

蚁群算法求解连续空间优化问题的一种方法*

陈 峻^{1,2}, 沈 洁¹, 秦 玲¹

¹(扬州大学 计算机科学与工程系,江苏 扬州 225009);

²(南京大学 计算机软件新技术国家重点实验室,江苏 南京 210093)

E-mail: yzlchen@pub.yz.jsinfo.net

<http://www.yzu.edu.cn>

摘要: 针对蚁群算法不太适合求解连续性优化问题的缺陷,提出用蚁群算法求解连续空间优化问题的一种方法.该方法将解空间划分成若干子域,在蚁群算法的每一次迭代中,首先根据信息量求出解所在的子域,然后在该子域内已有的解中确定解的具体值.以非线性规划问题为例所进行的计算结果表明,该方法比使用模拟退火算法、遗传算法具有更好的收敛速度.

关键词: 蚁群算法;优化;遗传操作;非线性规划问题

中图法分类号: TP18 **文献标识码:** A

人们从仿生学的机理中受到启发,提出许多用于解决复杂优化问题的新方法,统称为元启发(metahueristic)算法,如遗传算法、进化策略、模拟退火、蚁群算法、禁忌搜索(tabu search)算法等,并成功地应用于实际问题.蚁群算法(ant colony algorithm,简称 ACA)是最近几年才提出来的一种新型的模拟进化算法.它是由意大利学者 Dorigo, Mahiezzo, Colomi 等人受到人们对自然界中真实的蚁群集体行为的研究成果的启发而首先提出来的^[1].他们充分利用蚁群搜索食物的过程与旅行商问题(TSP)之间的相似性,通过人工模拟蚂蚁搜索食物的过程中个体之间的信息交流与相互协作,最终找到从蚁群到食物源的最短路径的原理从而解决了 TSP 问题^[2],取得了很好的结果.随后,蚁群算法被用来求解 job-shop 调度问题^[3]、指派问题^[4,5]、序列求序(sequential ordering)^[6]等 NP 完全问题,显示出蚁群算法在求解复杂优化问题(特别是离散优化问题)方面的优越性,证明它是一种具有广阔发展前景的好方法.

生物学的研究表明,虽然单个蚂蚁的能力非常有限,但多个蚂蚁构成的群体具有找到蚁穴与食物之间最短路径的能力.这种能力是靠其在所经过的路径上留下的一种挥发性分泌物(pheromone)来实现的.蚂蚁在路径上前进时会根据前边走过的蚂蚁所留下的分泌物选择其要走的路径.其选择一条路径的概率与该路径上分泌物的强度成正比.因此,由大量蚂蚁组成的群体的集体行为实际上构成一种学习信息的正反馈现象:某一条路径走过的蚂蚁越多,后面的蚂蚁选择该路径的可能性就越大.蚂蚁的个体之间通过这种信息的交流寻求通向食物的最短路径.这种优化过程的本质在于:(1) 选择机制.分泌物越多的路径,被选择的概率越大.(2) 更新机制.路径上面的分泌物会随蚂蚁的经过而增长,而且同时也随时间的推移逐渐挥发消失.(3) 协调机制.蚂蚁之间实际上是通过分泌物来互相通信、协同工作的.蚁群算法正是充分利用了这样的优化机制,即通过个体之间的信息交流与相互协作最终找到最优解,使它具有很强的发现较优解的能力.

但是,蚁群算法也有一些缺陷,如需要较长的搜索时间.这是因为蚁群中多个个体的运动是随机的,虽然通

* 收稿日期: 2001-09-25; 修改日期: 2002-04-10

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60074013);国家高性能计算基金资助项目(00219);江苏省教育厅自然科学基金项目(99KJB520003);南京大学计算机软件新技术国家重点实验室开放基金资助项目

作者简介: 陈峻(1951-),男,江苏宝应人,教授,主要研究领域为并行算法,并行体系结构;沈洁(1954-),男,江苏姜堰人,副教授,主要研究领域为系统优化,软件工程;秦玲(1979-),女,江苏泰兴人,硕士生,主要研究领域为算法设计,并行计算.

过信息的交流能够向着最优路径进化,但是当群体规模较大时,很难在较短时间内从复杂无章的路径中找出一条较好的路径.为了充分利用学习机制,强化最优信息的反馈, Dorigo 等人在基本的蚁群算法的基础上提出了称为 Ant-Q System 的更一般的蚁群算法^[7,8],仅让每一次循环中最短的路径上的信息量作更新.为了克服在 Ant-Q 中可能出现的停滞现象, Stutzle 等人提出了 MAX-MIN Ant System^[9],允许各个路径上的信息量在一个限定的范围内变化.吴庆洪等人在蚁群算法中引入变异机制,既可克服停滞现象,又可取得较快的收敛速度^[10]. Gambardella 等人提出了一种混合型蚁群算法 HAS^[6],在每次循环中蚂蚁建立各自的解后,再以各自的解为起点,用某种局部搜索算法求局部最优解,以此作为相应蚂蚁的解,这样可以迅速提高解的质量.

蚁群算法的另一个缺点就是难以处理连续空间的优化问题.由于每个蚂蚁在每个阶段所作的选择总是有限的,它要求离散的解空间,因而它对组合优化等离散优化问题很适用,而对线性和非线性规划等连续空间的优化问题的求解不能直接应用. Bilchev 等人曾在使用遗传算法解决工程设计中连续空间的优化问题时,配合使用了蚁群算法对遗传算法所得到的初步结果进行精确化,取得了较好的效果^[11].但使用蚁群算法本身解决连续空间的优化问题的能力相对较弱.本文针对蚁群算法的这一缺陷,提出用蚁群算法求解连续空间优化问题的一种方法.该方法将解空间划分成若干子域,在蚁群算法的每一次迭代中,首先根据信息量求出解所在的子域,然后在该子域内已有的解中确定解的具体值.我们以非线性规划问题为例进行的实验其结果表明,该方法比使用模拟退火算法、遗传算法具有更好的收敛速度.

1 基本蚁群算法

我们以 TSP 问题为例说明基本蚁群算法的框架.设共有 n 个城市,蚁群中共有 m 只蚂蚁, $d_{ij}(i, j=1, 2, \dots, n)$ 表示城市 i 和 j 之间的距离, $\tau_{ij}(t)$ 表示在 t 时刻城市 i 和 j 之间残留的信息量,我们以此来模拟实际蚂蚁的分泌物.蚂蚁 k 在运动过程中根据各个路径上的信息量来决定下一步的路径.用 $p_{ij}^k(t)$ 表示在 t 时刻蚂蚁 k 由城市 i 转移到城市 j 的概率,则

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{r \in allowed_k} \tau_{ir}^\alpha(t) \eta_{ir}^\beta(t)}, & j \in allowed_k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中 $allowed_k$ 表示蚂蚁 k 下一步允许走过的城市的集合,它随蚂蚁 k 的行进过程而动态改变.信息量 $\tau_{ij}(t)$ 随时间的推移会逐步衰减,用 $1-\rho$ 表示它的衰减程度.经过 n 个时刻,蚂蚁可走完所有的城市,完成一次循环.此时,要根据下式对各路径上的信息量作更新:

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \cdot \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}, \quad (2)$$

其中

$$\Delta \tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta \tau_{ij}^k. \quad (3)$$

$\Delta \tau_{ij}^k$ 表示蚂蚁 k 在本次循环中在城市 i 和 j 之间留下的信息量,其计算方法根据计算模型而定,在最常用的 ant circle system 模型中:

$$\Delta \tau_{ij} = \begin{cases} Q/L_k, & \text{若蚂蚁 } k \text{ 在本次循环中经过城市 } i \text{ 和城市 } j \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

其中 Q 为常数, L_k 为蚂蚁 k 在本次循环中所走路径的长度.在式(1)中, α 表示蚂蚁在行进过程中所积累的信息量对它选择路径所起的作用大小, η_{ij} 为由城市 i 转移到城市 j 的期望程度,可根据某种启发算法而定,例如,可以取 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$. β 表示 η_{ij} 的作用.当 $\alpha=0$ 时,算法就是传统的贪心算法,而当 $\beta=0$ 时,算法就成了纯粹的正反馈的启发式算法.可以用试验的方法确定参数 α, β 的最优组合.在经过若干次循环以后,可根据适当的停止条件来结束计算.

2 求解连续空间上的优化问题

我们以求解非线性规划问题为例说明我们的方法.考虑如下的非线性规划问题:

$$\min F(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

使得 $a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{in}x_n \geq b_i, i=1,2,\dots,r$. 这里 F 为任一非线性函数, 约束条件构成 R^n 上的一个凸包. 我们可以使用不等式变换的方法^[12]求得包含这个凸包的最小的 n 维立方体, 我们将设该立方体为

$$l_i \leq x_i \leq u_i, i=1,2,\dots,n.$$

选取一定的长度 $length$, 设 $k_i = \left\lceil \frac{u_i - l_i}{length} \right\rceil$, 则可将该立方体在第 i 维上分成 k_i 个子区间, 其中第 j 个子区间为 $[l_i + (j-1) \cdot length, \min(u_i, l_i + j \cdot length)]$.

设系统中有 m 只蚂蚁, 我们将解的 n 个分量看成 n 个顶点, 第 i 个顶点代表第 i 个分量, 在第 i 个顶点到第 $i+1$ 个顶点之间有 k_i 条连线, 代表第 i 个分量的取值可能在 k_i 个不同的子区间. 我们记其中第 j 条连线上在 t 时刻的信息量为 $\tau_{ij}(t)$. 每只蚂蚁都要从第 1 个顶点出发, 按照一定的策略选择某一条连线到达第 2 个顶点, 再从第 2 个顶点出发, ..., 在到达第 n 个顶点后, 在 k_n 条连线中选取某一条连线到达终点. 每个蚂蚁所走过的路径代表一个解的初始方案, 它指出解的每一个分量所在的子区间.

为了确定解的具体值, 可在各个子区间已有的取值中保存若干个适应度较好的解的相应分量, 作为候选组. 为了加快收敛速度, 我们参考吴庆洪等人^[10]提出的具有变异特征的蚁群算法, 使用遗传操作在候选组中确定新解的相应分量的值. 首先可随机在候选组中选择两个值, 然后对它们实行交叉变换、变异变换, 以得到新值作为解的相应分量. 该候选组中的值在动态地更新, 一旦有一个更好的解的分量在该子区间中, 就用这个值替换其中的较差者.

在 m 只蚂蚁得到 m 个解后, 要对它们进行评估, 可使用 Lagrange 函数作为评估解的优劣的适应度函数, 否则要对每个解进行合法性检查并去除其中的不合法解. 然后要根据适应度函数值更新各条边上的信息量. 重复这样的迭代过程, 直至满足停止条件.

算法 1. 本文算法框架.

(1) 初始化

随机产生 M 个初始解, 计算这 M 个初始解的适应度, 由这 M 个初始解的各个分量计算出其所属的子区间, 产生各个子区间上的相应分量的候选组, 并将候选组中的值按它们所在解的适应度排序, 根据适应度计算各分量各个子区间上(即各条边上)的信息量.

(2) 迭代过程

while not 结束条件 do

{

(2.1) for $i=1$ to n do (对 n 个分量循环)

{for $k=1$ to m do (对 m 个蚂蚁循环)

(2.1.1) {根据 q_0 和概率 $p_{ij}^k(t)$ 确定第 i 个分量的值在第 j 个子区间;

(2.1.2) 局部更新第 j 个子区间的信息量 $\tau_{ij}(t)$;

(2.1.3) 在第 j 个子区间候选组里用选择、交叉、变异操作生成第 i 个分量的值;

}

计算新解的适应度函数值;

}

(2.2) 修改各条边上的信息量;

(2.3) 取适应度最好的 num 个解将其各分量值插入相应的子区间的候选组中(此处取 num 为 $(int)(m/3)$), 并淘汰候选组中的较差者.

}

上述算法的(2.1.1)根据下列公式选取第 i 个分量的值所在的子区间号 j :

$$j = \begin{cases} \arg \max \{ \tau_{ij} \mid 1 \leq j \leq k_i \} & \text{若 } q \leq q_0 \\ j_0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中 q 值均匀分布在 $(0,1)$ 内随机选取. q_0 是一个确定选取最佳解分量值所在的子区间的概率, 例如可取 $q_0=0.8$, 信息量最大的子区间以高概率 0.8 被选中, 其余的子区间以 0.2 的概率参与选择. $\arg \max \{ \tau_{ij} \mid 1 \leq j \leq k_i \}$ 表示分量 i 的信息量最大的子区间号 j_0 按如下概率分布在 $[1, k_i]$ 内取值:

$$p_{ij0}^k(t) = \tau_{ij0}(t) / \sum_{k=1}^{k_i} \tau_{ik}(t)$$

其中 $\tau_{ij}(t)$ 表示分量 i 的第 j 个子区间的信息量,它在动态地变化.

由于算法中以 q_0 的概率选择 k_i 个子区间中信息量最大的子区间,因此信息量最大的那个子区间常常被选中,这就使得新一代解的该分量值集中在这个子区间,容易发生停滞现象.为了避免这种现象,在上述算法的(2.1.2)行对所选的子区间的信息量进行局部更新,对被选中的子区间立即适当地减少其信息量,使其他蚂蚁选中该子区间的概率降低.设第 k 个个体的第 i 个分量选中第 j 个子区间,则按下式局部更新子区间 j 的信息量:

$$\tau_{ij}(t) = (1 - \rho) \cdot \tau_{ij}(t) + \rho \cdot \min\{\tau_{ir}(t) \mid 0 \leq r \leq k_i\}$$

这样,更新后的信息量是原来的信息量和有关第 i 个分量各子区间的最小信息量的凸组合.当信息量最大的子区间被多次选中之后,信息量减少到 k_i 个子区间的信息量的平均水平,从而蚂蚁选择其他子区间的概率增加,增加了所建立解的多样性,同时也有效减少了停滞现象的发生.

在上述算法的(2.1.3)行在第 j 个子区间的候选组里使用选择、交叉、变异等遗传操作生成第 i 个分量的值.其算法如下:

算法 2. 候选组里的选择交叉变异等遗传操作.

(1) 若候选组里的候选值的个数 $g_i=0$,即候选组里没有候选值,此时则产生一个 $[l_i+(j-1) \cdot \text{length}, \min(u_i, l_i + j \cdot \text{length})]$ 间的随机数作为解分量的值,跳过选择、交叉、变异等遗传操作;

(2) 若 $g_i=1$,即候选组里只有一个候选值,则跳过选择、交叉等操作,直接对这个候选值进行变异操作;

(3) 若 $g_i=2$,即候选组里有两个候选值,则跳过选择操作,直接对这两个候选值进行交叉、变异等操作;

(4) 否则,选择两个分量后进行交叉、变异操作.

在选择操作中,根据候选组里各候选值的适应度的大小,用“赌轮”的方法选取两个值.设第 j 个值所在解的适应度为 f_j ,则它被选中的概率为

$$f_j / \sum_{k=1}^{g_i} f_k$$

在交叉操作中,设所选择的两个值为 $x_i(1)$ 和 $x_i(2)$,其适应度分别为 f_1, f_2 ,且 $f_1 > f_2$,我们以概率 p_{cross} 进行交叉操作.随机产生 $p \in [0, 1]$,若 $p > p_{\text{cross}}$,则进行交叉操作.取随机数 $\gamma \in [0, 1]$,交叉结果值 $x_{\text{cross}} = x_i(1) + \gamma \cdot [x_i(2) - x_i(1)]$;若 $p < p_{\text{cross}}$,则不进行交叉操作,取 $x_{\text{cross}} = x_i(1)$.

在变异阶段,我们以概率 p_{mutate} 对交叉操作结果 x_{cross} 进行变异操作得到 x_{mutate} .记第 i 个分量的第 k 个子区间的上、下界分别为 u_{ik}, l_{ik} ,并设

$$d_i = \max\{u_{ik} - x_{\text{cross}}, x_{\text{cross}} - l_{ik}\},$$

产生随机数 $\delta \in [-1, 1]$,取

$$x_{\text{mutate}} = \begin{cases} x_{\text{cross}} + \delta d_i, & \text{若 } l_{ik} - x_{\text{cross}} \leq \delta d_i \leq u_{ik} - x_{\text{cross}} \\ x_{\text{cross}} - \delta d_i, & \text{otherwise} \end{cases}$$

这样可以保证遗传操作的结果仍然在子区间中.

在所有蚂蚁都得到解以后,算法的(2.2)行按式(2)和式(3)相应地更新各子区间上的信息量 $\tau_{ij}(t)$,但对 $\Delta \tau_{ij}^k$ 的更新应按下式进行:

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} W \cdot f_k, & \text{若蚂蚁 } k \text{ 的解的第 } i \text{ 个分量选中第 } j \text{ 个子区间} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中 W 为一个常数, f_k 为蚂蚁 k 的解的适应度.

3 实验结果

我们对文献[13]附录中的带约束非线性优化问题 $G_1 \sim G_5$ 用上述算法和一般模拟退火算法(SA)、遗传算法(GA)在 PC 机上用 C 语言编程进行了测试.虽然 $G_2 \sim G_5$ 含有非线性的约束条件,但它们都有显式表示各变量 x_i 的变化范围的线性约束条件: $l_i \leq x_i \leq u_i$ ($i=1, 2, \dots, n$),我们以此来设定每个变量的子区间.在测试中,我们取初始

解的个数 $M=20$, 群体中个体的个数 $m=50$, 对每一个问题反复进行 10 次计算, 取其平均结果. 这里, 我们用 CACA (continuous ant colony algorithm) 表示本文改进后的算法, CACA 算法中参数取值的不同组合对计算结果的影响见表 1 (以 G_1 为例).

Table 1 The computational results under different parameters of CACA

表 1 CACA 在不同参数下的计算结果

Parameter setting ^①				The iteration numbers to reach the best solution ^②	The average best solutions found in each trial ^③
q_0	p_{cross}	p_{mutate}	ρ		
0.2	0.2	0.3	0.1	801.2	-14.969
0.4	0.2	0.3	0.1	713.4	-14.999
0.6	0.2	0.3	0.1	754.8	-15.000
0.8	0.3	0.4	0.1	612.5	-14.972
0.6	0.3	0.4	0.3	634.2	-15.000
0.7	0.4	0.5	0.4	471.6	-14.033
0.7	0.4	0.5	0.5	709.8	-14.987
0.6	0.4	0.5	0.7	898.1	-15.002
0.8	0.6	0.7	0.3	805.3	-15.000
0.8	0.8	0.8	0.3	855.6	-15.000

①参数设置, ②达到最优解的迭代次数, ③各次运行得到的最优解的平均值.

如图 1 所示, 为使用 CACA 和 GA 算法对 G_1 进行计算时, 各次迭代最佳结果的进化情况.

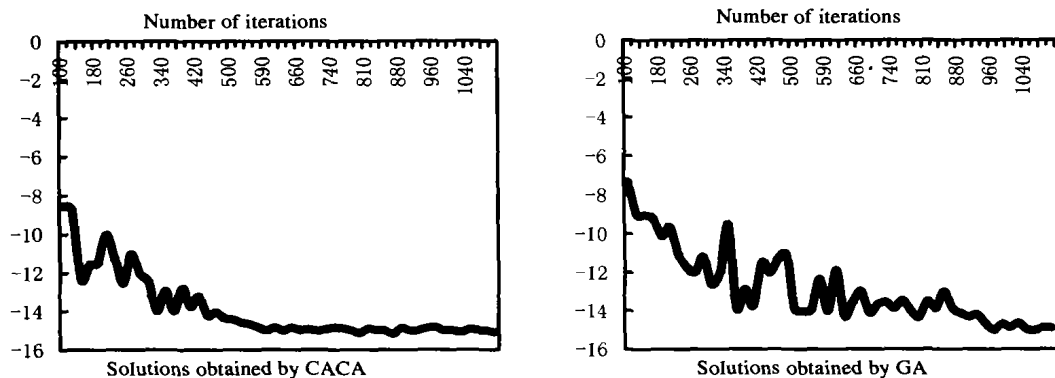


Fig.1 The evolutionary process of the best solution

图 1 最佳解进化曲线图

由图 1 可以看出, 使用本算法接近最佳解的速度比 GA 算法快, 且在达到最优解后可稳定在最优解的附近. 使用 CACA, SA 和 GA 算法对 $G_1 \sim G_5$ 进行计算时, 其性能比较见表 2 ($G_1 \sim G_5$ 的理论上最优解依次是 -15.000, 7 049.331, 680.630, 0.054, 24.306).

Table 2 Comparison of CACA with GA, SA applied to NLP instances

表 2 CACA 与 GA, SA 应用于非线性规划问题的比较

Instance ^①	The iteration numbers to reach the best solution ^②			The time to find the best solution ^③			The average best solutions found in each trial ^④		
	GA	SA	CACA	GA	SA	CACA	GA	SA	CACA
G_1	894.33	598.17	471.63	67.08	53.86	40.76	-14.136	-14.571	-14.942
G_2	4 918.45	3 067.35	2 007.45	352.39	205.24	156.03	8 063.123	7 128.065	7 051.285
G_3	5 827.87	4 679.43	4 182.17	451.73	384.12	342.54	682.114	687.293	681.203
G_4	5 301.13	4 022.68	3 894.22	411.48	365.40	319.84	0.056	0.055	0.057
G_5	4 697.02	3 986.52	3 279.44	320.11	308.75	285.60	25.401	24.482	24.420

①测试问题, ②达到最优解所需的迭代次数, ③找到最优解所需的时间, ④每次运行得到的最优解的平均值.

由表 2 可以看出, CACA 比 SA 和 GA 找到最优解的速度快, 且得到的最优解更接近理论的最优值. 通过以上实验结果的比较可以看出, 使用本文提出的改进的蚁群算法, 经过较少的次数可以找到最优解, 大大节约了计算时间, 对于求解大规模连续性优化问题是十分有利的.

4 结 论

本文提出了一种改进的蚁群算法,可以有效地弥补基本蚁群算法不能求解连续空间优化问题的缺陷.本方法将解空间划分成若干子域,在每一次迭代中,首先由蚁群算法根据信息量求出解所在的子域,然后在该子域内已有的解中确定解的具体值.我们以非线性规划问题为例进行的实验结果表明,该方法比使用模拟退火算法、遗传算法具有更好的收敛速度.本方法可推广应用到其他连续空间的优化问题之中,为将蚁群算法应用于连续性优化问题提供了新的途径.

References:

- [1] Dorigo, M., Maniezzo, V., Colomi, A. Ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on SMC*, 1996,26(1):8~41.
- [2] Dorigo, M., Gambardella, L.M. Ant colony system: a cooperative learning approach to the traveling salesman problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computing*, 1997,1(1):53~56.
- [3] Colomi, A., Dorigo, M., Maniezzo, V. Ant colony system for job-shop scheduling. *Belgian Journal of Operations Research Statistics and Computer Science*, 1994,34(1):39-53.
- [4] Maniezzo, V. Exact and approximate nondeterministic tree search procedures for the quadratic assignment problem. *Inform Journal of Computer*, 1999,(11):358~369.
- [5] Maniezzo, V., Carbonaro, A. An ANTS heuristic for the frequency assignment problem. *Future Generation Computer Systems*, 2000,(16):927~935.
- [6] Gambardella, L.M., Dorigo, M. HAS-SOP: an hybrid ant system for the sequential ordering problem. *Technique Report, No.IDSIA 97-11*, Lugano: IDSIA, 1997.
- [7] Gambardella, L.M., Dorigo, M. Ant-Q: a reinforcement learning approach to the traveling salesman problem. In: Prieditis, A., Russell, S., eds. *Proceedings of the 12th International Conference on Machine Learning*. Tahoe, CA: Morgan Kaufmann, 1995. 252~260.
- [8] Dorigo, M., Luca, M. A study of some properties of Ant-Q. *Technical Report, TR/IRIDIA/1996-4*, IRIDIA, Université Libre de Bruxelles, 1996.
- [9] Stutzle, T., Hoos, H.H. Improvements on the ant system: introducing the MAX-MIN ant system. In: Smith, G.D., Steele, N.C., Albrecht, R.F., eds. *Proceedings of the Artificial Neural Nets and Genetic Algorithms 1997*. Wien: Springer-Verlag, 1998. 245-249.
- [10] Wu, Qing-hong, Zhang, Ji-hui, Xu, Xin-he, An ant colony algorithm with mutation features. *Journal of Computer Research & Development*, 1999,36(10):1240~1245 (in Chinese).
- [11] Bilchev, G., Parmee, I.C. The ant colony metaphor for searching continuous design spaces. In: Fogarty, Y., ed. *Proceedings of the 1995 AISB workshop on evolutionary computing, Lecture Notes in Computer Science*, Vol 993. New York: Springer-Verlag, 1995. 25~39.
- [12] Sheng, Jie, Chen, Ling. A new approach to solving nonlinear programming. *Journal of System Science and System Engineering*, 2002,11(1):28~36.
- [13] Michalewicz, Z. *Genetic Algorithms + data Structures = Evolutionary Programs*. 3rd ed., Berlin: Springer-Verlag/ Heidelberg Press, 1996. 261~262.

附中文参考文献:

- [10] 吴庆洪,张纪会,徐心和.具有变异特征的蚁群算法.计算机研究与发展,1999,36(10):1240~1245.

A Method for Solving Optimization Problem in Continuous Space by Using Ant Colony Algorithm*

CHEN Ling^{1,2}, SHEN Jie¹, QIN Ling¹

¹(Department of Computer Science and Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225009, China);

²(National Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China)

E-mail: yzlchen@pub.yz.jsinfo.net

<http://www.yzu.edu.cn>

Abstract: A drawback of ant colony algorithm is not suitable for solving continuous optimization problems. A method for solving optimization problem in continuous space by using ant colony algorithm is presented. By dividing the space into subdomains, in each iteration of the ant colony algorithm, the method first find the subdomain in which the solution located by using the trail information, then the values of the components in the solution can be determined from the existing solutions in the subdomain. The experimental results on the nonlinear programming problem show that the method has much higher convergence speed than that of GA and SA.

Key words: ant colony algorithm; optimization; genetic operation; non-linear programming problem

* Received September 25, 2001; accepted April 10, 2002

Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60074013; the Chinese National Foundation of High Performance Computing under Grant No.99210; the Science Foundation of Jiangsu Educational Commission of China under Grant No.99KJB520003; the Foundation of the National Key Laboratory of Novel Software Technology of Nanjing University of China

第3届全国虚拟现实与可视化学术会议(CCVRV 2003)

征文通知

由中国计算机学会虚拟现实与可视化技术专业委员会和中国图像图形学会虚拟现实专业委员会联合主办、国防科技大学承办的第3届全国虚拟现实与可视化技术及应用学术会议将于2003年10月18日~20日在长沙/张家界举行。本次会议将集聚国内从事虚拟现实与可视化技术的研究人员和工程技术人员,广泛开展学术交流、研究发展战略、推动成果转化、共同促进虚拟现实与可视化技术的发展与应用。本次大会的论文集将正式出版,其中优秀论文将推荐到著名计算机刊物上发表。会议将邀请国内外著名专家作专题报告,同时将举办科研成果和最新产品展示会,为各研究开发单位及有关厂商展示自己的成果、产品提供场所。

一、征文范围(包括但不限于)

建模技术,动画技术,可视化技术,遥操作技术,多媒体技术,人机交互技术,图形图像,仿真技术,分布式系统,VRML 技术,空间化声音,模式识别技术,虚拟制造,人机工效,网络技术,VR 传感器技术,可视化地理信息系统,基于图像的视景生成技术,虚拟现实与可视化应用系统。

二、征文要求

- 1、论文未被其他会议、期刊录用或发表;
- 2、来稿一式3份,并提交电子文档(word 格式)软盘,同时接受电子投稿;
- 3、论文包含:题目、中英文摘要、正文、参考文献等,正式格式见论文录用通知;
- 4、投稿者请务必写清姓名、单位、通信地址、电话、及 E-mail 地址。

三、重要日期

征文截止日期:2003年5月15日(收到) 录用通知日期:2003年6月30日(发出)

四、来稿联系方式(请注明 CCVRV 2003 会议论文)

通信地址:100083 北京航空航天大学 6863 信箱

联系人:吴威,陈小武, 电话:(010)82317109, 传真:(010)82317644, E-mail: ccvr2003@vrlab.buaa.edu.cn

<http://vrlab.buaa.edu.cn/ccvr2003>