

一类自适应蚁群算法及其收敛性分析

冯远静, 冯祖仁, 彭勤科

(西安交通大学 系统工程研究所, 陕西 西安 710049)

摘要: 为了克服蚁群算法易陷入局部最小点的缺点, 同时提高算法的收敛速度, 提出一类自适应蚁群算法. 该算法利用自适应改变信息激素的挥发系数改善传统蚁群算法的全局搜索能力和收敛速度. 通过马尔科夫过程对算法的全局收敛性进行分析, 得出该类蚁群算法全局收敛性条件. 并构造出该类算法的一种信息激素更新策略, 证明了这种算法全局收敛性. 利用提出的算法对典型的 TSP 问题进行仿真研究, 结果表明比典型蚁群算法在收敛速度和解的性能上都有较大改善.

关键词: 蚁群算法; 收敛性; 马尔科夫链

中图分类号: TP278 **文献标识码:** A

Adaptive ant colony optimization algorithms and its convergence

FENG Yuan-jing, FENG Zu-ren, PENG Qin-ke

(Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an Shaanxi 710049, China)

Abstract: A class of adaptive ant colony optimization (ACO) algorithms is presented to avoid the deficiency of typical ACO that often runs into local optimum. Global searching and convergence abilities are improved by adaptively changing the pheromone trails evaporation parameters. Some convergence properties for the algorithms are analyzed with the Markov process approach. Further more, an algorithm with guaranteed convergence to the optimal solution is developed. The simulation results for typical TSP problems demonstrate that the proposed algorithms are more effective than those for other modified ant systems.

Key words: ant colony optimization; convergence; Markov

1 引言 (Introduction)

蚁群算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 是模拟自然界中蚁群从蚁巢到目的地之间寻找最短路径时的交互过程的一种随机搜索算法. 蚁群系统中蚂蚁在经过的路上留下一定量的信息激素, 而且能够感知这种激素的存在及强度并朝强度高的方向运动, 这些激素会随通过的蚂蚁数量增加而增加, 也会随时间的流逝而按一定的函数关系流逝. 因为最短路径通过的蚂蚁数量较多, 所以其上激素的积累速度比其他路径快. 蚁群通过信息激素来不断的交流反馈信息, 最终找到一条最短的路径.

在近 10 年来, 大家利用蚁群算法成功的解决了一系列的组合优化问题^[1~4], 这些研究仅仅从实验的角度说明了蚁群算法的有效性. 但是很少从理论上研究蚁群算法的优化性能. Gutjahr^[5] 分析了一种蚁群算法 GBAS (graph-based ant system) 的收敛性. Stutzle 和 Dorigo^[6] 分析了另外一种蚁群算法 MMAS

(MAX-MIN ant system)^[4] 的收敛性. 孙焘等^[8] 提出了一种具有变异算子的简单蚁群算法并给出了收敛性证明. 目前的研究都是针对某一种蚁群算法的某种特定参数进行研究. 本文将在文献^[5, 6] 的基础上, 讨论更加一般的一类自适应蚁群算法的收敛性.

2 算法描述 (Algorithm formulation)

为了方便描述, 这里采用的符号跟文献^[6] 相类似. 考虑组合优化问题 (S, f, Ω) , 其中 S 是候选解的集合; f 是目标函数, 对于任意 $s \in S$ 有目标函数值 $f(s)$; Ω 是约束条件集合, 定义可行解集合. 组合优化问题 (S, f, Ω) 可以映射为具有如下特征的问题:

1) 有限集合 $\zeta = \{c_1, c_2, \dots, c_{NC}\}$ 表示优化问题的组成.

2) 根据所有的可能序列 $x = \langle c_i, c_j, \dots, c_k, \dots \rangle$ 定义问题的有限状态集合 χ , 其中 $c_i, c_j, \dots, c_k$ 是 ζ 的元素. 序列的长度定义为 $|x|$, 表示序列中元素的

个数,最大值 $l < \infty$.

3) 候选解集合 S 是有限状态集合 χ 的子集,即 $S \subseteq \chi$.

4) 可行状态集合 $\bar{\chi} \subseteq \chi$, 由满足约束条件集合 Ω 的序列 $x \in \bar{\chi}$ 构成.

5) 非空集合 S^* 是最优解, 如果满足 $S^* \subseteq \bar{\chi}$ 且 $S^* \subseteq S$.

通过以上的描述, 组合优化问题可以通过有向图的形式表示 $G = (\zeta, L)$, 其中, ζ 表示结点集合, L 表示所有结点的连接弧集合.

在蚁群算法中, 每个人工蚁在图 G 中进行搜索, 选择初始结点, 随机遍历并通过连接弧上的信息激素强度来选择下一个结点, 其中 Ω 可以保证结点在可行解集合. 一旦人工蚁完成一个循环的搜索, 则更新信息激素. 算法描述如下:

Step 1 初始化.

随机产生初始可行解 s' , 并置 $s = s', \forall (i, j)$,

$$\tau_{ij} = \tau_0,$$

对每一个蚂蚁选择初始结点 $c_1, k = 1, x_k = \langle c_1 \rangle$;

Step 2 解的构造.

while($x_k \in \bar{\chi}$ 且 $x_k \notin S$) do:

在每一步 k , 构建序列 $x_k = \langle c_1, c_2, \dots, c_k \rangle$ 后, 根据如下的概率选择下一个结点 l :

$$p_{kl} = \begin{cases} \frac{(\tau_{kl})^\alpha}{\sum_{(c_k, y) \in J_{ck}} (\tau_{ky})^\alpha}, & \text{如果 } (c_k, c) \in J_{ck}, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (1)$$

其中 J_{ck} 表示可行域, $\alpha \in (0, +\infty)$ 为参数. 当 J_{ck} 为空, 蚂蚁停止搜索, 解的构造完成;

Step 3 信息激素更新.

$$\forall (i, j): \tau_{ij} \leftarrow (1 - \rho_n) \cdot \tau_{ij}, \quad (2)$$

If $f(s_t) < f(s)$, then $s \leftarrow s_t$,

$$\forall (i, j) \in s: \tau_{ij} \leftarrow \tau_{ij} + \rho_n \cdot g(s), \quad (3)$$

其中: $0 < \rho_n < 1$ 为信息激素挥发系数; $g(s)$ 是路径 s 的函数, 且满足: $f(s) < f(s') \Rightarrow g(s) \geq g(s')$.

从算法中可以看出, 该算法跟文献[4]的算法最大的区别就是信息激素的挥发系数. 文献[4]的蚁群算法信息激素挥发系数是定值, 通过限定信息激素的最大值和最小值保证算法的收敛性, 因此算法的收敛性能是有限的, 依赖于参数的设定. 本文算法是在文献[6]的基础上改进的一类自适应蚁群算法, 信息激素的挥发系数是 n 的函数. 下面将对该算法的收敛性进行了分析, 给出了算法收敛的条件.

3 算法收敛性分析 (Convergence analysis of the algorithm)

3.1 蚁群算法的马尔科夫链描述 (Description of ant colony optimization by Markov process)

$\tau(n)$ 为图 G 中连接弧上在迭代 n 次后的信息激素, $s(n)$ 表示迭代 n 次后产生的最优路径, 对应的目标函数值为 $\hat{f}(n)$. 定义随机过程 $X(n) = \{\tau(n), s(n), \hat{f}(n)\}, (n = 1, 2, \dots)$. 考察蚁群算法的搜索过程, 每个人工蚁解 $s(n)$ 的构造过程是根据式(1) 概率选择的, 这仅仅依赖于 $\tau(n-1)$. 由 $s(n)$ 确定 $s(n)$ 和 $\hat{f}(N)$. 由 $s(n), s(n)$ 以及 $\tau(n-1)$ 根据信息激素更新规则确定 $\tau(n)$. 由此可知, 随机过程 $X(n)$ 仅依赖于新状态和当前状态, 但是状态转移概率依赖于 n . 因此, $X(n)$ 为非时齐有限状态马尔科夫链. 应该注意, 随机过程 $\{\tau(n)\}$ 并不是马尔科夫链, 因为 $\tau(n)$ 并不仅仅依赖于 $\tau(n-1)$.

3.2 自适应蚁群算法的收敛性分析 (Convergence analysis of adaptive ant colony optimization)

引理 1 设 $0 < \rho_i < 1 (i = 1, 2, \dots)$, 且存在 $\epsilon > 0$ 使得对任意的 $\rho_i \geq \epsilon$ 成立, 则序列

$$\beta_n = \sum_{i=1}^{n-1} (\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j)) + \rho_n, \text{ 则 } \lim_{n \rightarrow \infty} \beta_n = 1.$$

证 因为 $\beta_n = \sum_{i=1}^{n-1} (\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j)) + \rho_n$, 所以

$$\beta_{n-1} = \sum_{i=1}^{n-1} (\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j)) + \rho_{n-1}.$$

则

$$\beta_n = \beta_{n-1}(1 - \rho_n) + \rho_n.$$

令序列 $\phi_n = 1 - \beta_n$, 则

$$\phi_{n+1} = 1 - \beta_{n+1} =$$

$$1 - [\beta_n(1 - \rho_{n+1}) + \rho_{n+1}] =$$

$$(1 - \rho_{n+1})\phi_n \leq (1 - \epsilon)\phi_n \leq (1 - \epsilon)^n \phi_1.$$

因此 $\lim_{n \rightarrow \infty} \phi_n = 0 \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \beta_n = 1$. 得证.

引理 2 设 $0 < \rho_i < 1, i = 1, 2, \dots$, 且存在 $\epsilon > 0$ 使得对任意的 $\rho_i \geq \epsilon$ 成立, 序列 $\gamma_n = \prod_{i=1}^n (1 - \rho_i)$, 则 $\lim_{n \rightarrow \infty} \gamma_n = 0$.

证 因为 $\gamma_n = \prod_{i=1}^n (1 - \rho_i)$, 所以 $\gamma_{n-1} = \prod_{i=1}^{n-1} (1 - \rho_i)$, 则 $\gamma_n = \gamma_{n-1}(1 - \rho_n)$. 现在用数学归纳法证明序列 γ_n 有界: ① 当 $n = 1$ 时, $\gamma_1 = 1 - \rho_1$, 则 $0 < \gamma_1 < 1$. ② 当 $n = k$ 时, $0 < \gamma_k < 1$. ③ 当 $n = k + 1$ 时, $\gamma_{k+1} = \gamma_k(1 - \rho_{k+1})$, 则 $0 < \gamma_{k+1} < \gamma_k < 1$. 序列 γ_n 为严格单调减且有下界, 因此 $\lim_{n \rightarrow \infty} \gamma_n = 0$.

定理 1 设 $0 < \rho_i < 1, i = 1, 2, \dots$, 对于任意的

信息激素 τ_{ij} , 则 $\lim_{n \rightarrow \infty} \tau_{ij}(n) \leq \tau_{\max}$, $\tau_{\max}$ 为信息激素的上界.

证 由 $g(s)$ 的定义可知, 经过一定的迭代次数 n 以后, 最大可能的信息激素增加值为 $\rho_n \cdot g(s^*)$. 根据信息激素更新规则, 显然

$$\tau_{ij}(n) \leq \prod_{i=1}^n (1 - \rho_i) \cdot \tau_0 + \left(\sum_{i=1}^{n-1} \left(\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) \right) + \rho_n \right) \cdot g(s^*).$$

则

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \tau_{ij}(n) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} \left[\prod_{i=1}^n (1 - \rho_i) \right] \cdot \tau_0 + \lim_{n \rightarrow \infty} \left[\sum_{i=1}^{n-1} \left(\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) \right) + \rho_n \right] \cdot g(s^*).$$

根据引理 1 和引理 2, 令 $\lim_{n \rightarrow \infty} \left[\prod_{i=1}^n (1 - \rho_i) \right] = \phi$,

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left[\sum_{i=1}^{n-1} \left(\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) \right) + \rho_n \right] = \varphi, \text{ 则}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \tau_{ij}(n) \leq \tau_{\max} = \phi \cdot \tau_0 + \varphi \cdot g(s^*). \quad (4)$$

定理 2 $\lim_{n \rightarrow \infty} \sum_i \sum_j \tau_{ij}(n) \leq |\nu| \cdot \tau_{\max}$, ν 为搜索中产生的最优路径, $|\nu|$ 为路径 ν 中连接弧的个数.

证 由定理 1

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{(i,j) \in \nu} \tau_{ij}(n) \right) = \sum_{(i,j) \in \nu} \lim_{n \rightarrow \infty} \tau_{ij}(n) \leq |\nu| \cdot \tau_{\max}. \quad (5)$$

定理 3 给定 $N \in Z^+$, 对于任意的 $n \geq N$, 如果存在 $\tau_{\min}(n) > 0$ 使得 $\tau_{ij}(n) \geq \tau_{\min}(n) > 0$ 且 $\sum_{n=1}^{\infty} \rho_n = \infty$, 则非时齐有限状态马尔科夫链 $X(n) = \{\tau(n), s(n), f(n)\}$ 当 $n \rightarrow \infty$ 时, 以概率 1 逼近最优状态 $(\tau_{kl}[s^*], s^*, f^*)$, 其中 s^* 为最优路径, f^* 为最小目标函数值, $\tau_{kl}[s^*]$ 定义为

$$\tau_{kl}[s^*] = \begin{cases} \tau_{\max}, & \text{如果 } (k, l) \in s^*, \\ 0, & \text{其他.} \end{cases}$$

证 由条件 $\tau_{ij}(n) \geq \tau_{\min}(n) > 0$ 和式(1)得

$$p_{ij}(n) = \frac{[\tau_{ij}(n)]^a}{\left[\sum_{l \in J_{ik}} \tau_{il}(n) \right]^a} \geq \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^a, \quad (6)$$

则一个人工蚁在迭代 n 产生一个解(包括最优解 $s^* \in S$) 的概率 $\hat{p} \geq \hat{p}_{\min}^n = \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} > 0$, 其中 $l < +\infty$ 为序列的最大长度. 马尔科夫链 X_n 在迭代 n 收敛到最优值 X_n^* 的概率下限为^[6]

$$\hat{P}^*(n) = 1 - (1 - \hat{p})^n \geq 1 - \left(1 - \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} \right)^n. \quad (7)$$

对 $\hat{P}^*(n)$ 的第二项 $\left(1 - \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} \right)^n$ 的对数函数取极限得

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \log \left(1 - \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} \right)^n &= \\ \sum_{n=N}^{\infty} \log \left(1 - \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} \right) &\leq \\ - \sum_{n=N}^{\infty} \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} &= -\infty, \end{aligned} \quad (8)$$

因此 $\lim_{n \rightarrow \infty} \left(1 - \left(\frac{\tau_{\min}(n)}{|\nu| \cdot \tau_{\max}} \right)^{l \cdot a} \right)^n = 0$. 则 $\lim_{n \rightarrow \infty} \hat{P}^*(n) = 1$, 即当 $n \rightarrow \infty$ 时, 以概率 1 逼近最优状态 $(\tau_{kl}[s^*], s^*, f^*)$.

定理 4 设 m 是第一次找到优化解的迭代次数, 如果 $\lim_{n \rightarrow \infty} \left[\sum_{i=1}^{n-1} \left(\rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) \right) + \rho_n \right] = \varphi > \frac{1}{2}$, 则存在值 r , $\forall n > m + r$ 使得 $\tau_{ij}(n) > \tau_{kl}(n)$, $\forall (i, j) \in s^*, \forall (k, l) \in L \wedge (k, l) \notin s^*$ 成立.

证 假设在迭代 m , $\forall (i, j) \in s^*$, 其信息激素为最小值 $\tau_{ij}^{\min}(m)$; 而 $\forall (k, l) \notin s^*$, 其信息激素为最大值 $g(s^*)$. 这种情况下, 两者之间的信息激素差最大. 此时

$$\forall (i, j) \in s^*,$$

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(m+r) &= \prod_{n=m}^{m+r} (1 - \rho_i) \cdot \tau_{ij}^{\min}(m) + \\ &\quad \left(\sum_{i=m}^{m+r-1} \rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) + \rho_n \right) \cdot g(s^*) > \\ &\quad \left(\sum_{i=m}^{m+r-1} \rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) + \rho_n \right) \cdot g(s^*). \end{aligned}$$

而

$$\forall (k, l) \notin s^*,$$

$$\tau_{kl}(m+r) = \prod_{n=m}^{m+r} (1 - \rho_i) \cdot g(s^*).$$

则

$$\tau_{ij}(m+r) - \tau_{kl}(m+r) >$$

$$\left[\left(\sum_{i=m}^{m+r-1} \rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) + \rho_n \right) - \prod_{n=m}^{m+r} (1 - \rho_i) \right] \cdot g(s^*) =$$

$$[(2\rho_{m+1} - 1) \prod_{j=m+2}^{m+r} (1 - \rho_j) + \cdots +$$

$$\rho_{m+r-1}(1 - \rho_{m+r}) + \rho_{m+r}] \cdot g(s^*). \quad (9)$$

当 $(2\rho_{m+1} - 1) \geq 0$, 即 $\rho_{m+1} \geq 1/2$ 时, 式(9)在 $r \geq 1$ 的条件下恒大于零, 满足定理.

当 $(2\rho_{m+1} - 1) < 0$, 重写式(9)得

$$\tau_{ij}(m+r) - \tau_{kl}(m+r) >$$

$$[(2\rho_{m+1} \prod_{j=m+2}^{m+r} (1 - \rho_j) + \cdots + \rho_{m+r-1}(1 - \rho_{m+r}) +$$

$$\begin{aligned} & \rho_{m+r} - \prod_{j=m+2}^{m+r} (1 - \rho_j) \cdot g(s^*) = \\ & 2[(\rho_{m+1} \prod_{j=m+2}^{m+r} (1 - \rho_j) + \dots + \\ & \rho_{m+r-1}(1 - \rho_{m+r}) + \rho_{m+r}) - \frac{1}{2}] \cdot g(s^*). \end{aligned} \quad (10)$$

由给定条件知

$$\lim_{n \rightarrow \infty} [\sum_{i=m+1}^{m+r} \rho_i \prod_{j=i+1}^n (1 - \rho_j) + \rho_{m+r}] = \varphi > \frac{1}{2},$$

因此总存在 $r < \infty$ 使得式(10)大于零.即定理得证.

推论 1 取 $\rho_n = 1 - \left(\frac{n}{n+a}\right)^{1/2}$, 其中 a 为大于零的常数, 马尔科夫链 $X(n) = \{\tau(n), s(n), f(n)\}$ 以概率 1 收敛到最优解.

证 假设连接弧 (i, j) 一直没有蚂蚁通过, 这种情况下的信息激素在迭代 n 次后最小. 此时

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(n) &= \prod_{i=1}^n (1 - \rho_i) \cdot \tau_0 = \\ & \prod_{i=1}^n \left(\frac{i}{i+a}\right)^{1/2} \cdot \tau_0 = \prod_{i=1}^n \sqrt{\frac{i}{n+i}} \cdot \tau_0. \end{aligned}$$

令 $\tau_{\min}(n) = \prod_{i=1}^n \sqrt{\frac{i}{n+i}} \cdot \tau_0$, 且 $\sum_{n=1}^{\infty} \rho_n = \sum_{n=1}^{\infty} \left(\frac{n}{n+a}\right)^{1/2} = \infty$, 满足定理 3 的条件. 根据定理 3, 推论 1 得证.

推论 2 设 $\rho_n = 1 - \left(\frac{n}{n+a}\right)^{1/2}$, m 是第一次找到优化解的迭代次数, 则存在值 r 使得 $\forall n > m+r$ 下式成立,

$$\tau_{ij}(n) > \tau_{kl}(n), \quad (11)$$

其中, $\forall (i, j) \in s^*, \forall (k, l) \in L \wedge (k, l) \notin s^*$.

4 仿真结果与讨论 (Simulation results and discussion)

对于组合优化问题, 在求解的初始阶段, 需要 ρ_n 稍大一些以增强蚁群系统探索新解的能力. 而在后期挥发系数 ρ_n 越小, 蚁群系统的搜索就越集中.

基于这种思想, 利用参数 $\rho_n = 1 - \left(\frac{n}{n+a}\right)^{1/2}$ 作为信息激素更新规则挥发系数函数, 取 $\alpha = 1, g(s) = 50/L(s), L(s)$ 为路径长度. 蚂蚁数目越多, 算法的全局搜索能力越强, 但蚂蚁数目增大, 将使收敛速度下降; 且在相同的蚂蚁数目下, 随问题规模的增加, 算法的全局搜索能力降低, 这里蚂蚁的数目取与图结点数相同. 针对典型 TSP 问题^[7] (30、50 和 75 城市) 进行了仿真, 平均运行 20 次作为仿真结果. 不同参数 a 的仿真结果见表 1.

从表 1 可以看出, 不同规模的问题, 对 a 的选值有所不同; 对于 TSP50 问题, 当 $a = 5$ 时取得较好的

结果, 而对于 TSP75 问题, 当 $a = 10$ 时取得较好的结果. 反观 ρ_n 的表达式, 当 a 越小, ρ_n 接近 0 的进化代数越少.

表 1 自适应蚁群算法不同参数的实验结果

Table 1 Adaptive ACO experiment results with different a

TSP50 ($f^* = 427.855$)			TSP75 ($f^* = 549.18$)		
a	最优值	进化代数	a	最优值	进化代数
1	444.436	25	1	589.345	132
5	436.924	26	5	569.713	127
10	431.754	34	10	556.456	145
15	431.853	36	15	556.563	167

为了验证自适应蚁群算法的有效性, 与具有定值挥发系数的蚁群算法 (取 $\rho = 0.9$) 和文献[9]的蚁群算法 (取文献中的参数 $\rho_{\min} = 0.5$) 进行了比较, 其它参数相同. 比较结果见表 2、图 1 和图 2. 表 2 为 TSP30、TSP50、TSP75 平均运行结果比较, 图 1 和图 2 为本文算法与文献[9]算法最优求解曲线比较, 其中实线是文献[9]算法的运行结果, 虚线是本文算法的运行结果. 从比较结果可以看出, 本文算法的优化性能和收敛速度都有所提高.

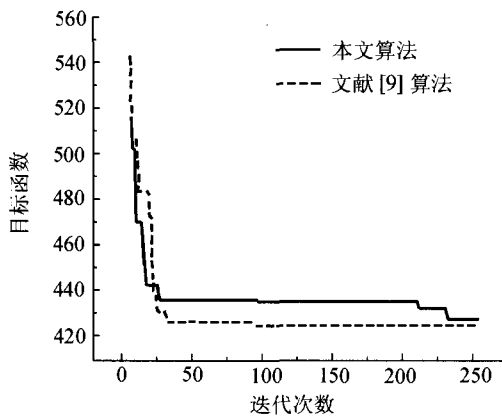


图 1 本文算法与文献[9]算法 TSP30 求解结果
Fig. 1 Computation results with TSP30

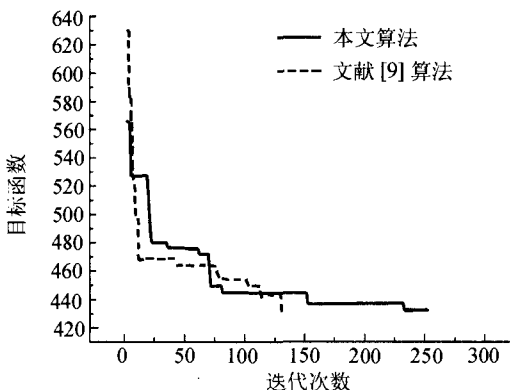


图 2 本文算法与文献[9]算法 TSP50 求解结果
Fig. 2 Computation results with TSP50

表2 本文算法与其它算法的平均运行结果比较

Table 2 Comparison results with other algorithms

问题 实例	最优值	本文算法			MMAS(固定 ρ 值)			文献[7]算法		
		最优值	平均值	迭代数	最优值	平均值	迭代数	最优值	平均值	迭代数
TSP 30	423.741	423.741	426.562	46	423.741	426.543	160	423.741	424.656	69
TSP 50	427.855	427.855	436.560	68	436.528	451.526	210	435.564	441.722	126
TSP 75	549.180	555.54	564.589	168	566.821	596.542	316	553.814	576.127	201

5 结论(Conclusion)

传统蚁群算法的信息激素的更新通过常数挥发系数,这往往导致蚂蚁的搜索过度集中而陷入局部最优点.参考模拟退火算法利用退火温度的冷却过程增加概率突跳性而避免陷入局部最优的方法.通过变挥发系数使蚁群在搜索的前面阶段增加全局搜索能力避免搜索过度集中,在后期增加收敛速度.文中定理给出了这类蚁群算法的收敛性条件,作者给出了一种挥发系数的变化策略,并证明以概率1收敛到全局最优解.基于TSP问题的仿真结果表明,算法解的全局性与收敛速度都有所提高,算法是一种有效的算法.

参考文献(References):

- [1] STUTZLE T. An ant approach to the flow shop problem [C]// *Proc of European Congress on Intelligent Techniques and Soft Computing*. Aachen, Germany: Elsevier Publishing, 1998, 1560 - 1564.
- [2] DORIGO M, CARO G D. Ant colony optimization: a new meta-heuristic [C]// *Proc of the IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation*. Piscataway, USA: IEEE Press, 1999: 1470 - 1477.
- [3] DORIGO M, MANJEZZO V, COLORNI A. The ant system: Optimization by a colony of cooperating agents [J]. *IEEE Trans on Systems, Man & Cybernetics B*, 1996, 26(1): 29 - 41.
- [4] STUTZLE T, HOOS H. Max-min ant system [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2000, 16(8): 889 - 914.
- [5] WALTER J. GUTJAHR. A Graph-based Ant System and its conver-

gence [J]. *Future Generation Computer Systems*, 2000, 16(8): 873 - 888.

- [6] THOMAS S, MARCO D. A short convergence proof for a class of ant colony optimization algorithm [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(4): 358 - 365.
- [7] 王凌著. 智能优化算法及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2001.
(WANG Ling. *Intelligent Optimization Algorithms and Its Applications* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2001.)
- [8] 孙焱, 王秀坤, 刘业欣, 等. 一种简单蚂蚁算法及其收敛性分析 [J]. 小型微型计算机系统, 2003, 24(8): 1524 - 1527.
(SUN Tao, WANG Xiukun, LIU Yexin, et al. Ant algorithm and analysis on its convergence [J]. *Mini-Micro Systems*, 2003, 24(8): 1524 - 1527.)
- [9] 王颖, 谢剑英. 一种自适应蚁群算法及其仿真研究 [J]. 系统仿真学报, 2002, 14(1): 31 - 33.
(WANG Ying, XIE Jianying. An adaptive ant colony optimization algorithm and simulation [J]. *Journal of System Simulation*, 2002, 14(1): 31 - 33.)

作者简介:

冯远静 (1977—), 男, 西安交通大学系统工程研究所博士生, 研究方向为智能系统理论与应用、机器人视觉, E-mail: fyjing@mail.xjtu.edu.cn;

冯祖仁 (1953—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为机器人控制、智能系统、机器人视觉导航, E-mail: fzf9910@mail.xjtu.edu.cn;

彭勤科 (1962—), 男, 博士, 教授, 研究方向为并行算法与分布式计算, E-mail: qkpeng@mail.xjtu.edu.cn.