

文章编号: 1000-050X(2001)05-0381-06

文献标识码: A

协同模型与遗传算法的集成

郑肇葆¹

(1 武汉大学遥感信息工程学院 武汉市珞喻路 129 号, 430079)

摘要: 提出协同模型中蚁群算法和遗传算法集成的方案, 用于生成纹理分类的模板。介绍了蚁群算法的原理和集成方案的实施步骤, 以及在搜索最优解过程中蚁群移动方向的决策方法。为了验证集成方案的正确性, 对航空影像的居民地、灌木、水田、山地、旱地 5 种目标进行了识别试验, 并与仅使用遗传算法的结果进行了比较。试验结果表明, 该集成方案的识别效果有明显的提高。

关键词: 协同模型; 蚁群算法; 遗传算法; 识别; 集成

中图法分类号: P237.4; P231.5; TP753

自从 20 世纪 50 年代中期创立仿生学以来, 人们从生物进化的机理中受到启发, 提出了许多用来解决复杂优化问题的新方法, 如遗传算法(简称 GA)、进化规划、进化策略等。遗传算法已经解决了许多组合优化难题, 如旅行商问题(TSP)、指派问题(assignment problem)等, 而应用在摄影测量遥感中则是近几年的事, 如 GA 在航空影像纹理分类中应用^[1, 2]、在高光谱遥感影像波段集合的整体缩减中应用^[3] 以及在遥感影像匹配中应用^[4] 等, 取得了很好的试验结果。在寻求最优解的过程中, 同时也发现遗传算法的不足, 即 GA 能迅速找到接近最优解的解, 同时易受局部最优解的影响。为了减少这种缺陷的影响, 人们试图吸取其他进化算法的优点, 将 GA 与其他的算法联合起来, 这就是将两种算法“集成”起来的思想。

本文提出用协同模型与 GA 集成产生纹理模板的方法。“协同”这个名词来自协同学(synergetics), 它是一门跨越自然科学和社会科学的横断学科。它研究的是系统从无次序状态转变为有次序状态的规律和特征。这种转变是通过相互合作完成的。一种典型的协同模型算法是蚁群算法(ant colony algorithm, ACA)。

1 协同模型——蚁群算法

蚁群算法于 1991 年首先被提出^[5], 并用这个算法求解 TSP 问题、分配问题、job-shop 调度问

题, 之后, D. Costa 和 A. Hertz 又将这个算法用于解决分配类型问题和图着色问题。

蚁群算法是受到对真实的蚁群行为研究的启发提出来的, 这里的蚁群算法更恰当的名称应为“人工蚁群算法”。人工蚂蚁与天然蚂蚁的区别是人工蚂蚁具有记忆功能。生物学家研究发现, 一只蚂蚁的记忆和智能是非常有限的, 但是, 由于蚂蚁之间可以通过一些信息素进行协同作用, 实现蚂蚁之间的信息交流和传递, 做出令人惊讶的行为。下面以蚂蚁搜索食物过程为例, 看看蚂蚁是如何通过上述的信息交流和传递的协同作用, 最终找到从蚁穴到食源的最短路径的。

图 1 中, A 为蚁穴, B 为食源, 从 A 到 B 有两条路径可走, ACB 是长路径, ADB 是短路径。蚂蚁走过一条路线以后, 在地面上会留下信息素气味, 后来的蚂蚁就是根据留在地面上这种气味的强度选择应移动的方向。图 1(a)表示起始情况, 假定蚁穴中有 4 只蚂蚁, 分别用 1, 2, 3, 4 表示, B 为食源。开始时蚁穴中蚂蚁 1, 2 向食源移动, 由于路线 ACB 和 ADB 均没有蚂蚁通过, 在这两条路线上都没有信息素气味, 因此蚂蚁 1, 2 选择这两条线路的机会均等。令蚁 1 选择 ACB 线路, 蚁 2 选择 ADB 线路, 假定蚂蚁移动的速度相同, 当蚁 2 到达食源 B 时, 蚁 1 还在途中, 如图 1(b)。蚁 2 到达食源以后就返回, 这时从 B 返回也有两

条线路选择, 哪一条线路上信息素的气味重就选择哪一条。因为蚁1还在途中, 没有到达终点, 这时在BCA线路上靠近B端处, 蚁1还没有留下信息素气味, 所以蚁2返回蚁穴的线路只有一个选择, 就是由原路返回。当蚁2到达A时, 蚁3开始出发, 蚁3的线路选择必定是ADB, 因为这时ADB上气味比ACB上重(ADB上已有蚂蚁两

次通过), 如图1(c)所示。当蚁1到达终点B时, 蚁1返回线路必然选择BDA, 如图1(d)所示。如此继续下去, 沿ADB移动的蚂蚁越来越多, 这就是巢穴到食源的最短践线。

从以上叙述不难理解, 蚁穴到食源的最短线路是通过蚁群中每个蚂蚁留在线路上信息气味的交流和传递协同完成的。蚂蚁寻找食源的过程与旅行商问题极为相似, 以旅行商问题为例说明

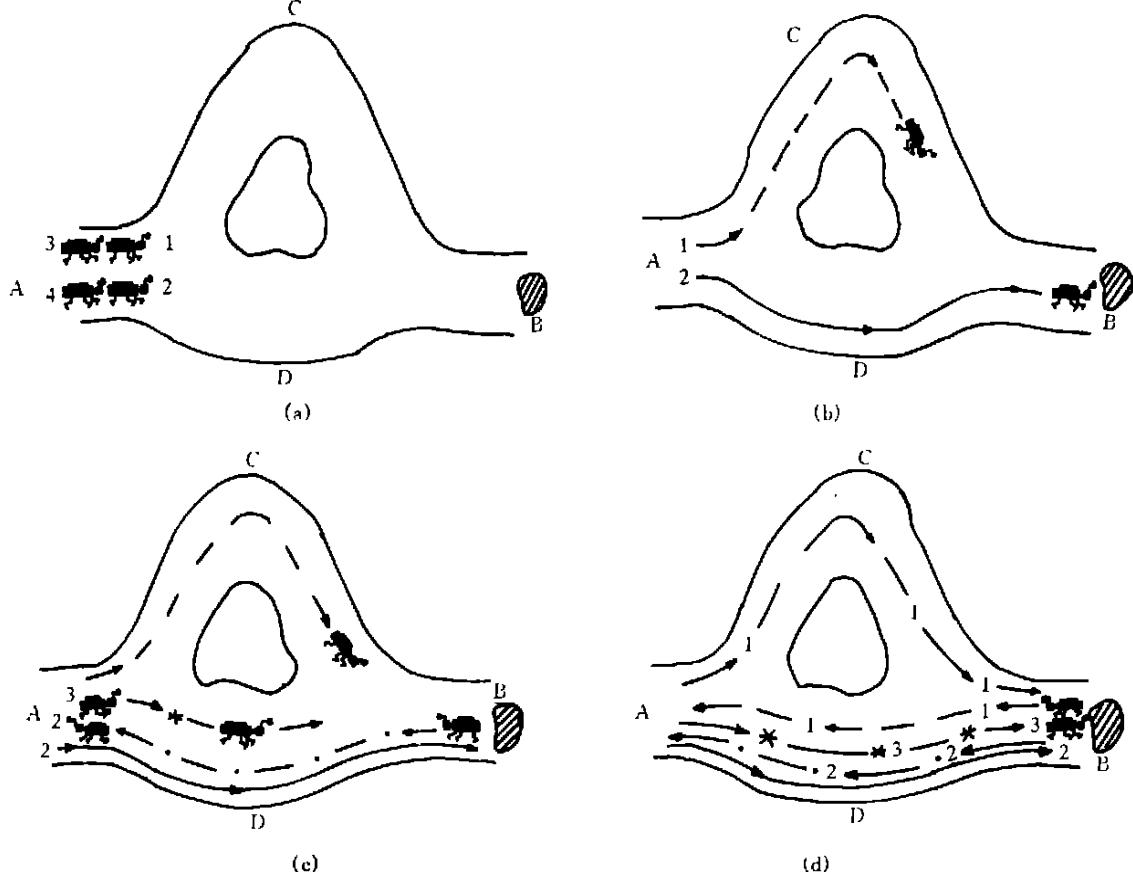


图1 蚁群路线

Fig. 1 The Path of the Ant Colony

ACA的原理更容易理解。

旅行商问题要解决的是:一个推销员由某城市基地出发,去访问N个不同的城市,每个城市只能访问一次,最后返回到城市基地,求推销员走过的最短线路。设蚁群中有m只蚂蚁, d_{ij} ($i, j = 1, 2, \dots, n$)表示城市i和城市j之间的距离; $b_{ij}(t)$ 表示t时刻位于城市i的蚂蚁个数; n为城市的个数; $m = \sum_{i=1}^n b_i(t)$; $\tau_{ij}(t)$ 表示t时刻在ij连线上留下的信息量。初始时刻各条线路上的信息量相等, 即 $\tau_{ij}(0) = c$ (c 为常数), 蚂蚁 k ($k = 1, 2, \dots, m$)在移动过程中,根据各条路线上的信息量决定转移方向, $P_{ij}^k(t)$ 表示在t时刻蚂蚁 k 由城市i转移到城市j的概率:

$$P_{ij}^k(t) = \frac{\tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in \text{允许的} k} \tau_{is}^\alpha \eta_{is}^\beta(t)}, j \in \text{允许的 } k(1)$$

$$\tau_{ij}(t+1) = \rho \times \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}, \rho \in (0, 1) \quad (2)$$

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

$$\Delta \tau_{ij}^k = \begin{cases} Q/L_k, & \text{第 } k \text{ 只蚂蚁当前通过 } ij \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\Delta \tau_{ij}^k$ 表示第 k 只蚂蚁在当前循环中留在路线 ij 上的信息量; $\Delta \tau_{ij}$ 表示当前循环中路线 ij 上信息量的增量; Q 是常数, L_k 表示第 k 只蚂蚁在当前循环中所通过线路的长度; α, β 分别表示蚂蚁在移动过程中所积累的信息及启发式因子在蚂蚁选择线路中所起的不同作用; η_{ij} 表示由城市i

转移到 j 的可见程度; $1 - \rho$ 表示信息消逝程度。

式(1)~式(4)便是 ACA 的数学模型。根据 ACA 要解决问题的不同, $\tau_{ij}(t)$ 、 $\Delta\tau_{ij}(t)$ 、 $P_{ij}^k(t)$ 的表达形式可以不同。有了 $P_{ij}(t)$, 经过迭代计算, 就能求得所要的最优解。

以上详细地阐述了蚂蚁从蚁穴到食源走最短途径的原理, 将这种方法应用于旅行商问题(TSP)^[5] 最为典型, 并已取得很好的效果。

在旅行商问题中, 每个城市之间的距离是已知的, 从任一城市到下一城市, 有哪些可供选择的城市也是已知的, 当用蚁群算法解决 TSP 时, 若蚂蚁处于某城市, 可以直接利用式(1)计算选择概率, 确定应选择的下一个城市。如果蚂蚁处于某城市, 有哪些城市可供选择是未知的, 城市之间的距离也是未知的, 在这样的情况下, 蚂蚁就无法直接应用式(1)计算出的选择概率作出路线选择的决策。譬如在一个多维空间中, 用迭代法求最优解时, 就会出现上述情况。

如图 2 所示, 假定 $* opt$ 表示最优解的位置, A 为问题初始解位置。若经过 n 次迭代以后, 找到了最优解 opt , 中间所经过的位置 $1, 2, \dots, n$ 事先是无法知道的, 因此将 ACA 用于这个寻求最优解的问题时, 就无法应用式(1)求得下一个更好解的位置。这样一来是否 ACA 与所要解决的问题没有联系了呢? 当然不是。以上算法的介绍, 既有蚂蚁利用留下的信息素进行通讯、协同作业的概念, 又有定量的数学模型可供计算使用, 便于我们对 ACA 的理解。下面介绍用 ACA 解决多维空间中求最优解的思想。

本文讨论的影像纹理分类最佳模板的确定问题, 可以看成在多维空间中寻找最优解的问题。本文引用 5×5 模板, 而且模板左右对称, 所以每个模板由 10 个元素确定, 把这 10 个元素视为多维空间中一个点, 要寻找的最佳模板实际上就是在多维空间求最优解的问题。首先随机地确定两个模板(模板必须满足本文后面提出的要求) A 和 B , 计算出相应的两个适应度 fa, fb , 假定 $fa > fb$, 那么, 寻求最优解的方向一定是 $B \rightarrow A$, 即路线应向适应度增加的方向前进。现在假定蚂蚁从 B 走到 A 点, 并有 30 只蚂蚁集聚在这里, 下一步就要利用蚁群算法的思想解决这个问题。图 3 中, A 为蚁穴(有 30 只蚂蚁), 最优解的位置为食源, 30 只蚂蚁从 A 向食源方向前进, 各自行走的方向是随机的, 而且经过很多阶段才到达食源, 并不像在图 1 中表示的那样只有两条路径。从 30 个方向中选取 10 个“较好”的方向, 这里的“较好”

即 30 只蚂蚁行走的方向与方向 AB 组成的数量积较小者, 前面所指 10 个“较好”方向就是指 30 个数量积中 10 个较小者, 这里借用数量积小的方向为近似解矢量的方向。在这 10 个较好的方向上均有蚂蚁通过, 而且均留下信息素, 并各自向四周扩散。在 10 条路线的平均位置(平均线路)处, 各自扩散的信息素得到加强, 这是蚁群协同工作 的结果, 后来的蚂蚁总是选择信息素气味重的线路作为自己决策的方向, 并没有直接用式(1)计算的选择概率 P_{ij} 确定决策方向, 但是, 道理是完全一样的, 选择平均方向作为决策方向是蚁群通过信息素的互相通讯、协同工作的结果。

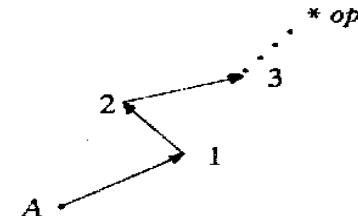


图 2 多维空间中寻优路径

Fig. 2 Finding Optimization Path in Multi-dimension Space

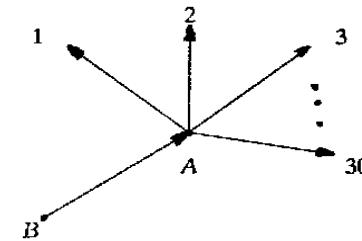


图 3 从 A 出发的 30 个方向

Fig. 3 30 Directions from A

2 集成方案的实现

本文的 GA 与 ACA 的集成方案用于纹理分类模板的自动生成, 有关纹理分类模板生成的原理和方法参见文献[2], 这里不再重复。集成方案的基本思想是: 开始由 30 个个体组成的群体用 GA 寻求最优解, 当解趋向稳定时, 引入 ACA, 目的是挖掘新个体, 用由 ACA 提供的新群体, 再执行 GA 操作, 反复循环, 直至满足要求为止。

本文应用 ACA 解决纹理分类模板的生成问题与前面介绍的旅行商问题有一定的区别。在旅行商问题中, 蚂蚁选择的路线有确定的方向, 而在纹理分类模板生成问题中, 蚂蚁没有确定的方向可以选择, 需要人的先验知识作指导。

2.1 蚂蚁移动方向决策

1) ACA 的执行是在 GA 提供的群体中开始

的。假定群体大小为 30, 30 个个体可以看做解空间中 30 个点(解), 每一个点对应着一个适应度 fb , 当前最大适应度 fb_{\max} 便是当前的最好解。在下一次迭代中产生新群体的解应比前一次的更好。为了保证这一点, 在解空间中每一点(个体)与当前最好解 fb_{\max} 连线构成矢量 $\vec{fb_1} \vec{fb}_{\max}$, $\vec{fb_2} \vec{fb}_{\max}$ 以及 $\vec{fb_i} \vec{fb}_{\max}$ 等, 如图 4 所示。由计算方法中共轭斜量法求解原则知道, 解矢量的梯度方向(即解矢量的垂直方向)应是寻求更好解的方向。如果解空间是二维空间, 那么 $\vec{fb_i} \vec{fb}_{\max}$ 的更好解方向就是图 4 中用粗线表示的箭头方向。

2) 如果从多维解空间中一个点出发有许多方向, 更好解的方向如何决策。在多维空间里, 我们用两个矢量的数量积为零的原则确定出更好解的方向不是一个, 而是一个集合。为了说明问题方便起见, 假定这个集合中只有两个解方向, 如图 5 所示 $A1, A2$ 。若有 2 个蚂蚁从 A 点出发, 一只从 A 移动到 1 , 另一只移动到 2 , 那么在 $1, 2$ 点处留下信息素气味向四周扩散(实际上在路线 $A1, A2$ 上留下信息素气味向四周扩散), 在 $1, 2$ 之间范围内, 扩散的气味相互加强, 如图 5 中 x 处。这时若有第 3 只蚂蚁从 A 点出发, 一定选择信息素气味加重的方向 Ax , 不妨取 $A1, A2$ 的平均方

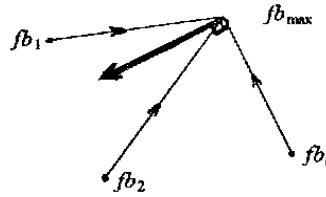


图 4 蚂蚁移动的方向

Fig. 4 Moving Direction of Ant

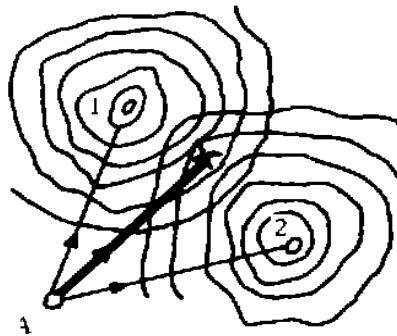


图 5 信息素扩散叠加

Fig. 5 Superposition of Pheromone Diffusion

向, 如果有 n 个方向时(指多维空间), 则取 n 个位置的均值作为第 3 只蚂蚁选择的方向。

以上两点便是集成方案中执行 ACA 时蚂蚁

移动所采用的决策。

2.2 集成方案的内容

1) 随机产生 30 个 5×5 纹理模板, 模板的元素左右对称, 而且每行元素的代数和为零, 计算 30 个适应度 $fb_i, i = 1, 2, \dots, 30$, 按 GA 操作执行 5 次迭代。

2) 取与当前群体的最大适应度 fb_{\max} 相应的模板作为当前的最好解, 一个解可以视为解空间中一个点, 那么群体中其余 29 个个体视为解空间中 29 个点, 若在每一个点上有一只蚂蚁, 29 只蚂蚁应向最好解方向移动, 如图 4 所示。

3) 29 只蚂蚁到达当前最好解的位置后, 要应用以上决策方法解决下一步如何选择线路, 具体做法如下: 第 i 只蚂蚁在 f_{\max} 处随机产生 10 个模板, 与 $\vec{f}_{\max} f_i$ 组成 10 个数量积, 如图 6, $\vec{f}_{\max} f_i \times \vec{f}_{\max} 1, \vec{f}_{\max} f_i \times \vec{f}_{\max} 2, \dots, \vec{f}_{\max} f_i \times \vec{f}_{\max} 10$, 选 10 个数量积中 4 个数值较小者, 按上述决策, 取 4 个较小数量积的模板的均值作为第 i 只蚂蚁位于 f_{\max} 处的决策方向, 其余蚂蚁仿效此法进行。

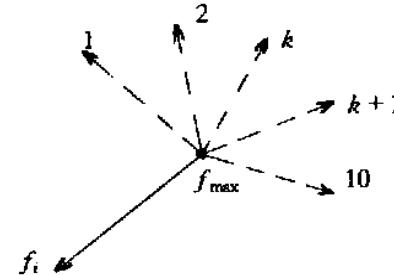


图 6 相对 $\vec{f}_{\max} f_i$ 产生 10 个方向

Fig. 6 Generating 10 Directions for Vector $\vec{f}_{\max} f_i$

4) 由上一步得到 29 个新个体, 同时保留前一次的最好解, 如此组成新一代的新群体, 群体大小仍为 30, 计算新群体每一个体的适应度。

5) 重复 2)~4), 直至满足要求为止, 停止计算可用限定循环次数或视适应度的稳定情况决定。

从以上介绍的集成方案可见, 方案中 ACA 不是采用直接计算 P_{ij} 的方法, 而是利用 ACA 的原理和人的先验知识确定在优化过程中蚁群协同决策所选择的移动方向求得最优解。

在集成方案的 GA 中采用逆转变异操作, 具体方法如下: 假定一个代码如图 7(a)所示, 代码长度为 9, 在 $(0, 8)$ 范围内随机产生 2 和 6 两个数, 则将原代码中从第 2 位到第 6 位的内容颠倒排列变成图 7(b)的情况。

与分类的效果有直接关系, 如何合理选择模型图

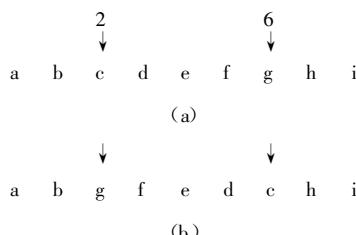


图 7 逆转变异

Fig. 7 Inversion Mutation

3 试验与分析

为了验证用 GA 与 ACA 集成方案产生的纹理模板的分类效果, 笔者从航空像片对照判读调绘片上注记, 取得许多不同类型的纹理影像, 图像大小均为 100 像元 \times 100 像元, 它们是灌木(53 幅)、水田(18 幅)、居民地(23 幅)、山地(20 幅)、旱地(15 幅)。每一类纹理影像选用 7 幅作为模型图像, 每三类作为一组产生一个纹理模板, 若要检验模板对居民地的识别能力, 需组成以下二组: 居民地、灌木、水田为一组; 居民地、旱地、山地为一组。这样产生两个纹理模板, 取这两组识别结果的均值作为对居民地的正确识别率, 这里的正确识别率有两层意思: ①对待定居民地图像的正确识别率; ②对非居民地图像的正确拒绝率。笔者将集成方案和单用 GA 方案识别的结果列在表 1 中。

从表 1 可见, GA+ACA 集成方案的平均识别率为 0.954, 比单用 GA 方案的平均识别率 0.816 有明显的提高, 在试验中还注意到两个问题: ①用作生成纹理模板的各类模型图像的选择

表 1 两种方法的识别结果

Tab. 1 Recognition Results of Two Versions

| 方法 | 灌木 | 居民地 | 水田 | 山地 | 旱地 | 平均 |
|--------|------|------|------|------|------|-------|
| GA+ACA | 0.91 | 0.92 | 1.00 | 0.96 | 0.98 | 0.954 |
| GA | 0.84 | 0.82 | 0.85 | 0.76 | 0.81 | 0.816 |

像是有待进一步研究的问题; ②模板中元素通常采用整数, 在试验中, 我们采用实数进行试验, 当求解过程接近最优解时, 用实数模板可以搜索到更佳的解, 若用整数模板往往出现解的停滞现象。

参 考 文 献

- 1 郑肇葆, 郑 宏. 基于遗传算法的纹理影像分类. 武汉测绘科技大学学报, 1998, 23(4): 337~339
- 2 郑肇葆, 郑 宏. 产生纹理“Tuned”模板的遗传算法. 模式识别与人工智能, 2001, 14(1): 119~122
- 3 孙立新, 高 文. 基于粗糙集和遗传算法的超光谱波段集合整体缩减. 武汉测绘科技大学学报, 1999, 24(4): 306~311
- 4 Xiong X H, Qian C B, Wang R X. A Remote Sensing Image Matching Method Combining Genetic Algorithm with Least Square Matching. ISPRS. XIXth. Congress TP-III-03, Amsterdam, the Netherlands 2000
- 5 Coloni A, Dorigo M, Maniezzo V. Distributed Optimization by Ant Colonies. Proc. 1st European Conf. Artificial life. Paris France: Elsevier, 1991

作者简介: 郑肇葆, 教授, 博士生导师。现主要从事摄影测量与遥感、图像分析与解译以及进化计算应用的教学和科研工作。代表成果: 数学规划在测量数据处理和图像处理中的应用; 图像处理的马尔柯夫随机场方法。

E-mail: zbzhen@wtusm.edu.cn

The Intergration of the Cooperation Model and Genetic Algorithms

ZHENG Zhaobao¹

(1 School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan, China 430079)

Abstract: In recent years genetic algorithms have been applied to solve various problems of combinatorial optimization such as assignment problem, travelling salesman problem, etc. In the photogrammetry, some researchers have applied genetic algorithms in aerial image texture classification and reducing hyper-spectrum remote sensing data. Genetic algorithm is an adaptive procedure that searches for good solutions by using a collection of search points known as a population in

order to maximize some desirable criteria. It can rapidly find the solutions which are close to the optimal solution. But it is not easy to find the optimal solution. In order to solve the problem, a co-operative evolution idea integrating genetic algorithm and ant colony algorithm is presented in this paper. Ant colony algorithm was introduced by M. Dorigo and A. Colomi in 1951. It is a natural algorithm based on behaviour of ants in establishing paths from their colony to feeding sources and back. It has the following characteristics : (1) It is a natural algorithm since it is based on behaviour of ants . (2) It is parallel. In fact it concerns a population of agents moving simultaneously, independently and without a supervisor. It is cooperative since each agent chooses a path on the basis of the information (pheromone trails) laid by the other agents which have previously selected the same path. This cooperative behaviour is also autocatalytic, i. e., it provides a positive feedback, since the probability of an agent choosing a path increases with the number of agents that previously chose that path.

On the basis of the advantages of ant colony algorithm, this paper proposes the method to integrate genetic algorithms and ant colony algorithm to overcome the drawback of genetic algorithms. Moreover, the paper takes designing texture classification masks of aerial images as an example to illustrate the integration theory and procedures. Experimental results on texture recognition show that the integration method presented in the paper is more effective than the method only using genetic algorithms.

Key words: cooperation model; ant colony algorithm; recognize; integration

About the author: ZHENG Zhaobao, professor, Ph. D supervisor. Now he exercises the teaching and research work on photogrammetry and remote sensing, image analysis and interpretation, and the application of evolutionary computer. His main research effort concerns the application of mathematical programming in data and image processing for surveying, and Markov random field method in image processing.

E-mail: zbzhang@wtusm.edu.cn

本刊入选中国期刊方阵

在由湖北省委宣传部、省科委、省新闻出版局组织的第四届湖北省优秀期刊评比中,《武汉大学学报·信息科学版》及《测绘信息与工程》双双入选,荣获“湖北省优秀期刊”称号。其中,《武汉大学学报·信息科学版》是连续第四次获得该殊荣。

另悉,经教育部、科技部等部委推荐,《武汉大学学报·信息科学版》入选中国期刊方阵,成为代表国家期刊最高水平的“国家队”。