

# 基于遗传和蚁群组合算法优化的遥感图像分割

刘 朔<sup>1,3</sup> 武红敢<sup>2</sup> 温庆可<sup>1,3</sup>

(1 中国科学院遥感应用研究所,北京市朝阳区大屯路 9718 信箱,100101)  
(2 中国林业科学研究院资源信息研究所,北京市海淀区颐和园后,100091)  
(3 中国科学院研究生院,北京市石景山区玉泉路甲 19 号,100039)

**摘 要:**将遗传算法和蚁群算法组合对模糊聚类进行优化,巧妙地对图像的像素特征和空间特征进行提取,利用这些特征作为聚类依据,将图像的多个特征结合到智能计算中,充分利用了遗传算法和蚁群算法各自的优势和特点,既提高了图像分割的准确性,又加快了分割过程的速度。实验结果表明,遗传算法和蚁群组合算法优化的模糊聚类是一种性能良好的遥感图像分割方法。  
**关键词:**遥感图像分割;小生境遗传算法;蚁群算法;三维熵;模糊聚类  
**中图法分类号:**P237.4

由于空间分辨率的提高,地物的形状结构和纹理等细节信息变得越来越丰富,传统的利用不同波段的光谱亮度值进行单像素自动分类的方法已经不再理想,因此,面向对象的遥感图像分类方法<sup>[1]</sup>在 20 世纪末应运而生。图像分割<sup>[2]</sup>是高分辨率遥感图像信息提取和面向对象分类的重要环节,是遥感图像处理研究的热点和难点之一。目前,各种聚类算法已经被广泛用于图像的自动分割,但是传统的聚类算法缺乏对图像空间特征和像素特征的综合考虑,因而对噪声十分敏感,或计算效率不高,或由于遥感图像的数据量增大,计算速度慢。为了得到更好的分割效果,文献[3-9]进行了研究。本文综合和改进了前人提出的图像分割的方法,采用遗传算法<sup>[10]</sup>和蚁群算法<sup>[11]</sup>组合的遥感图像分割,提取遥感图像的灰度特征和空间特征进行聚类,引入了图像的像素灰度、像素邻域灰度均值和像素灰度梯度三个特征。

## 1 遗传算法和蚁群算法融合的遥感图像分割

图像分割是指将图像中具有特殊涵义的不同区域区分开来,这些区域是互不交叉的,每一个区域都满足特定区域的一致性<sup>[12]</sup>。图像内容一般包括目标、背景、边界和噪声等,特征提取的目的

是找出体现图像内容之间区别的特征量,这对图像分割至关重要。区别目标和背景的重要特征是像素灰度,因此,通常选用像素的灰度值作为聚类的一个特征<sup>[8]</sup>。对于边界点和噪声点以及该点所在的目标或背景的分类,可利用像素的邻域灰度均值综合反映<sup>[3]</sup>。本文采取像素点灰度、像素点灰度梯度和像素点邻域灰度均值作为图像特征进行聚类,使用蚁群算法优化聚类的搜索过程来完成遥感图像的分割。

蚁群算法中,图像的每个像素可以看作一只蚂蚁,假设图像的大小为  $m \times n$ ,在循环搜索过程中,每个像素要和其余  $(m \times n) - 1$  个像素进行距离和路径选择概率计算,而且系统必须经过  $m \times n$  次循环才能完成聚类过程,导致搜索时间长,整体计算量大。针对这一问题,本文通过预先计算聚类中心加以引导,以减少蚂蚁行走的盲目性,并将蚂蚁与聚类中心的相似度作为引导函数,以此降低计算量,从而加快聚类进程。

### 1.1 小生境遗传算法优化的三维熵聚类中心选取

在进行聚类之前,找出合适的聚类中心对图像的分割尤为重要。本文利用小生境遗传算法<sup>[13]</sup>优化求图像三维熵的峰值的方法找到合适的聚类中心,这样可以加快搜索速度,增强全局搜索能力,避免搜索结果为三维熵的局部最优值。

算法引入三维熵是考虑了图像的灰度特征和空间特征,使找到的聚类中心更为准确。

为了反映图像灰度分布的空间特征,引入能够反映灰度分布空间特征的特征量来组成图像的三维熵。对于一幅包含  $M \times N$  个像素点的图像,  $G=\{1,2,3,\cdots,L\}$  为灰度的取值范围,  $L$  为图像的最大灰度级,图像中像素点的灰度为  $i$ ,邻域灰度均值为  $j$ ,灰度梯度为  $k$ ,三元组  $(i,j,k)$  出现的频数为  $f_{ijk}$ ,其联合概率密度定义为:

$$p_{ijk} = f_{ijk} / (M \times N) \tag{1}$$

则  $\{p_{ijk}, i, j, k=1,2,3,\cdots,L\}$  就是该图像关于像素灰度、像素邻域灰度均值和像素灰度梯度的三维直方图。直方图上共有  $L^3$  个点,每个点的函数值即为  $p_{ijk}$ 。

离散的图像三维熵的计算公式为:

$$H(i,j,k) = - \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \sum_{k=0}^{L-1} p_{ijk} \ln p_{ijk} \tag{2}$$

依此构造的图像三维熵可以在反映图像所包含的信息量的前提下,突出反映图像中像素位置的灰度信息、像素邻域内灰度、像素灰度梯度分布的综合特征,然后利用小生境遗传算法进行优化计算求三维熵的多峰极大值<sup>[14]</sup>。算法描述如下。

1.1.1 图像编码方法

如果图像的灰度等级为 256,聚类中心的选取范围通常为 0~255 中的整数,因此采用 8 bit 二进制编码比较方便。根据三维熵坐标中像素灰度  $i$ 、像素邻域灰度均值  $j$  的取值范围为 0~255,量化为 8 bit 二进制编码;像素灰度梯度  $k$  的取值范围为 0~7,量化为 3 bit 二进制编码。按照三维熵坐标中  $i,j$  和  $k$  三个码段分别编码(共 19 bit),将其量化值(用二进制串表示)编码成基因串  $a=\{a_1,a_2,\cdots,a_{19}\}$ 。每个基因串由长度为 19 bit 的串组成,此时的搜索空间有  $256^2 \times 8$  个点。

1.1.2 适应度函数

适应度函数可直接选择三维熵的判别函数  $H(i,j,k)$ 。  $H(i,j,k)$  越大,则该染色体的适应度就越高,聚类中心越恰当。

1.1.3 遗传操作

1) 设置进化代数计数器。根据前面所述的方法对  $i,j,k$  编码后,随机生成  $m$  个初始群体  $P(t)$ ,并求出各个个体的适应度  $H_s(s=1,2,\cdots,m)$ 。在求个体  $H_s$  时,首先求该个体编码在整个图像像素编码空间出现的频数,即求出三元组  $(i,j,k)$  出现的频数  $f_{ijk}$ ;然后求出图像的像素点个数  $M \times N$ ,将  $f_{ijk}$  值和  $M \times N$  代入式(2),求得三元组  $(i,j,k)$  的联合概率密度  $p_{ijk}(i,j,k=1,2,3,$

$\cdots,L)$ ;最后将图像的最大灰度级  $L$  和  $p_{ijk}$  代入式(3),求得该个体的适应度  $H_s(s=1,2,\cdots,m)$ 。

2) 依据各个个体的适应度对其进行降序排列,记忆前  $n$  个个体( $n < m$ )。

3) 选择算法。对群体  $P(t)$  进行比例选择运算,得到  $P(t)$ 。

4) 交叉选择。对选择的个体集合  $P(t)$  中的每一个个体编码分三段作单点交叉运算,得到  $P(t)$ 。编码按照  $i,j,k$  分成三段,其 3 个交叉点分别随机选在编码  $i,j,k$  的码段部分,即将个体编码按照  $i,j,k$  在编码中的各自部分分别分成三段,在三段编码中各随机选一个交叉点作单点交叉。

5) 变异运算。对  $P(t)$  作均匀随机变异运算,得到  $P(t)$ 。

6) 小生境淘汰运算。将第 5) 步得到的  $m$  个个体和第 2) 步所记忆的  $n$  个个体合并在一起,得到一个含有  $m+n$  个个体的新群体;对  $m+n$  个个体,求两个个体  $x_1$  和  $x_2$  之间的海明距离<sup>[15]</sup>  $d(x_1,x_2)$ ,当  $d(x_1,x_2) < l$  时,比较  $x_1$  和  $x_2$  的适应度大小,并对其中适应度较低的个体处以惩罚函数  $F_{\min(x_1,x_2)} = \text{Penalty}$ ,用以更加降低该个体的适应度。

7) 依据这  $m+n$  个个体的新适应度对各个个体进行降序排列,记忆前  $n$  个个体。适应度函数  $H(i,j,k)$  的求法同前。

8) 终止条件判断。若不满足终止条件,则更新进化代数记忆器  $t=t+1$ ,并将第 7) 步排列中的前  $m$  个个体作为新的下一代群体  $P(t)$ ,然后转到第 3) 步;若满足终止条件,则输出计算结果,算法结束。

1.1.4 遗传算法的终止条件

若算法达到设定的繁衍代数或经过一定的代数,最优值都没有发生改变,则终止。

使用求出的几个三维熵极大值点像素的灰度、灰度梯度和邻域灰度均值三个特征作为聚类中心对图像进行聚类。这样,所选定的初始聚类中心表示为  $C_j(I,J,K)$ ,其中,  $I,J,K=1,2,\cdots,L;j=1,2,\cdots,n$ ,大致代表了各个种类的特征。

1.2 蚁群算法优化的模糊聚类

给定原始图像  $X$ ,将每个像素  $X_i(i=1,2,\cdots,N)$  看作一只蚂蚁,则可根据上述方法进行特征提取。每只蚂蚁是以灰度、灰度梯度和邻域灰度均值为特征的三维向量,图像分割就是这些具有不同特征的蚂蚁搜索食物源的过程,即该像素(蚂蚁)向聚类中心(食物源)聚类的过程。任意像素  $X_i$  到聚类中心  $C_j$  的距离为  $d_{ij}$ ,可采用式(3)对其进行计算:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (x_{ik} - C_{ij})^2} \quad (3)$$

式中,  $m$  为蚂蚁特征数目, 由于本算法依据像素(蚂蚁)的灰度、灰度梯度和邻域灰度均值三个特征求聚类距离, 所以这里  $m$  取为 3;  $p_k$  为加权因子, 其值根据像素各分量对聚类的影响程度来设定, 本文中, 加权因子均设为 1。设  $r$  为聚类半径,  $\tau_{ij}$  为信息增量, 即像素(蚂蚁)对聚类中心(食物源)一次聚类循环(巡径)增加在该路径上的信息量, 则有:

$$\tau_{ij} = \begin{cases} 1, d_{ij} \leq r \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

如果  $\tau_{ij}=1$ , 则引导函数可表示为:

$$\eta_{ij} = 1/d_{ij} = r/\sqrt{\sum_{k=1}^m p_k (x_{ik} - C_{ij})^2} \quad (5)$$

引导函数体现像素与聚类中心的相似度。可见, 聚类半径  $r$  越大, 引导函数值越大, 则选择该聚类中心的概率随之增大; 反之亦然。 $r$  值要根据对该聚类中心的聚类程度来选定, 实际操作中,  $r$  值根据需要分割地物类别数来选择, 地物类别数越多,  $r$  值越小; 反之亦然。在本文中,  $r$  值选为 1。

$X_i$  选择到  $X_j$  路径的概率  $p_{ij}$  为:

$$p_{ij} = \begin{cases} \tau_{ij}^\alpha(t) \eta_{ij}^\beta(t) / \sum_{s \in S} \tau_{is}^\alpha(t) \eta_{is}^\beta(t), j \in S \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $s = \{X_s | d_{sj} \leq r, S=1, 2, \dots, N\}$  为可行路径集合, 此集合为当前像素聚为一类需要的搜索范围。概率  $p_{ij}$  为当前像素对当前聚类中心聚类的概率, 假如  $p_{ij}$  大于设定的值, 则将此像素归类, 从未归类的像素集合中删除该像素, 并按照式(7)更新第  $j$  类聚类中心:

$$\bar{C} = \frac{1}{J} \sum_{k=1}^J C_k \quad (7)$$

其中,  $J$  表示  $C_j$  类中的元素个数;  $\bar{C}$  为更新后的聚类中心。路径上的信息量可根据式(8)进行调整:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (8)$$

$$\Delta\tau_{ij}(t) = \sum_{k=1}^N \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (9)$$

式中,  $\rho$  为信息挥发系数, 取值范围为  $[0, 1)$ 。

循环上述过程, 直到未归类的像素集合为 0 时结束计算, 并输出结果。

## 2 数据与实验

### 2.1 实验数据

实验图像为唐山市 IKONOS 全色 1 m 和多

波段 4 m 的融合影像, 波段为  $G, B, R, NIR$ , 成像是 2001 年 7 月 17 日, 图像的大小为 256 像素  $\times$  256 像素, 图像中包含建筑物、道路、植被和裸地等多种地物类型。根据主要地物类型的波段敏感性, 本文选取图像的红波段 ( $0.632 \sim 0.698 \mu\text{m}$ ) (图 1) 进行实验。



图 1 IKONOS 红波段原始图像

Fig. 1 Red Band of Original Image

### 2.2 算法流程

按照 § 1.1 遗传操作的步骤计算选取图像三维熵的多个峰值, 实验把目标和背景分为 4 类, 首先选取最大的 4 个峰值作为聚类中心, 然后按照以下步骤聚类、分割图像: ① 初始化  $\alpha, \beta, \tau_{ij}(t), r, \lambda$  等参数; ② 根据式(3)计算像素  $X_i$  到不同食物源  $C_j$  的距离  $d_{ij}$ 。如果  $d_{ij}$  为零, 则该像素到该类的隶属度为 1; 如果  $d_{ij} < r$ , 根据式(5)计算引导函数; ③ 根据各可行路径的信息量和引导函数值, 使用式(6)计算像素的隶属度, 判断隶属度是否大于  $\lambda$ 。若大于  $\lambda$ , 该像素归类, 并根据式(9)计算信息量的增量  $\Delta\tau_{ij}(t)$ , 根据式(8)更新信息量, 并按照式(7)更新第  $j$  类聚类中心; 否则, 将该蚂蚁记录到没有被归类的像素集合; ④ 如果还有未分类的像素, 则转到第②步, 否则结束计算。

### 2.3 结果与分析

为分析与评价本文算法的图像分割效果, 在该实验区同时进行了人工选择阈值分割、K-均值分割、模糊 C-均值分割, 结果如图 2 所示。

搜索图像三维熵的峰值方法求合适的聚类中心时, 采用穷举法平均耗时 3.23 h, 采用小生境遗传算法优化算法时, 平均耗时 236.8 s。

下面通过比较各种分割算法的输出结果图与原始图像的横轴剖面图, 分析采用本文算法的有效性和图像分割效果。随机选取第 64 列进行横轴剖面图分析, 如图 3 所示。图 3 中, 横坐标是图像第 64 列像素的行号, 纵坐标是这些像素的灰度值。

从区域边界点梯度的角度比较, 本文的研究目标分割算法区域边界的吻合程度优于其他三种

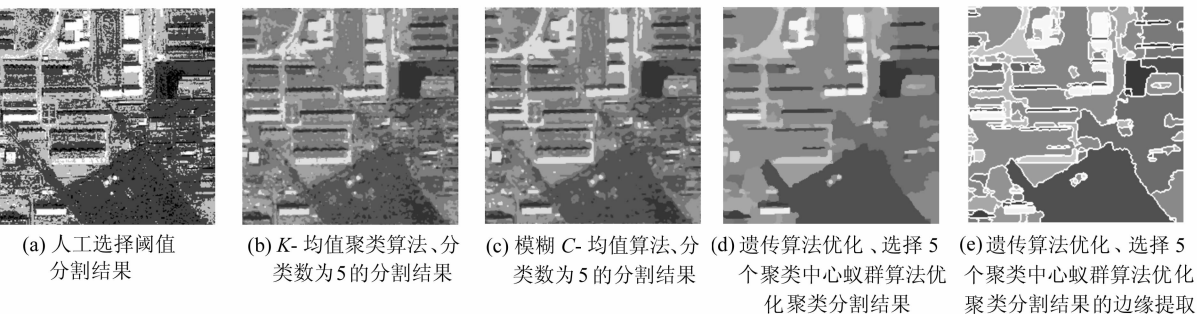


图 2 实验结果

Fig. 2 Experimental Results

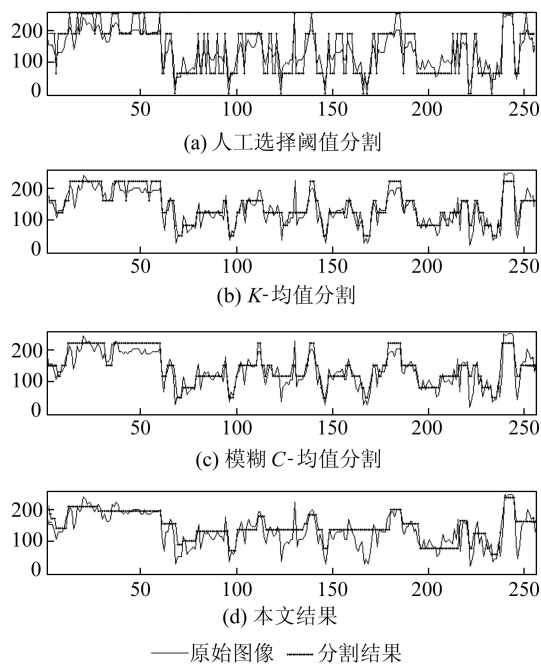


图 3 原始图像与各种分割结果第 64 列的灰度值剖面图比较

Fig. 3 Gray Value Comparison of the 64 Profiles Between the Original Image and Segmentation Results

(如 50 行、140 行、180 行)。从分割得到的区域间的对比度来看,本文分割算法的输出结果对比度最高(如 216 行处)。图 3 中,人工选择阈值分割算法存在过分割的现象最为严重,几乎每一个灰度峰值都被划分为一个地块。 $K$ -均值分割、模糊  $C$ -均值分割的结果也存在一定的过分割现象,如第 25~55 行,对原图像目视解译来看,属于一类地物, $K$ -均值分割、模糊  $C$ -均值分割结果中分别将这一地物分割成 3 类和 2 类。第 218~223 行处,由于建筑物阴影的影响,人工选择阈值分割算法、 $K$ -均值分割、模糊  $C$ -均值分割均受到了影响,而本文的分割算法准确地将其与相邻的绿地分割为同类地物。

3 结 语

本文利用蚁群算法具有的良好的分布式并行性和正反馈能力来优化模糊聚类过程,提高了计算效率和图像分割的准确性。另外,该算法还能够根据选择三维熵峰值的多少来确定多个聚类中心,实现了多目标和背景的分割。因此,本文方法是非常有效的图像分割算法,是智能计算和模式识别交叉结合技术在遥感图像处理中的有意义的应用研究。下一步的研究将扩展到多波段的遥感图像分割和分类等领域,可以提取更合理地反映图像特征的聚类因子来取得更好的聚类结果。

致谢:感谢中国科学院遥感应用研究所的李利伟博士、刘庆杰博士。

参 考 文 献

[1] Baatz M, Schape A. Object-Oriented and Multi-Scale Image Analysis in Semantic Networks [C]. The 2nd International Symposium on Operationalization of Remote Sensing, Enschede, 1999

[2] Fu K S, Mai J K. A Survey of Image Segmentation [J]. Pattern Recognition, 1981, 13: 3-16

[3] 余锦华,汪源源,施心陵. 基于空间邻域信息的二维模糊聚类图像分割[J]. 光电工程, 2007, 34(4): 114-119

[4] Abutaleb A S. Automatic Thresholding of Gray-level Picture Using Two-dimensional Entropies [J]. Pattern Recognition, 1989, 47: 22-32

[5] 汤凌,郑肇葆,虞欣. 一种基于人工免疫的图像分割算法[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2007, 32(7): 67-70

[6] Wang Lei, Shen Tingzhi. Two-dimensional Entropy Method Based on Genetic Algorithm [J]. Journal Beijing Institute Technology, 2002, 11(2): 184-188

[7] 练玉来,耿军雪. 遗传算法在二维熵图像分割中的应用[J]. 现代电子技术, 2004, 182(15): 26-30

[8] Han Yanfang, Shi Pengfei. An Improved Ant Colony Algorithm for Fuzzy Clustering in Image Segmentation[J]. Neurocomputing Archive, 2007, 70 (4/6):665-671

[9] 郑肇葆. 基于蚁群行为仿真的影像分割[J]. 武汉大学学报·信息科学版,2005,30(11):945-949

[10] Bagley J D. The Behaviour of Adaptive Systems which Employ Genetic and Correlation Algorithms [D]. Microfilms; University of Microfilms, 1967

[11] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京:科学出版社, 2005

[12] Fu K S, Mai J K. A Survey of Image Segmentation [J]. Patten Recognition, 1981, 13:3-16

[13] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial System[M]. Cambridge: MIT Press, 1975

[14] 刘洪杰,王秀峰,王治宝. 利用遗传算法搜索多个极值点[J]. 南开大学学报(自然科学),2000,33(3): 17-22

[15] Zhao Zhizhang. A Relation Between the Average Hamming Distance and the Average Hamming Weight of Binary Codes[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2001,94(2): 413-419

第一作者简介:刘朔,博士生,助教。主要研究领域为 GIS、遥感图像处理。

E-mail:liushuo@irsa. ac. cn

# Segmentation of Remote Sensing Image Based on a Combination of Genetic Algorithm and Ant Colony Algorithm

LIU Shuo<sup>1,3</sup>  WU Honggan<sup>2</sup>  WEN Qingke<sup>1,3</sup>

(1 Institute of Remote Sensing Application, Chinese Academy of Sciences, P. O. Box 9718, Datun Road, Chaoyang District, Beijing 100101, China)

(2 Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Yiheyuan, Haidian District, Beijing, 100091, China)

(3 Graduate University of Chinese Academy of Sciences, A19 Yuquan Road, Shijingshan District, Beijing 100049, China)

**Abstract:** We combine genetic algorithm (GA) with ant colony algorithm (ACA), which is introduced to optimize fuzzy cluster. Both pixel features and spatial features are extracted subtly, which are all used as cluster basis in intelligent computation. Niche genetic algorithm is used to optimize the course of looking for multiple optimal cluster centers. ACA is used to optimize the course of fuzzy clusters. In this way, the accuracy of image segmentation is improved greatly, and the course of image segmentation is accelerated as well. Experimental results show that the method proposed this paper is an efficient approach to segmentation of remote sensing image.

**Key words:** segmentation of remote sensing image; niche genetic algorithm; ant colony algorithm; three-dimensional entropy; fuzzy clustering

**About the first author:** LIU Shuo, Ph.D candidate, assistant teacher. His major research focuses on GIS, remote sensing image processing.  
E-mail: liushuo@irsa. ac. cn

## 2009 年院士增选有效候选人名单公布

2009 年 5 月 20 日,中国科学院、中国工程院同时公布 2009 年院士增选有效候选人名单,中国科学院院士候选人 296 人,中国工程院院士候选人 449 人。其中测绘学科入选的包括龚健雅、李建成、鄂栋臣、林宗坚、郭仁忠、史文中、吴晓平等。