

蚁群算法在系统辨识中的应用¹⁾

汪 镭 吴启迪

(同济大学电子与信息工程学院 上海 200092)

(E-mail: wanglei@mail.tongji.edu.cn)

摘 要 将传统用于离散空间问题求解的蚁群算法引入连续空间内的系统参数辨识问题求解, 定义了各智能单蚁的信息量分布函数和相应的系统辨识求解算法, 并在线性系统参数辨识的实例仿真中得到了很好的结果, 显示了蚁群算法在连续空间优化问题中的应用前景. 最后, 对蚁群算法在连续空间优化领域中的适用特征作了总结, 并指出了今后进一步工作的方向.

关键词 蚁群算法, 连续空间寻优, 系统参数辨识

中图分类号 TP18

Ant System Algorithm Based System Identification

WANG Lei WU Qi-Di

(*Electronics and Information Institute of Tongji University, Shanghai 200092*)

(E-mail: wanglei@mail.tongji.edu.cn)

Abstract The ant system(AS) algorithm which is often applied to discrete space problem solving is introduced into system parameter identification problem solving in the continuous space. Corresponding identification algorithm is described and trail distribution function of each intelligent ant is defined. Good simulation results are derived in the example of linear system parameter identification, thus the potential of AS algorithm's application to the optimization problems in continuous space is proved. At the end of this paper, the applicability characters of AS application in continuous space optimization problems are summarized, and direction of further study is given.

Key words Ant system algorithm, continuous space optimization, system parameter identification

1 引言

蚁群算法是一种基于种群的启发式搜索算法, 由 Dorigo M 等人首先提出. 它充分利用

1) 国家自然科学基金(79970030, 60104004, 70271035)和国家高性能计算基金(99520)资助

Supported by the National Natural Science Foundation of P. R. China(79970030, 60104004, 70271035) & National High-Performance Computation Foundation

收稿日期 2001-08-11 收修改稿日期 2001-11-16

Received August 11, 2001; in revised form November 16, 2001

了蚁群能搜索从蚁穴至食物间最短路径的集体寻优特征,以及该过程与旅行商问题(TSP)之间的相似性,用该算法得到了具有 NP-难度的旅行商问题^[1,2]的最优解答.同时,该算法还被用于求解 Job-shop 调度问题、二次指派问题(quadratic assignment problem)、背包问题(knapsack problem)^[3~6]等,并被用于数据的特征聚类^[7],取得了很好的仿真实验结果,证明了蚁群算法在组合优化类问题求解中优越的适用特性.

该算法所定义的问题求解模式能够将问题求解的快速性、全局优化特征及有限时间内答案的合理性结合起来,所以引起了许多研究者的注意.通过相关的研究工作,该算法目前已在最初模型的基础上得到了改进和扩展,并被应用于包括机器人系统、图象处理、制造系统、车辆路径规划、通讯系统、工程设计,以及电力系统在内的多种应用场合,还解决了实际系统中的动态资源规划、运动规划、数据分类等问题.在本文研究中,作者所关注的是蚁群算法在连续空间寻优中的应用前景,并在此领域做了一定的工作,在连续空间内进行了合理的蚁群算法定义和仿真验证.

2 用于连续空间寻优的蚁群算法

2.1 用于离散空间寻优的蚁群算法概述

在离散空间内的寻优问题求解中,问题各分量的不同组合对应于多维离散空间内的各个点,其中每个点的每一维分量对应于所求解优化问题的各个分量,而每个点又与所求解问题的不同解答相对应.离散空间的寻优问题的目标就在于在给定点集中设定相应的搜索算法,以使与问题最优解相对应的点(或点集)以递增的概率被选中,并最终收敛于与问题最优解相对应的点(或点集).

以典型的离散空间组合优化问题——TSP 问题为例,求解旅行商问题的目标就在于在总数为 $N!$ 的离散点(即问题的可能解的总数)中,以较小的搜索代价寻求最短路径所对应的点(或点集).在离散空间优化问题中,蚁群算法的信息量留存、增减和最优解的选取,都是通过离散的点状分布求解方式而进行的.

2.2 在连续空间中寻优的蚁群算法定义

由于在连续空间的寻优问题求解中,解空间是一种区域性的表示方式,而不是以离散的点集方式表示的,所以,连续空间寻优蚁群算法与离散空间寻优蚁群算法之间至少应有以下三个方面的不同.

1) 每一步求解过程中的蚁群信息量留存方式不应是针对离散的点集或点集分量,而应在对当前蚁群所处点集作出影响的同时,对这些点的周围区域也有相应的影响.这样,对蚁群信息量的留存方式描述应采用分布函数的形式,其峰值应与当前蚁群所处位置对应的寻优目标函数取值相关.

2) 蚁群在解空间中的寻优方式不应是在离散解空间点集之间跳变进行,而应是一种微调式的行进方式.

3) 由于连续空间求解的蚁群信息留存及影响范围是区间性的,而非点状分布,所以在连续空间问题求解中,蚁群判断行进方式所依据的就应是总体信息量在与蚁群当前位置所对应的特定区间内的积分累计比较值,而非在各点或点集上的信息量大小.

总体而言,在连续空间内蚁群算法的寻优过程如下:

i) 使蚁群按一定方式分布于问题所对应的连续空间内, (我们推荐均匀分布方式) 这样就可求得在蚁群初始分布的离散点处, 各单蚁对应于相关问题的初始解分布, 同时也得到了对各初始解按最优解标准的评价结果;

ii) 根据具体问题求解的要求, 按照相应的标准设计合适的信息量分布函数, 使其峰值的大小对应于当前各单蚁所在解空间位置的优劣, 使对应于较优解的单蚁的信息量分布函数峰值较高;

iii) 在各单蚁的信息量分布函数得到后, 将各分布函数的总和对应于按蚁数划分的问题求解子空间进行积分求和, 并与总的信息量分布函数在整个问题空间的积分值相比, 求得各子空间当前所应有蚁数的比例值和相应于当前蚁群规模的实际蚁数;

iv) 按照一定顺序将当前所考察之蚁所处子空间及临近子空间的应有蚁数与实际蚁数相比较, 根据比较结果决定当前考察之蚁的移动方向.

对应于移动后蚁群中各单蚁所对应的解空间位置优劣, 就可回到(iii), 然后依次进行相应的信息量分布函数积分、判别和蚁群移动操作. 如此循环往复, 使整个蚁群按照信息量分布现状所得的启发信息进行合理移动, 最终趋于问题的最优解.

3 用于系统辨识的蚁群算法定义

下面, 以连续空间内的线性系统 $\dot{x} = A_p x + B_p u$ 的参数辨识问题求解为例, 进行多维连续空间内蚁群算法的应用研究. 该蚁群辨识算法的总体框图如图 1 所示, 其中被辨识系统参数为 A_p 和 B_p , 而参照系统参数 A_s 和 B_s 的变化受蚁群在解空间内的寻优移动过程制约. 在此辨识问题中, 蚁群算法寻优的空间维数为矩阵 A_p 和 B_p 的元素个数之和, 即所需辨识的参数个数之和. 现假设矩阵 A_p 和 B_p 均为单元素, 即蚁群个体是在 A 轴和 B 轴所构成的二维参数空间内进行参数辨识操作.

用于系统辨识的蚁群算法定义如下.

第 1 步. 将蚁群在解空间内按照一定方式作初始分布(推荐均匀分布). 这里需要根据问题定义域的大小, 即被辨识系统参数的可能范围的大小, 决定合适的蚁群规模. 我们推荐的蚁群规模为 N^2 个, 即以每 N 个单蚁为一组, 在 A 轴方向上作均匀分布, 而同一组内的 N 个单蚁又按照 B 轴方向在问题空间内作均匀分布. 举例来说, 如果被辨识系统问题的定义域为 $A: [\text{StartA}, \text{EndA}], B: [\text{StartB}, \text{EndB}]$ (矩形形状), 同时, 蚁群分布又按照先变化 B_s , 后变化 A_s 的均匀分布方式, 则蚁群的初始坐标分布为

$$A_s = \text{StartA} + \left[\text{Int}\left(\frac{i-1}{N}\right) + \frac{1}{2} \right] D_{AL}, \quad B_s = \text{StartB} + \left[i - \text{Int}\left(\frac{i-1}{N}\right) \cdot N - \frac{1}{2} \right] D_{BL},$$

其中 $\text{Int}(\)$ 为取整函数, D_{AL} 和 D_{BL} 为将问题空间在 A 轴和 B 轴上的映射进行 N 等分后所得的单维区间长度, 即

$$D_{AL} = \frac{\text{EndA} - \text{StartA}}{N}, \quad D_{BL} = \frac{\text{EndB} - \text{StartB}}{N}.$$

这些区间在 A 轴和 B 轴上映射的左边界 A_{L}, B_{L} 和右边界 A_{R}, B_{R} 的取值分别为

$$A_{L} = A_s - D_{AL}/2, \quad B_{L} = B_s - D_{BL}/2; \quad A_{R} = A_s + D_{AL}/2, \quad B_{R} = B_s + D_{BL}/2.$$

这样, 每个单蚁就处于将参数空间的 A 轴分量和 B 轴分量在参数变化范围内均进行 N 等

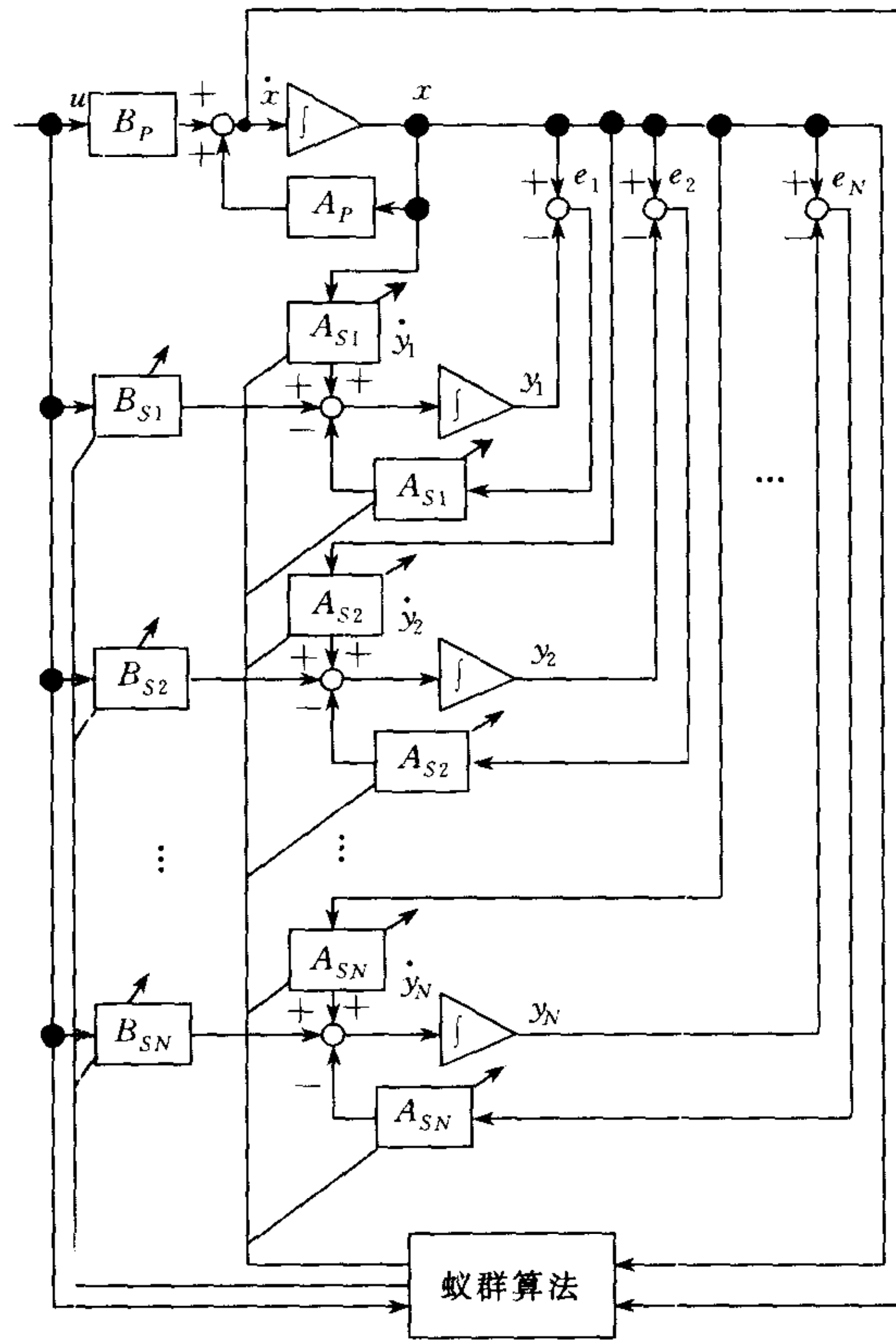


图 1 蚁群算法用于线性系统参数辨识的总体框图

Fig. 1 General framework of ant system algorithm based linear system parameters identification

分后所得到的 N^2 个矩形子空间的中心. 这里每个单蚁还带有一个随自己坐标位置变化的移动矩形子空间, 而自己处于该移动的矩形子空间的中心. 移动矩形子空间的长度和宽度分别为 D_{AL} 和 D_{BL} . 当各单蚁处于各矩形子空间的中心时, 定义此时各子空间内的蚁数为 1. 而当各单蚁移动时, 根据其所带移动矩形子空间与相邻子空间的重叠程度变化, 定义相邻子空间内的实际蚁数变化. 例如, 如果单蚁 i 从 (A_S, B_S) 移动至 $(A_S + \Delta A, B_S + \Delta B)$, 则移动后与此单蚁所带移动子空间相交的 A 轴和 B 轴各子空间内的蚁数就相应变化 $\Delta n_A = \frac{\Delta A}{D_{AL}}$ 和 $\Delta n_B = \frac{\Delta B}{D_{BL}}$.

第 2 步. 根据蚁群所处解空间位置的优劣, 决定当前蚁群的信息量分布. 这里蚁群信息量分布函数的定义要与各单蚁当前所处解空间位置 (A_S, B_S) 针对参数辨识正确性的优劣相关. 在二维空间内, 我们定义各单蚁所对应的信息量分布函数为

$$T_i(A_S, B_S) = \frac{M_i \cdot e^{-k_i \sqrt{(A_S - A_S)^2 + (B_S - B_S)^2}}}{[1 + e^{-k_i \sqrt{(A_S - A_S)^2 + (B_S - B_S)^2}}]^2} \quad (1)$$

其中 k_i 为根据实际问题所定义的压缩系数, 而其峰值 M_i 的定义要与各单蚁当前所处的解空间位置 (A_S, B_S) 的优劣相关, 即

$$M_i = [C_4 - (\dot{x} - A_S x - B_S u)^2] / C_5 \quad (2)$$

其中 \dot{x}, x, u 为被辨识系统当前检测的状态量变化率、状态量及系统的外加输入. 以上所定义的信息量分布函数峰值 M_i 显然当 (A_S, B_S) 接近于 (A_p, B_p) 时取值较高.

第 3 步. 根据当前蚁群散布的总信息量分布情况和上一循环过程中信息量的遗留和挥发情况, 决定各子区间内应有的蚁数分布.

先针对 A 轴进行以上操作.

首先, 求得当前蚁群散布的总信息量分布函数在各 A 轴子区间内的积分值 IN_{iA} ($i=1\sim N$) (此时, B 轴分量的积分边界取 $[StartB, EndB]$)

$$IN_{iA} = \int_{StartB}^{EndB} \int_{A_{iL}}^{A_{iR}} \sum_{i=1}^{N^2} T_i(A_s, B_s) dA_s dB_s \quad (3)$$

各 A 轴子区间的实际总信息量 I_{iA} 应为当前蚁群在该 A 轴子区间内散布的信息量 (IN_{iA}) 加上上一次总信息量的遗留部分 (ηI_{iALast} , η 为信息量留存系数), 再与所设定的信息量挥发常量 E_V 相减所得的结果

$$I_{iA} = IN_{iA} + \eta I_{iALast} - E_V \quad (4)$$

然后, 求取实际总信息量在整个 A 轴问题区间的总积分值 $I_{\Sigma A} = \sum_{i=1}^{N^2} I_{iA}$.

根据各 A 轴子区间实际总信息量 I_{iA} 占总积分值 $I_{\Sigma A}$ 的比例, 可求得当前蚁群分布条件下决定的各 A 轴子区间内应有蚁数 $N_{iMA} = \frac{I_{iA}}{I_{\Sigma A}} \cdot N^2$ ($i=1\sim N^2$).

在实际的编程运算中, 由于我们所取的信息量分布函数 $T_i(A_s, B_s)$ 为可积函数, 且函数曲面是连续平滑的. 这样, 对积分值 IN_{iA} 的求取可得到一定程度的简化.

针对 B 轴各子空间的运算操作与 A 轴类似 (其中在针对 B 轴各子区间的积分值求取时, A 轴分量的积分边界取 $[StartA, EndA]$).

第 4 步. 根据各子区间内应有的蚁群分布状况和当前蚁群分布状况之间的差别, 决定蚁群的移动方向, 并加以移动.

同样, 先针对 A 轴进行以上操作.

首先, 根据已求得的 A 轴各子区间内的应有蚁数 N_{iMA} , 以所考察之蚁当前所处的 A 轴区间为界进行求和操作, 求出被考察之蚁所处 A 轴区间 i 之左的应有蚁数之和 N_{iMLA} 和所处 A 轴区间 i 之右的应有蚁数之和 N_{iMRA} , 作为被考察之蚁移动方向判定的依据条件: N_{iMLA}

$$= \sum_{j=1}^{i-1} N_{jMA}, N_{iMRA} = \sum_{j=i+1}^N N_{jMA}.$$

另外, 还需根据已知的 A 轴各子区间内的实际蚁数 N_{iRA} (初始值为 N), 以所考察之蚁当前所处 A 轴区间为界进行求和操作, 求出被考察之蚁所处 A 轴区间 i 之左的实际蚁数之和

$$N_{iRLA} = \sum_{j=1}^{i-1} N_{jRA} \text{ 和所处 A 轴区间 } i \text{ 之右的实际蚁数之和 } N_{iRRA} = \sum_{j=i+1}^N N_{jRA}.$$

然后, 根据被考察之蚁所处 A 轴子区间及其左右的实际蚁数和应有蚁数之间的差别, 决定该蚁的运动方向, 并将该蚁的 A 轴坐标值变化 ΔA_s . 其运动规则如表 1 所示.

其它情况下被考察之蚁的 A 轴坐标均不作变动.

为避免整个蚁群处于同一子区间时可能出现的停滞状态, 我们规定, 决定蚁群在 A 轴方向的移动, 不仅仅以各单蚁 A 轴坐标所处子区间为准进行考察, 而是同时在与各单蚁所带移动子区间相交的两个 A 轴子区间内进行考察, 按照考察结果决定被考察之蚁的移动方向. 蚁群 B 轴分量的变化寻优过程与 A 轴分量类似.

在蚁群作完一次整体移动之后,又可回到第 2 步,进行相应的信息量分布、考察和蚁群移动操作,如此循环往复,直到最优解的产生.

表 1 各单蚁智能体的运动规则

Table 1 Decision rules of each single ant-agent

规则	$N_{iRLA} ? N_{iMLA}$	$N_{iRA} ? N_{iMA}$	$N_{iRRA} ? N_{iMRA}$	被考察之蚁的 A 轴坐标变化
1	<	=	>	$-\Delta A_s$
2	>	=	<	$+\Delta A_s$
3	=	>	<	$+\Delta A_s$
4	>	>	<	$+\Delta A_s$
5	<	>	=	$-\Delta A_s$
6	<	>	>	$-\Delta A_s$
7	<	>	<	依次+/- ΔA_s

4 实例研究及仿真结果

令被辨识系统为 $\dot{x} = A_p x + B_p u$, A_p 和 B_p 为单参数,其中 $A_p = B_p = 2$, u 取阶跃式输入(幅值为 8). 假设系统的状态变量 x 及其变化率 \dot{x} , 以及外界输入 u 的实际值以 $\Delta t = 0.000\ 01s$ 的时间间隔被准确采样,作为蚁群辨识系统的输入.(在第五次辨识寻优过程中,外界输入 u 的幅值为 40,采样时间间隔为 $0.000\ 05s$).

这里,为描述整个蚁群的辨识寻优动态,令整个蚁群的辨识总误差为

$$E_{\Sigma} = E_{\Sigma A} + E_{\Sigma B} = \sum_{i=1}^{N^2} |A_{Si} - A_p| + \sum_{i=1}^{N^2} |B_{Si} - B_p| \tag{5}$$

在五次典型辨识过程中的蚁群算法参数设置及辨识结果分布如表 2 所示. 其中第五次辨识寻优时,由于寻优区间大大缩小,则对蚁群系统各参数的调整幅度也大大增加. 蚁群个数也改为 $N^2 = 3^2 = 9$. 这里以第一次和第五次辨识寻优过程的总误差变化动态(如图 2 和图 3 所示)为例,说明蚁群算法辨识的有效性. 在第五次辨识过程之后,整个蚁群的平均参数辨识误差已减至 0.33%.

表 2 典型辨识过程中的蚁群算法参数设置及辨识结果分布

Table 2 Parameters setting in typical identification process and the identify results distribution

辨识次数	初始分布区域	η	k_i	dAdB	C_4	C_5	E_V	E_{Σ}	N	辨识结果分布区间
1	A:[0,5] B:[0,5]	0.01	1	0.01	1000	5	228	14.43	5500	A:[1.265,3.265] B:[1.425,3.205]
2	A:[1,3.5] B:[1,3.5]	0.01	1	0.01	1000	5	228	6.37	9250	A:[1.76,2.30] B:[1.99,2.68]
3	A:[1.5,2.8] B:[1.5,2.8]	0.01	1.2	0.01	1000	5	228	2.75	9200	A:[1.91,2.26] B:[1.84,2.20]
4	A:[1.7,2.4] B:[1.7,2.4]	0.01	1.4	0.01	1500	5	128	1.445	11000	A:[1.948,2.218] B:[1.918,2.098]
5	A:[1.8,2.2] B:[1.8,2.2]	0.51	12	0.00002	8000	5	78	0.118627	6400	A:[1.9912,2.0037] B:[1.9824,2.0000]

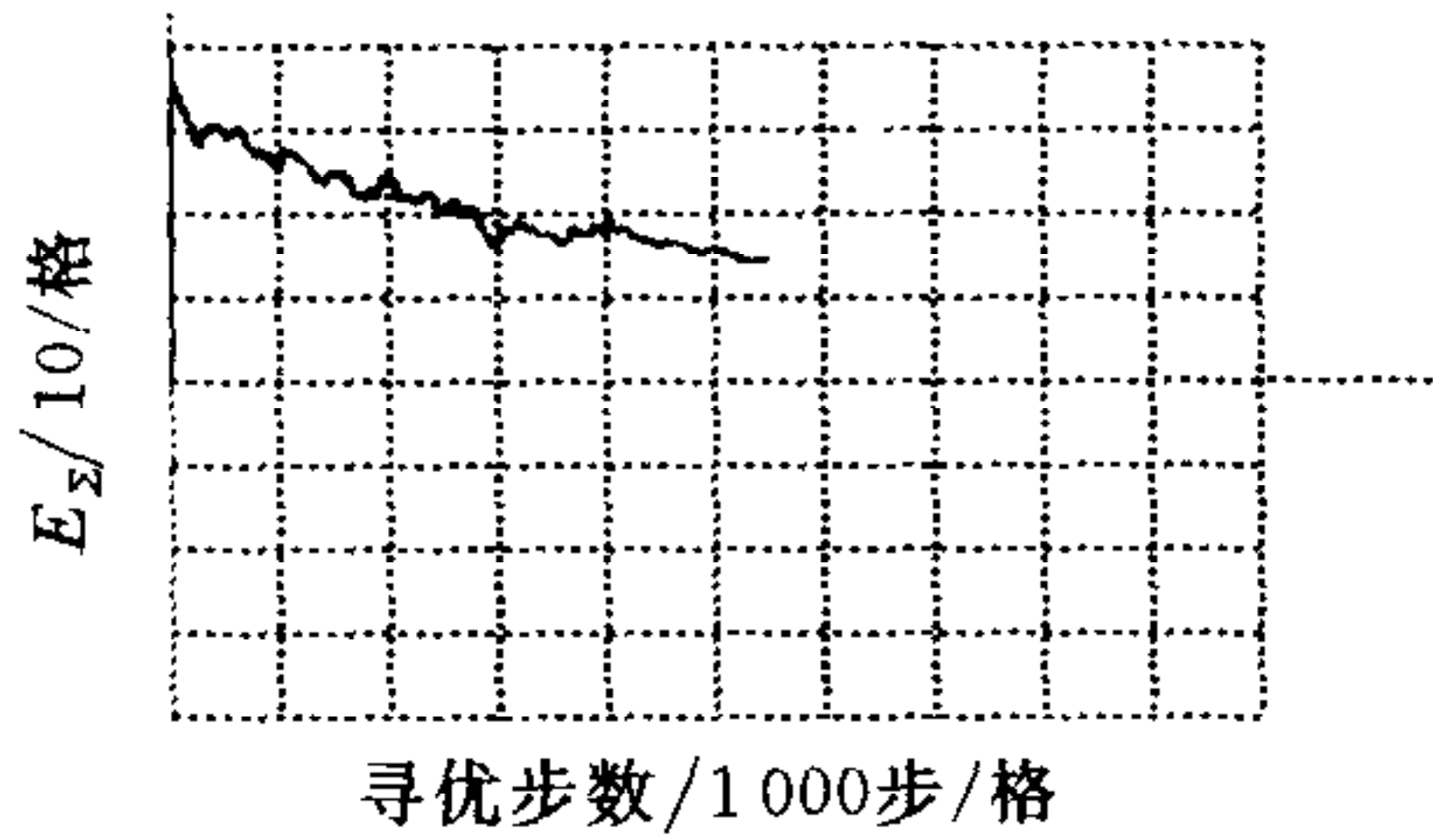


图 2 第一次辨识寻优误差变化动态

Fig. 2 Error dynamics in first identify optimization

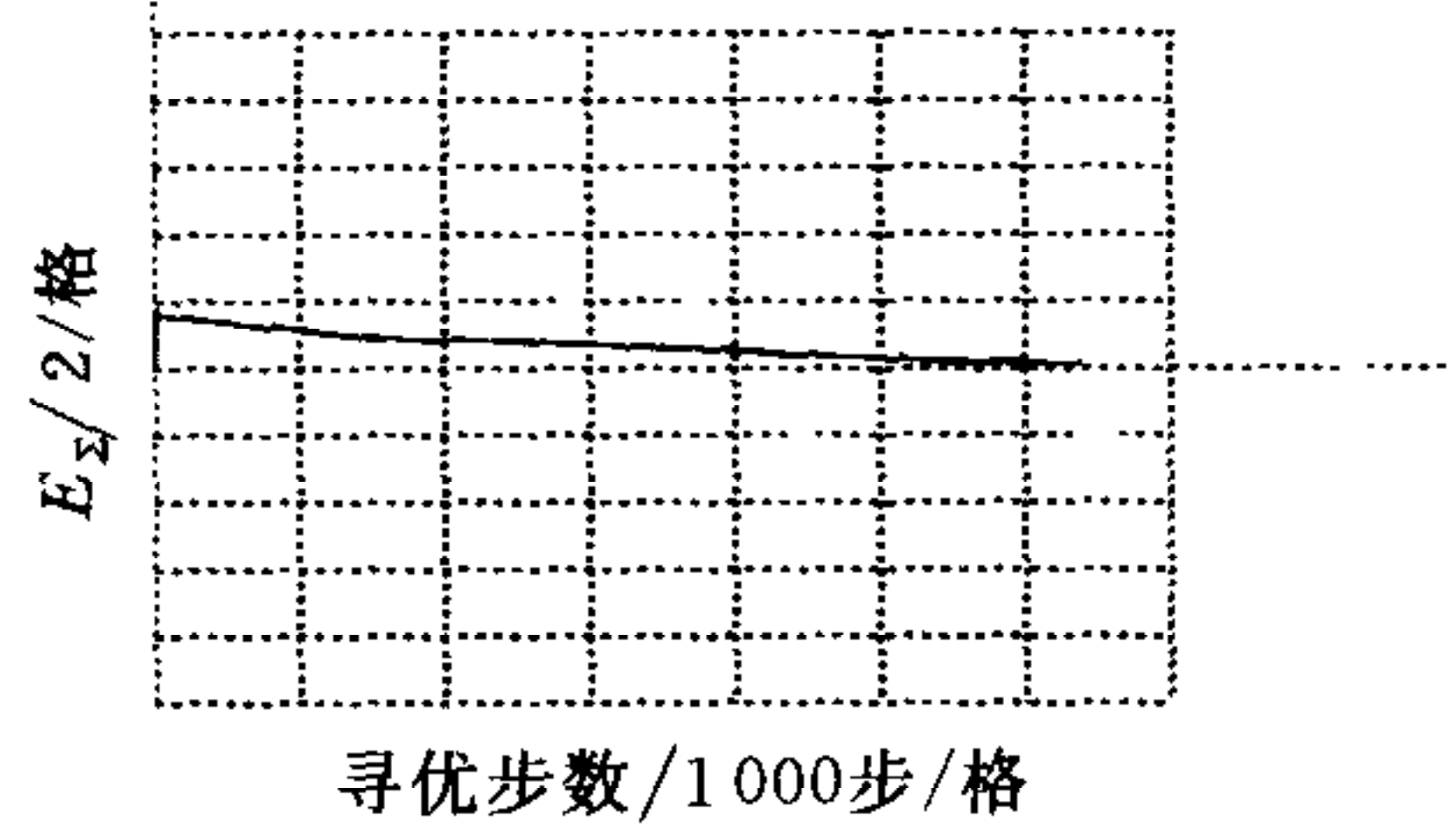


图 3 第五次辨识寻优误差变化动态

Fig. 3 Error dynamics in fifth identify optimization

5 结论及今后进一步的工作

从所列举的系统辨识实例仿真结果,以及仿真实验中的蚁群算法参数调整过程,使我们对蚁群算法在连续空间内进行问题求解的总体寻优特征有了深入的了解.在连续空间内的优化问题求解中,各单蚁智能体通过散布与所在解空间位置优劣程度相关的信息量分布函数来对蚁群的总体运动方向作出影响.而蚁群的总体运动方向是在对特定区域内整个蚁群的信息量分布状态进行考察之后决定的.蚁群运动的总体效果是在连续的解空间内逐步收敛至最优解所在的邻近区域.各单蚁的信息量分布函数对整个解空间所处区域均有影响,只是影响程度随离各单蚁所在解空间位置距离的增加而递减.这样,为避免蚁群初始分布不均对整个求解效果的影响,避免蚁群最终趋于问题的局部最优解,我们推荐在问题求解之初,使蚁群在解空间内作均匀分布.而判定蚁群运动方向则依据以各单蚁所在子区域为界的总体信息量分布状况.

在本文中,我们将主要用于离散空间优化问题的蚁群算法扩展至连续空间的寻优问题求解,对其求解方式作了合理的定义,并将其用于线性系统的参数辨识.仿真结果证明了本文所提用于连续空间寻优的蚁群算法的有效性.

从本质而言,蚁群算法是应以分布式的协同优化计算方式为特征的.所以,在串行计算机上对蚁群算法的模拟代价并不能真正体现蚁群算法的本质特征.因此,进一步的研究工作应针对该算法的并行机实现和协同运算机理研究问题.为此,我们特申请了国家高性能计算基金,并希望能够在其资助下,使蚁群算法的实现机理研究有一个本质上的突破.这是在本文工作基础上应进一步进行的研究工作.

References

- 1 Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the travelling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1):53~66
- 2 Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on SMC, Part B*, 1996, 26(1):29~41
- 3 Gambardella L M, Taillard E D, Dorigo M. Ant colonies for the quadratic assignment problem. *Journal of the Operational Research Society*, 1999, 50(2):167~176
- 4 Leguizamón G, Michalewicz Z. A new version of ant system for subset problems. In: Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999, 2:1459~1464
- 5 Maniezzo V, Dorigo M, Colorni A. Algodesk: an experimental comparison of eight evolutionary heuristics applied to

- the quadratic assignment problem. *European Journal of Operational Research*, 1995, **81**(1):188~204
- 6 Maniezzo V. Exact and approximate nondeterministic tree-search procedures for the quadratic assignment problem. *Informs Journal on Computing*. 1999, **11**(4): 358~369
- 7 Maniezzo V, Colomi A. Ant system applied to the quadratic assignment problem. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 1999, **11**(5):769~778

汪 镭 同济大学信息与控制系副教授,工学博士. 感兴趣的研究领域为智能控制理论及应用.

(**WANG Lei** Associate professor of Information and Control Department of Tongji University. His research interests are intelligent control and application, intelligent computation, etc.)

吴启迪 同济大学电子与信息学院教授,博士生导师,中国自动化学会理事,智能自动化专委会副主任委员. 擅长的研究领域为智能控制理论、CIMS等.

(**WU Qi-Di** Professor of Electronics and Information Institute of Tongji University, committee member of China Automation Society, Vice-chief member of intelligent automation professional committee. Her research interests are intelligent control theory, CIMS, etc.)