杂交方法进行杂交, 生成新的个体.

取 0.01 的概率随机选定蚂蚁所发生的变异, 并重新计算参数值, 所计算出的值的性能指标接近目标函数  $F$  时, 则保存变异并更新信息素, 否则取消变异.

step9. 将  $PathK$  ( $K = 1 \sim m$ ) 中的所有元素清零, 若  $N < N_{max}$ , 且整个蚂蚁已收敛到走同一条路径, 则循环结束, 输出最优路径及其对应的最优 PID 参数,  $K_p^*, T_i^*$  及  $T_d^*$ , 否则再次将全部蚂蚁置于起始点 0 并转到 step3.

### 5 计算机仿真结果

作者研究的这种带遗传因子的自适应蚁群算法最优 PID 控制器被用来控制一个延迟系统, 该系统的传递函数

$$G(s) = \frac{e^{-0.5}}{S^2 + 2S + 1}$$

对该系统进行计算机仿真, 在仿真实验中, 取系统输入量为单位阶跃信号<sup>[9]</sup>, 并取  $Q = 1, C_{max} = 30, \rho = 0.7, l = 0.9,$

$\alpha = 1, \beta = 1.5$ . 启动 10 只蚂蚁 ( $m = 10$ ), 采用 GAAS 法所优化的 PID 参数, 实验结果如表 1, 图 2 所示, 表 1 中的数据是取 10 次实验结果的平均所得, 图 2 为系统的单位阶跃响应.

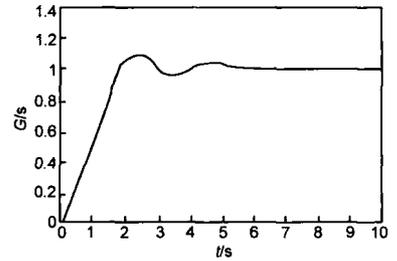


图 2 系统的单位阶跃响应

表 1 GAAS 方法优化的 PID 参数和性能指标

控制方法	$K_p$	$T_i$	$T_d$	$\sigma/\%$	$t_s/S$
GAAS	2.7259	1.0425	1.4826	9.84	2.98

### 6 结论

本文分析了蚁群算法模型, 指出了基本蚁群算法优化

PID 参数存在的问题, 提出采取带遗传因子的自适应蚁群算法最优 PID 控制, 有机地利用现有信息, 融入遗传算法的杂交、变异等方法. 实验结果与经典的 Z-N 法整定的 PID

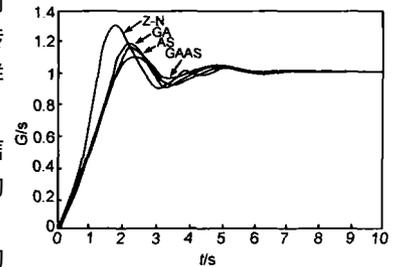


图 3 系统的单位阶跃响应曲线的比较

参数, 以及采用遗传算法(GA)和基本蚁群算法(AS)优化 PID 参数进行比较. 系统单位阶跃响应曲线的比较如图 3 所示, 系统单位阶跃响应的性能指标比较如表 2 所示.

表 2 Z-N, GA, AS, GAAS 四种方法优化的 PID 参数和性能指标

控制方法	$K_p$	$T_i$	$T_d$	$\sigma/\%$	$t_s/S$
Z-N	2.8234	1.7193	1.1524	78.35	5.96
GA	2.745	1.0723	1.3915	16.69	4.58
AS	2.7513	1.0490	1.4500	14.10	3.39
GAAS	2.7259	1.0425	1.4826	9.84	2.98

可以看出系统单位阶跃响应的超调量  $\sigma$  和调整时间  $t_s$  与 Z-N 法、遗传算法(GA)以及基本蚁群算法(AS)所获得的超调量  $\sigma$  和调整时间  $t_s$  相比大幅度减少. 因此基于遗传因子的自适应蚁群算法优化 PID 参数, 更具有最优化的控制性能和鲁棒性能.

参考文献:

[1] Ziegler J G, Nichols N B. Optimum setting for auto-

- matic controllers[J]. ASME Transactions, 1942(11): 759-768.
- [2] TAN Guanzheng, Li Aroping. Fuzzy-GA PID controller with in complete derivation and its application to intelligent bionic artificial leg[J]. Journal of Central South University of Technology, 2003, 10(3): 237-243.
- [3] SGoss S Aron, J L Deneubourg, J M Pasteels. Self-organized shortcuts in the Argentine ant[J]. Naturwissenschaften, 1989, 76: 579-581.
- [4] A Colomi, M Dorigo, V Maniezzo. An investigation of some Properties of an "ant algorithm"[A]. Proceeding of the Parallel Problem Solving from Nature Congerence[C]. Belgium: Elsevier Publishing Brussels, 1992. 509-520.
- [5] 谭冠政, 李文斌. 基于蚁群算法的智能人工腿最优 PID 控制器设计[J]. 中南大学学报, 2004, 35(1), 91-96.  
TAN Guanzheng, LI Wenbin. Design of ant algorithm-based optimal PID controller and its application to intelligent artificial leg[J]. J Cent South Univ. (Natural Science), 2004, 35(1), 91-96. (in Chinese)
- [6] 彭沛夫, 林亚平, 张桂芳. 遗传算法对直流伺服线性定常系统的优化研究[J]. 湖南师范大学学报, 2004, 27(4): 47-50.  
PENG Peifu, LIN Yaping, ZHANG Guifang. The research on optimization of linearly direct current servo fixed system by genetic algorithm[J]. Jour Nat Scie Hunan Norm Univ, 2004, 27(4): 47-50. (in Chinese)
- [7] 马翠红. 用遗传算法优化 PID 参数[J]. 自动化仪表, 1998, 19(1), 10-12.  
MA Cuihong. Optimising the PID parameters by using the genetic algorithm[J]. Process Automation Instrumentation, 1998, 19(1), 10-12. (in Chinese)
- [8] 丁建立, 陈增强, 表著祉. 遗传算法与蚁群算法的融合[J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(9), 1351-1356.  
DING Jianli, CHEN Zengqiang, YUAN Zhuzhi. On the combination of genetic algorithm and ant algorithm[J]. Journal of Computer Research and Development, 2003, 40(9), 1351-1356. (in Chinese)
- [9] 王颖, 谢剑英. 一种自适应蚁群算法及其仿真研究, 系统仿真学报, 2002, 14(1), 31-33.  
WENG Ying, XIE Jianying. An adaptive ant colony optimization algorithm and simulation[J]. Journal of System Simulation, 2002, 14(1), 31-33. (in Chinese)

#### 作者简介:



彭沛夫 男, 1955 年 1 月出生于湖南省汨罗市, 硕士, 副教授. 主要研究领域为优化控制, 水印技术. E-mail: pengpeifu@163.com

林亚平 男, 1955 年月出生于湖南省, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为自动控制, 模拟进化算法.