

基于自然选择策略的蚁群算法求解 TSP 问题

吴华锋¹, 陈信强¹, 毛奇凰¹, 张倩楠¹, 张寿春²

(1. 上海海事大学 商船学院, 上海 201306; 2. 上海海事大学 信息工程学院, 上海 201306)

摘要: 针对蚁群算法收敛速度慢, 容易陷入局部最优解的缺陷, 提出了一种基于自然选择策略的改进型蚁群算法, 改进后的算法利用自然选择中“优胜劣汰”的进化策略, 对每次迭代的随机进化因子大于进化漂变阈值的路径信息素进行二次更新, 增强满足进化策略路径上的信息素浓度, 以加快算法的收敛速度; 而随机进化因子的随机性增强了算法跳出局部最优解的概率。将提出的改进型蚁群算法求解经典的 TSP 问题, 并通过实验证明了改进后的蚁群算法在最优解精度和收敛速度等方面均有所提高。

关键词: 蚁群算法; 自然选择; TSP; 随机进化因子; 进化漂变阈值

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)04-0165-06

Improved ant colony algorithm based on natural selection strategy for solving TSP problem

WU Hua-feng¹, CHEN Xin-qiang¹, MAO Qi-huang¹, ZHANG Qian-nan¹, ZHANG Shou-chun²

(1. Merchant Marine College, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China;

2. College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: To solve basic ant colony algorithm's drawbacks of low convergence rate, easiness of trapping in local optimal solution, an improved ant colony algorithm based on natural selection was proposed. The improved algorithm employed evolution strategy of survival the fittest in natural selection to enhance pheromones in paths whose random evolution factor was bigger than threshold of evolution drift factor in each process of iteration. It could accelerate convergence rate effectively. Besides the introduction of random evolution factor reduced probability of trapping local optimal solution notably. The proposed algorithm was applied to classic TSP problem to find better solution for TSP. Simulation results depict the improved algorithm has better optimal solution and higher convergence rate.

Key words: ant colony algorithm; natural selection; TSP; random evolution factor; threshold of evolution drift

1 引言

TSP (traveling salesman problem) 问题又称最短路径问题, 还称为旅行商问题, 是一种比较经典的 NP 难题, 问题描述较简单, 而获得最优解却十分困难。求解 TSP 问题不仅为其他算法提供了使用平台, 而且算法的优劣性能也可通过其求得 TSP 问

题的解集来验证。旅行商问题的经典描述为: 已知 N 个城市及相互间的距离, 旅行商从某城市出发遍历这 N 个城市后再回到原点, 在旅行商每个城市都只访问一次的前提下确定一条最短路径^[1,2]。旅行商问题已被应用于网络路由器布设、电气布线、交通诱导等方面^[3]。

基本蚁群算法通过模拟自然界的蚂蚁觅食过

收稿日期: 2012-06-15; 修回日期: 2012-09-03

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51279099); 上海市科学技术委员会基金资助项目(12ZR1412500); 上海市教委科研创新基金资助项目(13ZZ124); 上海市教育委员会和上海市教育发展基金会“曙光计划”基金资助项目(12SG40)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (51279099); The Science and Technology Committee Foundation of Shanghai Municipality (12ZR1412500); The Innovation Program of Shanghai Municipality Education Commission (13ZZ124); “Shu Guang” Project of Shanghai Municipal Education Commission and Shanghai Education Development Foundation (12SG40)

程对目标进行搜索,而在搜索过程中人工蚂蚁会在其经过的路径上释放信息素,在此之后的蚂蚁会根据路径上的信息素浓度选择行驶路径。信息素浓度越高,则该路径被选择的概率越大。蚁群算法实现 TSP 过程为:将 m 只蚂蚁放入到 n 个随机选择的城市中,那么每个蚂蚁每步的行动是:根据一定的依据选择下一个它还没有访问的城市;同时在完成一步(从一个城市到达另一个城市)或者一个循环(完成对所有 n 个城市的访问)后,更新所有路径上的信息素浓度。

蚁群算法具有正反馈、分布式、并行式、自组织等优点,这些优点使蚁群算法在求解最短路径问题时独特的优势。但蚁群算法迭代前期信息素缺乏,导致积累信息素占用时间较长。而迭代后期,正反馈机制使算法收敛于局部最优解的概率大大增加^[4~6]。

为了弥补蚁群算法的上述缺陷,本文基于生物进化过程中自然选择的适者生存思想,对经典蚁群算法引入变异规则和路径信息素更新强化规则。通过建立基于城市规模的信息素初始化矩阵减少蚁群初期搜索时间,并通过引入随机进化因子及路径贡献度来减少蚂蚁过度依赖其他蚂蚁的反馈信息,帮助算法跳出局部最优解,从而快速收敛于全局最优解。

2 相关工作

吴斌^[7]提出了蚂蚁相遇寻优算法。即在一次周游历程中将蚂蚁分别置于起点和终点,让蚂蚁同时进行搜索最优路径以改进蚁群算法的搜索时间和搜索精度,并将提出的算法应用于分段 TSP 问题求解,获得了较好的性能。Dorigo M 等^[6]提出利用自适应蚁群算法调整径向分布系统配置以实现系统功耗最小化,减轻网络的计算和通信负担。CIORNEI I^[8]等提出一种基于遗传算法—蚁群算法混合的优化算法,该算法具有蚁群算法的快速下降式寻优行为和遗传算法良好的全局解空间搜索能力,实验表明该算法对大多数连续型函数求解均能取得较理想的效果。

ZHOU Y R^[9]则从理论上研究基本蚁群算法应用于 TSP 问题求解的收敛性分析,还证明了蚁群算法不同的参数设置会有不同的收敛时间。孙立娟^[10]等则利用遗传算法改善蚁群算法的参数设置,并引入最大最小蚂蚁思想进一步优化路径寻优。类似

地,徐江乐^[11]和丛爽^[12]也基于遗传算法的思想对基本蚁群算法进行改善,并将其应用于 TSP 问题的求解。

为了改善基本蚁群算法的缺陷,袁东辉^[13]采用交叉变异策略来避免算法陷入局部最优解,同时引入种群适应度模型以诱导蚁群搜索全局最优解。将提出的改进型蚁群算法应用于多目标数据关联问题,获得了满意解。袁东辉^[13]等引入贪婪策略和额外信息素蒸发机制对基本蚁群算法进行优化,并将优化的蚁群算法应用于传感器网络的节点部署,仿真实验验证了算法的有效性。

上述相关研究与蚁群算法的改进及 TSP 问题的求解密切相关,考虑到基本蚁群算法存在随机搜索时间过长、容易陷入局部最优解的缺陷,本文提出一种基于自然选择策略的改进型蚁群算法(ACANS, ant colony algorithm based on nature selection),ACANS 引入进化因子的概念,每只蚂蚁进行路径选择前都会被分配一个随机进化因子,当该进化因子值大于进化漂变因子的阈值时,每只蚂蚁在选择下跳节点的概率时需要进行随机调整,帮助蚁群搜索全局最优解。另外,针对第 n 次迭代求出的最短路径 $L(n)$,当节点间的子路径大于一定长度时,则对该路径信息素进行再次强化,以增加该路径被选择的概率,加速算法的收敛。

3 基于自然选择策略的蚁群算法

本文提出的基于自然选择策略的蚁群算法实现策略主要包括初始信息素分布规则、路径选择概率更新、信息素优化更新规则 3 部分。

3.1 初始信息素的分布规则

在蚁群算法解决 TSP 问题中,选择下一个城市的依据主要有 2 点:1) t 时刻连接城市 i 和 j 的路径上残留信息的浓度,由算法本身提供;2) 由城市 i 转移到城市 j 的启发信息,该启发信息由待解决问题给出,由该待解决问题具体相关算法实现。TSP 问题中一般取 $\eta_{ij}=1/d_{ij}$ (d_{ij} 表示城市 i, j 之间的距离,这里可以称为先验知识)。

在基本蚁群算法中,信息素的初始分布为一常数。蚁群首次迭代时,各条路径中信息素对蚂蚁的诱导力均相同,此时蚂蚁搜索路径主要取决于节点间的距离,即距离越短,该路径被选择的概率越大,而这条路径可能导致蚂蚁选择一条较长的路径作为最优解,使得算法的精度有待提高。为了改善基

本蚁群算法的这种缺陷,在算法迭代初期利用城市间的距离与城市规模之商作为初始信息素分布矩阵,以减少蚁群算法因首次选择较短路径而陷入局部最优解的概率。因此,改进后的蚁群算法中,信息素的初始分布矩阵为

$$\tau_{ij}(0) = \begin{cases} d_{ij}/n, & \text{若 } i \neq j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

3.2 路径选择概率更新规则

达尔文在《物种起源》指出生物在生存竞争中适应力强的保存下来,适应力差的被淘汰。根据这一原理,引入随机进化因子(REF, random evolution factor)和进化漂变阈值(EDT, evolution drift threshold)2个概念,其中,进化漂变阈值是表示蚂蚁选择下个路径节点概率的变异阈值,而随机进化因子是表征蚂蚁选择下个路径节点的概率变异参数。首先,每只蚂蚁按照预定的规则选择下一跳节点的概率,然后再对每只蚂蚁求得的概率进行进化选择。即每只蚂蚁均会被分配一个 REF_k , 当 REF_k 的值大于 EDT 时,则表明蚂蚁在选择下一跳节点的概率需要进行修正,算法中蚂蚁选择下一跳节点的概率公式为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{j \in allowed_k} \tau_{ij}^\alpha(t) \cdot \eta_{ij}^\beta(t)}, & \text{若 } j \in allowed_k \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$P_{ij-new}^k(t) = \begin{cases} P_{ij}^k(t) \cdot rand, & \text{若 } REF_k > EDT \\ P_{ij}^k(t), & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

其中, $P_{ij}^k(t)$ 为 t 时刻位于城市 i 的蚂蚁 k 选择城市 j 为目标城市的概率,其计算方法如式(3)所示。 α 是残留信息的相对重要程度; β 是期望值的相对重要程度; $allowed_k$ 是所有可能的目标城市,即还没有访问到的城市;与 $allowed_k$ 相对应的是禁忌表 $tabu_k$, 该禁忌表记录蚂蚁 k 已经走过的路径,即蚂蚁在选择城市节点时不会选择禁忌表中的城市。 $P_{ij-new}^k(t)$ 为按照自然选择策略求得的路径选择概率。

在本文中的基于自然选择策略的蚁群算法中,蚂蚁在进行路径选择时引入了随机进化因子 $rand$, 使得蚂蚁在选择下一节点时依赖其他蚂蚁反馈的信息程度有所降低,这就有效地避免了蚁群受局部最优解的干扰,从而对实际解空间进行有效的创新搜索。这里算法对解空间的大范围搜索并不是完全建立在随机搜索的基础上,而是在蚁群已经搜索到一些局部最优解后,对那些满足进化策略的路径选

择概率进行修正,弥补了算法无序、无规则搜索导致的长时间不收敛的缺陷。

3.3 信息素优化更新规则

基本蚁群算法中,信息素的更新策略只发生在那些最优路径上,而最优路径中某些子路径可能较长,这就导致同样的条件下,蚂蚁倾向于选择非最优路径上的较短路径,而错过最优路径中的较长路径。为了改善这个缺陷,ACANS 算法引入路径贡献度(CDSP, contribution degree of sub-paths)的概念,其计算公式如式(4)所示,在每代蚂蚁找到的最优解中,找出子路径(R_{ij})对整体最优路径贡献度大于路径贡献阈值的路径,对 R_{ij} 路径上的信息素进行二次强化更新,更新公式如式(5)和式(6)所示。

$$CDSP_{ij} = \frac{D(i, j)}{L_i} \quad (4)$$

$$\Delta\tau_{ij}(enforce) = \begin{cases} \frac{Q}{D(i, j)}, & \text{若 } CDSP_{ij} > q_0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta\tau_{ij}(new) = \begin{cases} \Delta\tau_{ij}(enforce) + \Delta\tau_{ij}, & \text{若 } CDSP_{ij} > q_0 \\ \Delta\tau_{ij}, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

算法在第 N 次迭代后蚁群找到此次迭代的最优解, $\Delta\tau_{ij}$ 表示该最优解中子路径(i, j)上的信息素首次更新。路径信息素的首次更新公式如式(7)和式(8)^[4]所示。

$$\Delta\tau_{ij} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k \quad (7)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \frac{Q}{L_k}, & \text{若蚂蚁 } k \text{ 在本次循环中经过路径 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

其中, L_k 表示第 k 只蚂蚁在本次循环中所走路径的长度。初始时 $\Delta\tau_{ij}(0) = C$ 。

在进行最优解路径上信息素的首次更新后,再对最优解上的各子路径进行贡献度判定,路径的贡献度计算公式如式(4)所示。对满足贡献度阈值的子路径信息素进行二次强化更新, $\Delta\tau_{ij}(enforce)$ 即为满足信息素更新的路径信息素二次增量, Q 为信息素的增强系数,即一次迭代中蚂蚁释放的信息素总量。 $\Delta\tau_{ij}(new)$ 是算法中路径(i, j)上最终的信息素总量,而 q_0 则是路径贡献度阈值。算法寻优具体步骤如图1所示。

```

Step1 For  $i=1$  to  $N$ 
do
For  $j=1$  to  $N$ 
Initialize  $\tau_{ij}(0), \Delta\tau_{ij}(0), \eta, tabu_k, \beta$ 
Place ants in the nodes randomly
Step2 For  $i=1$  to  $NC-MAX$ 
do
Step2.1 ant  $k$  chooses next node
Step2.2 modify taboo list  $tabu_k$  of ant  $k$ 
Step2.3 activity of pheromone updating is executed
Step3 While  $i < NC-MAX$ 
do
If  $L(i) < L(\text{known-best})$  then
replace best route
 $L(\text{best})=L(i)$ 
Shortest route= $L(i)_{\text{route}}$ 
End while
Step4 If  $i < NC-MAX$  then
Step4.1 clear taboo list  $tabu_k$ 
Step4.2 goto step 2
otherwise
output best solution

```

图 1 算法寻优的伪代码

4 仿真实验与分析

为验证 ACANS 算法的有效性和收敛性, 将基本蚁群(ACO, ant colony optimization)算法, 遗传蚁群混合算法^[14] (H3AGA, hybrid algorithm based on ant algorithm and genetic algorithm)和 ACANS 算法分别应用于 TSP 问题求解, 验证这些 TSP 问题都来自 TSP 标准数据库^[15~17]。算法的测试环境为个人电脑: Pentium 2.3GHz, 2GB RAM, 在 Windows XP 下的 MATLAB 7.0 编程测试, 算法的各参数由经验和试算得到, 初始值设置如表 1 和表 2 所示。

表 1 3 种算法的公共参数设置

参数名称	参数值
信息素	1
启发式因子权重	2
信息素挥发常数	0.2
信息素浓度增强常数	100
智能蚂蚁数量 M	22
算法最大迭代次数	100

表 2 各算法的自有参数设置

算法	参数名称	参数值
遗传—蚁群算法	交叉概率 c	0.75
	变异概率 m	0.05
ACANS 算法	进化阈值 EDT	0.6
	路径贡献度阈值 q_0	0.4

4.1 3 种算法最优解性能比较

从图 2 中各条曲线的相对距离间隔趋势可知, ACO 算法和 H3AGA 找到的最优解离算法求得的最优解越来越远。即城市规模越大, 算法对 TSP 求解的效果越好。

产生这种现象的主要原因是 ACO 算法由于“早熟”特性使其进入某个局部最优解空间范围内, 无法跳出该局部解空间。当城市规模较小时, ACO 算法容易停滞在局部最优解的缺陷并不明显, 而当城市规模逐渐扩大时, ACO 算法的“早熟”缺陷使其在进入某一局部最优解后, 越来越倾向于将该局部最优解作为全局最优解。城市规模越大, 基本蚁群算法跳出局部最优的机会越小, 这也说明了 ACO 算法随着城市规模的扩大, 其求解精度越来越差。这种缺陷在图 2 中表现为随着城市规模的扩大, 其所求得的最短路径长度相比于其他 2 种算法越来越长。

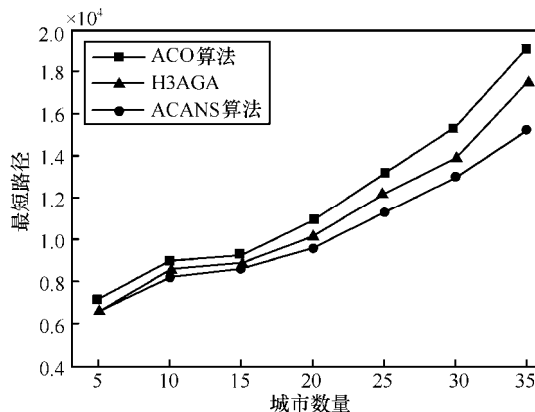


图 2 算法的最短路径比较

而 H3AGA 在 ACO 算法中引入遗传因子, 以减少蚁群算法在迭代过程中过度依赖于路径信息素, 即诱导蚂蚁更多地从自己的经验和搜索范围来确定下一跳节点城市, 而不盲从于其他蚂蚁反馈的路径信息, 因此, 其求解 TSP 问题得到的最优解优于基本蚁群算法。但 H3AGA 的遗传算法属性中的交叉因子会对蚁群算法迭代过程中某些“较差解”进行交叉, 即将目前最优解路径中最长的 2 条子路

径进行节点交叉以优化最优解，这可能使 H3AGA 错过全局最优解。在图 2 中，H3AGA 的这种缺陷同样随着城市规模的扩大而显现。当城市规模为 5 时，H3AGA 求得的最优解和 ACANS 算法求得的最优解相同，这表明 H3AGA 在小规模城市下的全局搜索能力与本文提出的算法相差无几。当城市规模为 15 时，H3AGA 求得的全局最优解要略差于 ACANS 算法，当城市规模为 35 时，H3AGA 求得的最优解虽然比 ACO 算法精确，但和 ACANS 算法求得的最优解相比，其求解精度仍有较大差距。

从图 2 可以看出，ACANS 算法在各种城市规模下求最优解的性能都要优于其他 2 种算法，一方面是由于 ACANS 算法为避免过早跳入局部最优解，在进行节点路径的概率计算时，对每只蚂蚁得到的每个节点选择概率进行进化选择操作，这种选择操作的随机性和概率修改的确定性既可以提高算法的随机性，又可以避免算法进入盲目无序的搜索状态，从而减少了算法的收敛时间，图 3 的算法收敛时间对比也说明了 ACANS 算法的收敛时间要明显小于其他算法。

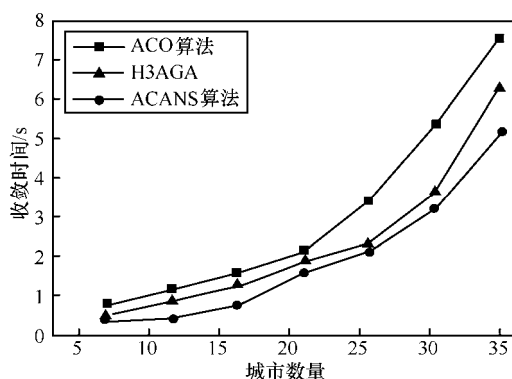


图3 3种算法收敛时间比较

另一方面，ACANS 算法强化了经过自然选择策略筛选出来的较长路径上的信息素浓度，即对路径贡献度大于路径贡献度阈值的相关路径强化其信息素浓度，以诱导其他蚂蚁选择该条最优解路径上的长路径，从而减小蚁群选择非最优路径上的较短路径的概率。由于算法只是增加了满足路径贡献度阈值的子路径信息素，而不是增加最优解的所有路径信息素浓度，因此，最优解的整体路径长度仍然短于其他局部最优解的路径长度。

4.2 3种算法收敛时间比较

图3的算法收敛时间对比显示了本文提出的改进型蚁群算法收敛时间是3种算法中收敛时间最短

的算法，而且在不同城市规模下，ACANS 算法的收敛时间都是3种算法中时间最短的算法。其主要原因如下：ACO 算法路径搜索时间较长，即算法在迭代初期蚁群处于无信息素诱导搜索状态，蚂蚁主要依靠随机探测路径距离来决定下一个路径节点，这导致算法找到最优解的时间肯定会比其他2种算法多；而 H3AGA 中的交叉操作虽然在一定程度上改善了 ACO 算法的缺陷，但算法的执行时间增加，而且城市规模越大，其交叉操作消耗的时间将会越来越多；ACANS 算法在算法迭代初期就按照路径长度散布信息素，以帮助蚁群减少随机搜索时间。在迭代后期再利用自然选择策略对最优路径上的信息素浓度进一步地强化，从而减少了算法的收敛时间。因此，不同的城市规模下的收敛时间均小于其他2种算法。

5 结束语

针对基本蚁群算法存在的“早熟”、随机搜索时间长的缺陷，本文根据生物进化过程中的自然选择思想对蚁群算法进行改进。改进策略包括算法的初始信息素分布规则、路径节点概率选择规则和信息素浓度优化更新规则。算法对每次迭代过程中产生的较短路径集合进行自然选择，对满足进化条件的相关路径上的信息素进行强化更新，同时利用自然选择的随机性，使该改进型蚁群算法可以跳出当前局部最优解，继续寻找全局最优解。实验结果表明，改进型蚁群算法的最优解和收敛时间均优于 ACO 算法和 H3AGA，并随城市规模的扩大，这种优势越来越显著。

蚁群算法自身的特点决定了其在解决组合优化问题的优势，因此将基于自然选择的蚁群算法应用于更多的组合优化问题将是今后的研究重点。

参考文献：

- [1] 朱献文,李福荣.求解旅行商问题的几种智能算法[J]. 计算机与数字工程, 2010, 32(1):32-35.
ZHU X W, LI F R. Several intelligent algorithms for solving traveling salesman problem[J]. Computer & Digital Engineering, 2010, 32(1): 32-35.
- [2] 林冬梅,王东,李娅.一种求解多旅行商问题双层降解混合算法[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(8):2876-2879.
LIN D M, WANG D, LI Y. Two-level degradation hybrid algorithm for multiple traveling salesman problem[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(8):2876-2879.
- [3] 廖飞雄,马良.自调节种群的演化算法求解旅行商问题[J]. 系统仿真

- 学报, 2009, 21(9):2595-2598.
- LIAO F X, MA L. Self-adjusting population evolutionary algorithm for traveling salesman problem[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(9):2595-2598.
- [4] 刘好斌, 胡小兵, 赵吉东. 动态调整路径选择的蚁群优化算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(17):201-203.
- LIU H B, HU X B, ZHAO J D. Ant colony optimization algorithm with path choice of dynamic transition[J]. Computer Engineering, 2010, 36(17):201-203.
- [5] COLORINI A, DORIGO M, MANIEZZO V, *et al.* Distributed optimization by ant colonies[A]. Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life[C]. Paris, France, 1991. 134-142.
- [6] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORINI A, *et al.* Ant system: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part B, 1996, 26(1):29-41.
- [7] 吴斌, 史忠植. 一种基于蚁群算法的 TSP 问题分段求解算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(12):1-6.
- WU B, SHI Z Z. An ant colony algorithm based partition algorithm for TSP[J]. Chinese J. Computers, 2001, 24(12):1-6.
- [8] CIORNEI I, KYRIAKIDES E. Hybrid ant colony-genetic algorithm (GAAP) for global continuous optimization[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part B CYBERNETICS, 2012, 42(1):234-245.
- [9] ZHOU Y R. Runtime analysis of an ant colony optimization algorithm for TSP instances[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(5):1083-1092.
- [10] 孙力娟, 王良俊, 王汝传. 改进的蚁群算法及其在 TSP 中的应用研究[J]. 通信学报, 2004, 25(10):111-116.
- SUN L J, WANG L J, WANG R C. Research of using an improved ant colony algorithm to solve TSP[J]. Journal on Communications, 2004, 25(10):111-116.
- [11] 徐江乐, 肖志涛, 赵京华. 基于遗传算法的改进智能优化蚁群算法[J]. 微电子学与计算机, 2011, 28(8):47-50.
- XU J L, XIAO Z T, ZHAO J H. An improved intelligent ant colony optimization based on genetic algorithm[J]. Microelectronics & Computer, 2011, 28(8):47-50.
- [12] 丛爽, 贾亚军. 进化策略与蚁群算法融合的求解旅行商问题[J]. 控制工程, 2011, 18(1):83-87.
- CONG S, JIA Y J. Traveling salesman problem based on integration of evolution strategies and ant colony algorithm[J]. Control Engineering of China, 2011, 18(1):83-87.
- [13] 袁东辉, 刘大有, 申世群. 基于蚁群—遗传算法的改进多目标数据关联方法[J]. 通信学报, 2011, 32(6):17-23.
- YUAN D H, LIU D Y, SHEN S Q. Improved AC-GA based data association method for multi-target tracking[J]. Journal on Communications, 2011, 32(6):17-23.
- [14] 徐金荣, 李允, 刘海涛等. 一种求解 TSP 的混合遗传蚁群算法[J]. 计算机应用, 2008, 28(8):2084-2087.
- XU J R, LI Y, LIU H T, *et al.* Hybrid genetic ant colony algorithm for traveling salesman problem[J]. Computer Applications, 2008, 28(8):2084-2087.
- [15] TSPLIB[EB/OL]. <http://www.iwr.uni-heidelberg.de/groups/compt/software/TSPLIB95>.
- [16] WANG L, ZHU Q. An efficient approach for solving TSP: the rapidly convergent ant colony algorithm[A]. Fourth International Conference on Natural Computation, IEEE[C]. Jinan, China, 2010. 448-452.
- [17] TERA I Y M, MEIJO H U. Nagoya: architecture for high-speed ant colony optimization[A]. Information Reuse and Integration, IEEE[C]. Las Vegas, USA, 2007. 1-5.

作者简介：



吴华锋 (1976-), 男, 福建浦城人, 博士, 上海海事大学副教授、硕士生导师, 主要研究方向为计算机网络与分布式系统、物联网关键技术。

陈信强 (1987-), 男, 江西南昌人, 上海海事大学硕士生, 主要研究方向为物联网关键技术。

毛奇凰 (1966-), 女, 浙江江山人, 博士, 上海海事大学教授, 主要研究方向为船舶通信与导航。

张倩楠 (1988-), 女, 吉林公主岭人, 上海海事大学硕士生, 主要研究方向为无线传感器网络。

张寿春 (1971-), 男, 安徽宣城人, 上海海事大学工程师, 主要研究方向为无线传感器网络。