

# 基于 PSO 优化空间约束聚类的 SAR 图像分割

田小林, 焦李成, 缙水平

(西安电子科技大学智能信息处理研究所, 陕西西安 710071)

**摘要:** 相干斑噪声的存在使得合成孔径雷达 (SAR) 图像的分割问题变得非常复杂. 本文提出一种具有鲁棒抗噪特性的 SAR 图像分割方法. 该算法通过将多尺度条件下的边缘信息以及相邻像素的相对位置和强度信息所构成的空间信息融入模糊 C-均值 (FCM) 聚类算法的相似性测度中, 增强了分割方法的抗噪性. 空间信息对 FCM 聚类算法的调控由粒子群优化 (PSO) 算法完成, 优化的调控参数有助于获得良好的分割结果. 该算法对初始分割不敏感, 并具有鲁棒的抗噪性能. MSTAR 数据的分割实验结果表明: 该算法能够有效地分割 SAR 图像, 与通过改进型 FCM (IFCM) 算法获得的分割结果比较, 分割结果明显改善.

**关键词:** SAR 图像分割; 多尺度分析; 模糊 c-均值聚类; 粒子群优化算法

**中图分类号:** TP751 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 03-0453-05

## SAR Image Segmentation Based on Spatially Constrained FCM Optimized by Particle Swarm Optimization

TIAN Xiao-lin, JIAO Li-cheng, JIU Shui-ping

(Institute of Intelligent Information Processing, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

**Abstract:** The segmentation of synthetic aperture radar (SAR) images is greatly complicated due to the presence of speckle. A SAR image segmentation method robust to speckle is proposed in this paper. Spatial information, containing the edge information and the relative location and intensity information of neighboring pixels across scales, is incorporated into the similarity measure of fuzzy c-means (FCM) algorithm, which enhances the robustness of the method to speckle. The FCM algorithm is spatially adjusted by the particle swarm optimization (PSO) algorithm to obtain appropriate adjustment parameters that can provide better segmentation results. The proposed method is not sensitive to initial segmentation result and is robust to speckle. Experimental results on the MSTAR dataset demonstrate that the proposed method is capable of effectively segmenting SAR images and achieving better results than the improved FCM (IFCM) algorithm.

**Key words:** synthetic aperture radar (SAR) image segmentation; multi-scale analysis; fuzzy c-means (FCM) clustering; particle swarm optimization (PSO) algorithm

### 1 引言

传统模糊 c-均值 (Fuzzy C-Means, FCM) 聚类算法应用于图像分割时, 由于仅对图像强度进行聚类, 所以基本没有抗噪性能. 文献[1]和[2]提出了基于 FCM 的改进算法并分别应用于医学图像和自然图像分割, 得到了较好的图像分割结果. 然而, 这些方法应用于合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 图像分割时, 由于 SAR 图像中斑点噪声的影响, 分割效果并不理想. 文献[3]和[4]对模糊聚类目标函数进行了改进并应用于 SAR 图像分割, 由于仅考虑了图像强度的空间依赖性, 而且这种空间约束的调控程度在聚类过程中是固定值, 缺乏空间信息的完整性和调控的自适应性. 通过优化算法改进模糊聚类的数据聚类结果并应用于图像分割目前得到广泛关注, 文献[5, 6]分别将遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 和

粒子群优化 (Particle Swarm Optimization, PSO) 算法引入模糊聚类以实现目标函数的优化, 应用于自然图像分割时得到了较为理想的分割结果. 然而, 这些算法并没有考虑图像空间信息和多尺度条件下的图像信息, 应用于 SAR 图像分割并不能得到理想分割结果.

为增强抗噪性能和准确定位边缘信息, 本文提出 PSO 优化空间约束聚类 (Spatially Constrained FCM Optimized by PSO, PSO-SCFCM) 算法, 这种算法通过对相似性测度  $d^2(x_j, z_i)$  引入空间信息, 即: 多尺度条件下的边缘信息和相邻像素的相对位置和强度信息, 并通过 PSO 算法自适应调节空间信息的调控参数, 实现隶属度函数的修正, 在聚类过程中对图像进行滤波, 从而改善 SAR 图像分割结果. MSTAR 图像数据的分割结果表明, 本文算法具有较强的抗噪声能力, 明显改善了 SAR 图像分割结果.

收稿日期: 2007-05-16; 修回日期: 2007-12-06

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60673097, 60703109); 国家部委科技资助项目 (No. A1420060172, 51307040103)

## 2 PSO-SCFCM 相似性测度构造

### 2.1 FCM 算法

FCM 聚类算法目标函数为<sup>[1]</sup>:

$$\min J_m(U, V) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C (u_{ij})^m d^2(x_j, z_i) \quad (1)$$

如果  $p$  表示每一个样本  $x_j$  的维数,  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$  是一个  $p \times N$  矩阵;  $N$  表示样本数目, 通常表示图像像素数;  $C$  表示聚类数目;  $u_{ij} \in U(p \times N \times C)$  是矢量  $x_j$  隶属于第  $i$  类的隶属度函数, 满足  $u_{ij} \in [0, 1]$  且  $\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1, (j = 1, 2, \dots, N)$ ; 聚类中心  $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_C\}$  是  $p \times C$  矩阵,  $u_{ij}$  和  $z_i$  更新等式分别为:

$$\left. \begin{aligned} u_{ij} &= \frac{1}{\sum_{k=1}^C \left( \frac{d(x_j, z_i)}{d(x_j, z_k)} \right)^{2/(m-1)}} \\ z_i &= \frac{\sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^N (u_{ij})^m}, (i = 1, 2, \dots, C) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

对于每一个模糊隶属度, 由  $m$  ( $1 < m < \infty$ ) 控制模糊度的权重指数;  $d^2(x_j, z_i) = \|x_j - z_i\|^2$  为相似性测度.

FCM 算法用于图像分割时由于其目标函数没有考虑图像强度特征  $x$  之间的空间依赖性, 而且, 隶属度函数  $U$  仅描述像素强度特征和聚类中心之间的相似性, 因此这种聚类方法对噪声敏感, 特别是用于 SAR 图像分割时, 由于图像中斑点噪声的影响, 往往导致错误分割结果.

### 2.2 FCM 相似性测度的改进

FCM 的隶属度值决定分割结果, 由式(2)可知, 隶属度值及聚类中心由相似性测度  $d^2(x_j, z_i)$  确定. 在 FCM 算法中,  $d^2(x_j, z_i)$  仅是像素强度与聚类中心之间的相似性测度, 因此基本没有抗噪性能. 文献[1]提出的改进型 FCM(Improved Fuzzy C-Means, IFCM) 聚类算法仅考虑原图像相邻像素强度和距离, 这种方法用于 SAR 图像分割并不具有强的抗噪性能, 而且, 对边缘具有平滑作用. 本文所提出的 PSO-SCFCM 算法引入了多尺度空间邻域信息: 边缘信息和相邻像素的相对位置和强度信息. 空间邻域以所考虑的像素点为中心, 窗口大小为  $5 \times 5$  像素.

在 PSO-SCFCM 算法中,  $d^2(x_j, z_i)$  引入邻域像素信息, 通过一个依赖于隶属度  $u_{ij}$  和调控参数的分式构造空间信息模型, 这种模型以相邻像素的特征相似性为基础.

$$d^2(x_j, z_i) = \|x_j - z_i\| \left( 1 - D_{ij} - \sum_{L=0}^J \left( {}^{(L)}X_{ij}^{(L)} + {}^{(L)}M_{ij}^{(L)} \right) \right) \quad (3)$$

其中,  $x_j$  为第  $0 \sim J$  尺度低频子带像素点  $j$  构成的像素

强度矢量;  $D_{ij}$  表示像素点  $j$  的相对位置信息, 是其调控参数;  $X_{ij}^{(L)}$  表示第  $L$  尺度低频子带像素点  $j$  的邻域强度信息,  ${}^{(L)}$  是其调控参数;  $M_{ij}^{(L)}$  表示第  $L$  尺度像素点  $j$  的边缘信息,  ${}^{(L)}$  是其调控参数. 如果  $(j, j)$  为所研究的像素点  $j$  的坐标, 则有:

(1) 邻域相对位置  $D_{ij}$  表示为:

$$D_{ij} = \sum_{k=1}^S u_{ik} d_{jk}^2 / \sum_{k=1}^S d_{jk}^2 \quad (4)$$

其中,  $S$  表示邻域像素数目,  $d_{jk}$  是像素  $j$  和它的邻域像素  $k$  之间的相对位置,  $d_{jk}^2 = (j_x - k_x)^2 + (j_y - k_y)^2$ .

(2) 邻域像素强度信息  $X_{ij}^{(L)}$  表示为:

$$X_{ij}^{(L)} = \sum_{k=1}^S u_{ik} x_{jk}^{(L)} / \sum_{k=1}^S x_{jk}^{(L)} \quad (5)$$

其中,  $x_{jk}^{(L)}$  是第  $L$  尺度低频子带像素  $j$  和它的邻域像素  $k$  之间的强度差,  $x_{jk}^{(L)} = |x_j^{(L)} - x_k^{(L)}|$ , 这里的  $x_j^{(L)}$  和  $x_k^{(L)}$  分别表示第  $L$  尺度低频子带像素点  $j$  和  $k$  的强度.

(3) 边缘信息表示为:

$$M_{ij}^{(L)} = \sum_{k=1}^S u_{ik} m_{jk}^{(L)} / \sum_{k=1}^S m_{jk}^{(L)} \quad (6)$$

其中,  $m_{jk}^{(L)} = 1 / \left( 1 + |m_j^{(L)} - m_k^{(L)}| \right)$ ,  $m_j^{(L)}$  和  $m_k^{(L)}$  分别是第  $L$  尺度一阶微分可操纵小波变换合成结果的像素点  $j$  和邻域像素点  $k$  的小波能量强度, 这个结果描述了图像中的边缘信息. 由于 SAR 图像存在很强的斑点噪声, 而且目标边界缺少明显的梯度变化, 对于它的边缘检测我们采用可操纵小波变换方法. 以下我们证明一阶微分可操纵小波变换与梯度矢量边缘检测具有等价性, 而且, 它还具有多尺度多方向分析能力的优点.

### 2.3 边缘信息提取

如果  $G(\cdot, \cdot)$  是平滑函数而且在  $x$  和  $y$  方向可微 ( $(x, y)$  为图像任一点坐标), 并且满足,  $\int_R G(x, y) dx dy = 1, G(x, y) > 0$  (if  $(x^2 + y^2) < R^2$ ), 则  $G(x, y)$  在  $x$  和  $y$  方向一阶导数可作为  $x$  和  $y$  方向的母小波 ( $\psi(x, y)$ ), 其中  $L$  尺度表示为  $\psi_L(x, y)$ ,  $f(x, y)$  为任一二维(2-D) 信号, 2-D 小波变换可以被定义为如下形式<sup>[7]</sup>:

$$\left. \begin{aligned} W_L f(x, y) &= (f * \psi_L)(x, y) \\ W_L f(x, y) &= (f * \psi_L)(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式(7)可以表示为矢量形式, 其梯度矢量模为  $\|W_L f(x, y)\| = \sqrt{|W_L f(x, y)|^2 + |W_L f(x, y)|^2}$ , 相位为  $\theta = \text{Arg}[W_L f(x, y)] = \arctan[W_L f(x, y) / W_L f(x, y)]$ . 梯度矢量方向表示了图像强度的变化方向,  $f(x, y)$  在尺度  $L$  平滑条件下的尖锐变化点对应于  $\|W_L f(x, y)\|$  最大方向, 这种边缘信息检测方法等价于 Canny 边缘检测.

$L$  尺度  $x$  和  $y$  方向的基滤波器  $\psi_L(x, y)$  和  $\psi_L(x, y)$

的线性组合可构成一阶微分可操纵小波<sup>[8]</sup>,表示为

$$L(\alpha, \theta) = L(\alpha, 0) \cdot \cos \theta + L(\alpha, \pi/2) \cdot \sin \theta \quad (8)$$

可知  $L(\alpha, \theta)$  可以随着角度  $\theta$  旋转.

**定理** 一阶微分可操纵小波变换与梯度矢量等价

**证明** 一阶微分可操纵小波变换表示为:

$$\begin{aligned} W_{\alpha} f(\alpha, \theta) &= f(\alpha, \theta) * L(\alpha, \theta) \\ &= f(\alpha, \theta) * \left[ L(\alpha, 0) \cdot \cos \theta + L(\alpha, \pi/2) \cdot \sin \theta \right] \\ &= \|W_L f(\alpha, 0)\| \cdot \left[ \frac{W_L f(\alpha, 0)}{\|W_L f(\alpha, 0)\|} \cdot \cos \theta + \frac{W_L f(\alpha, \pi/2)}{\|W_L f(\alpha, \pi/2)\|} \cdot \sin \theta \right] \\ &= \|W_L f(\alpha, 0)\| \cdot \left[ \cos \left( \text{Arg} \left[ \frac{W_L f(\alpha, 0)}{\|W_L f(\alpha, 0)\|} \right] \right) \cdot \cos \theta + \sin \left( \text{Arg} \left[ \frac{W_L f(\alpha, 0)}{\|W_L f(\alpha, 0)\|} \right] \right) \cdot \sin \theta \right] \\ &= \|W_L f(\alpha, 0)\| \cdot \cos(\theta - \phi) + \sin(\theta - \phi) \cdot \sin \phi \\ &= \|W_L f(\alpha, 0)\| \cdot \cos(\theta - \phi) \iff \|W_L f(\alpha, \theta)\| \\ &= W_L f(\alpha, 0) / \cos(\theta - \phi) \end{aligned}$$

可知当  $\theta = \phi$  时,可操纵小波变换值等价于梯度矢量模值.同时,可操纵小波变换又具有多方向图像分析能力,随着尺度  $L$  和角度  $\theta$  的变化,我们能够获得多尺度多方向的边缘信息.

由于 SAR 图像中斑点噪声的影响,函数  $f(\alpha, \theta)$  不连续性十分严重,邻域间相关性较弱.边缘信息检测可以通过不同尺度低频子带的多个方向可操纵小波变换的合成来进行.本文取  $\theta = n \cdot \pi/6$  ( $n = \{0, 1, \dots, 5\}$ ) 的六方向可操纵小波变换,六个方向所对应的邻域信息如表 1 所示.通过在某一尺度  $L$  低频子带进行六方向可操纵小波变换,并对各变换结果取均值,得到第  $L$  尺度一阶微分可操纵小波变换合成结果,由式(6)可知,  $m_j^{(L)}$  为这个尺度合成结果的像素点  $(j_x, j_y)$  ( $j$  点坐标)的小波能量强度,令  $M_j = (m_j^{(0)}, m_j^{(1)}, \dots, m_j^{(J)})$  为点  $j$  各尺度合成结果的强度所构成的矢量.边缘信息检测过程以所研究点  $j$  隶属于六种邻域形状的隶属度值作为邻域选择依据,这个过程也是对过点  $j$  细节或边缘信息的搜索过程.如果  $\alpha$  为过点  $j$  的邻域序号,  $z^{(L)}$  为第  $L$  尺度六方向可操纵小波变换合成结果的第  $\alpha$  邻域的平均小波能量,令  $z = (z^{(0)}, z^{(1)}, \dots, z^{(J)})$ ,则由式(1)和式(2)可知,点  $j$  隶属于第  $\alpha$  邻域的隶属度(相似度量值)为

$$SM(\alpha, j) = u_j = \frac{1}{\sum_{k=1}^6 \frac{d^2(M_j, z)}{d^2(M_j, z_k)}} \quad (9)$$

为增强抗噪声能力和准确定位边缘信息,我们设定选取阈值  $Th$ ,

$$SM_{\alpha} = \max_{(1,2,\dots,Q)} SM(\alpha, j) - \max(SM(\alpha, j)) \quad Th \quad (10)$$

其中,  $Q$  为邻域形状种类数目.只有最高相似度量值明显大于次最高相似度量值时,我们选择这个邻域,

否则选用默认的  $5 \times 5$  邻域.这样,我们得到式(4) ~ (6)的邻域.实验表明  $Th = 0.08$  通常能够得到理想结果.

表 1 邻域集合

邻域序号( $\alpha$ )	1	2	3	4	5	6
邻域对应角度	$0^\circ$	$30^\circ$	$60^\circ$	$90^\circ$	$120^\circ$	$150^\circ$
邻域形象						

综上所述,PSO-SCFCM 算法的主要步骤如下:

**STEP1:** 确定类别数目  $C(2 \sim C \sim N)$ , 模糊度参数  $m$  (通常取  $1 < m < 5$ ), 迭代阈值  $\epsilon$  ( $> 0$ ) 和  $\delta$  ( $> 0$ ), PSO 算法参数(表 2), 调控参数  $\gamma, \beta^{(L)}, \lambda^{(L)}$  ( $L = 0, 1, 2, \dots, J$ ) 均赋 0 作为初始值, 由式(9)和(10)进行邻域选择;

**STEP2:** 置初始模糊分类矩阵  $U^{(0)}$ ,  $u_{ij}$  表示  $U$  中元素, 令  $t = 0$ ;

**STEP3:** 由式(4) ~ (6) 确定各点空间信息取值;

**STEP4:** 由  $U^{(t)}$  更新聚类原型  $\{z_i^{(t)}\}$ ;

**STEP5:** 由式(3)得到的  $d^2(x_j, z_i)$  更新  $x_j$  的隶属度;

**STEP6:** 如果满足  $\max \left\{ \left| \frac{u_{ij}^{(t)} - u_{ij}^{(t+1)}}{u_{ij}^{(t)}} \right| \cdot 100\% \right\} < \epsilon$ , 则转入 STEP7; 否则,  $t = t + 1$ , 返回 STEP3;

**STEP7:** 通过 PSO 优化调控参数  $\gamma, \beta^{(L)}, \lambda^{(L)}$  ( $L = 0, 1, 2, \dots, J$ ), 式(1)的目标函数值  $J_m^{(t)}$  和  $J_m^{(t+1)}$  连续 5 代满足  $\left| \frac{J_m^{(t)} - J_m^{(t+1)}}{J_m^{(t)}} \right| \cdot 100\% < \delta$  或达到最大种群进化代数  $G_{max}$ , 则终止迭代; 否则, 返回 STEP3.

### 3 PSO-SCFCM 空间信息调控参数的优化

#### 3.1 PSO 算法

PSO 算法和 GA 算法有很多共同之处, 但 PSO 算法搜索速度快, 计算复杂度比 GA 算法低, 在搜索性能上优于遗传算法<sup>[9]</sup>. PSO 算法基本思想来自鸟群或鱼群社会行为的模拟, 具有类似现实环境中生物群体相互协调与群体行为一致性的运行特点. 在一个社会化的群体中, 每一个个体的行为不但会受到其过去经验和认知的影响, 同时也会受到整体社会行为的影响<sup>[10]</sup>.

设第  $i$  个粒子表示为  $i = (x_i, v_i, p_{id}, p_{id}, \dots, p_{id}, y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{iD}), [D = 2(J + 1) + 1]$ . 它经历过的最好位置(具有最小的目标函数值)记为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}), [D = 2(J + 1) + 1]$ , 也称为  $p_{best}$ . 在群体所有粒子经历过的最好位置的索引号用符号  $g$  表示, 即  $P_g$ , 也称为  $g_{best}$ . 粒子  $i$  的速度用  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$  表示. 在 PSO 算法中每一个个体在搜寻空间时, 各自拥有其方向和速度, 并且根据自我过去经验与群体行为进行概率搜索调整. PSO 算法的组合模型为

$$\begin{aligned} v_{id} &= wv_{id} + c_1 \times \text{rand}() \times (p_{id} - y_{id}) \\ &+ c_2 \times \text{Rand}() \times (p_{gd} - y_{gd}) \end{aligned} \quad (11)$$

$$y_{id} = y_{id} + v_{id} \quad (12)$$

其中:  $w$  为惯性权重,  $w$  较大算法具有较强的全局搜索能力,  $w$  较小则算法倾向于局部搜索, 本文对  $w$  的取值方法是使其由最大初始值  $w_{\max}$  随迭代次数的增加线性递减至  $w_{\min}$ ;  $c_1$  和  $c_2$  为加速常数;  $\text{rand}(\cdot)$  和  $\text{Rand}(\cdot)$  为两个在  $[0, 1]$  范围内变化的随机函数. 此外, 粒子的速度  $V_i$  被一个最大速度  $V_{\max}$  所限制. 如果当前对粒子的加速导致它在某维的速度  $v_{id}$  超过该维的最大速度  $v_{\max, d}$ , 则该维的速度被限制为该维最大速度  $v_{\max, d}$ .

### 3.2 PSO 优化调控参数

PSO 进化种群中的每一个个体编码值为实数值所构成的字符串序列, 本文中它代表了  $2(J+1)+1$  个空间信息调控参数. 对于  $n$  维的空间而言, 每一个个体的长度是  $\lfloor 2 \cdot (J+1) + 1 \rfloor$ .  $n$  个字符, 而随机产生的初始族群也就代表了各组不同的空间信息调控参数. 在优化调控参数  $(L)$ ,  $(L)$  过程中, 优化参数取值必须满足

$$D_{ij} + \sum_{L=0}^J \left( \binom{L}{j} X_{ij}^{(L)} + \binom{L}{j} M_{ij}^{(L)} \right) \in [1, 0, 1, 0]$$

1. 确定个体的字符串编码之后, PSO 进行空间信息调控参数优化步骤如下:

**STEP1:** 如果对 FCM 首次优化, 则决定初始种群个体数目 ( $P_S$ ) 以及相关参数 (表 2), 对第  $i$  个个体而言, 它具有随机给定的位置  $Y$  以及速度  $V$ , 个体位置  $Y$  就是空间信息调控参数; 否则, 取各个体更新的位置  $Y$  和速度  $V$ ;

**STEP2:** 依据式 (1) 计算每一个个体的目标函数值;

**STEP3:** 将每一个个体求得的解与其经验中记录的个体最优解, 即目标函数式 (1) 最小值进行比较, 若目前的解较之前最优结果更佳 (目标函数值更小), 则以之取代个体最优解. 此外, 若目前求得的解优于群体最优解, 则将群体最优解重设为目前的结果;

**STEP4:** 将群体最优解求得的空间信息调控参数  $(L)$ ,  $(L)$  ( $L = 0, 1, 2, \dots, J$ ) 值取代之前的值;

**STEP5:** 按照式 (11)、(12) 修改种群中各个体的位置和速度.

### 3.3 PSO-SCFCM 算法的收敛性

由于 PSO-SCFCM 算法对相似性测度引入空间信息, 这种算法的目标函数中的每一项乘了一个常数, 而且, 在 PSO 算法进行空间信息调控参数优化过程中保留了目标函数最小值. 因此, PSO-SCFCM 算法收敛性的证明过程与加权模糊  $c$ -均值聚类算法 (WFCM)<sup>[11]</sup> 收敛性的证明过程基本相同. 实验结果也证实了这种算法的收敛性.

## 4 实验结果分析

在实验中, 我们采用高斯函数作为平滑函数, 即:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right]$$

为保护图像主要特征和便于图像的进一步处理, 我们采用平稳小波变换 (SWT), 即小波变换无下采样, 子带图像与原图像具有同样大小尺寸. PSO-SCFCM 算法所选择参数如表 2 所示.

表 2 PSO-SCFCM 算法主要参数

参数	符号	取值	参数	符号	取值
种群规模	$P_S$	30	最大速度限制	$V_{\max}$	0.01
最大种群进化代数	$G_{\max}$	100	图像分解尺度	$J$	2
加速常数 1	$c_1$	2	模糊度	$m$	2
加速常数 2	$c_2$	2	Gaussian 函数方差		1
最小惯性权重	$w_{\min}$	0.4	阈值 1		0.0001
最大惯性权重	$w_{\max}$	0.9	阈值 2		0.0001

实验是在 HP Compaq dc7700 型计算机 Matlab7.0 环境下进行, 对 MSTAR 数据库的 SAR 图像进行了分割实验. 本文给出四组 T72 坦克的 SAR 图像, 如图 1(a) 所示. 这些图像的尺寸均为  $128 \times 128$ . 本文把这些图像分为目标、背景和阴影三类非交叠的区域. 每一幅图像中箭头 1 指向的亮点区域为目标, 箭头 2 指向的像素较浅区域为背景, 箭头 3 指向的像素深色区域为阴影. 通过 IFCM 算法和本文的 PSO-SCFCM 算法对这些图像进行分割, 其分割结果如图 1(b) 和 1(c) 所示.

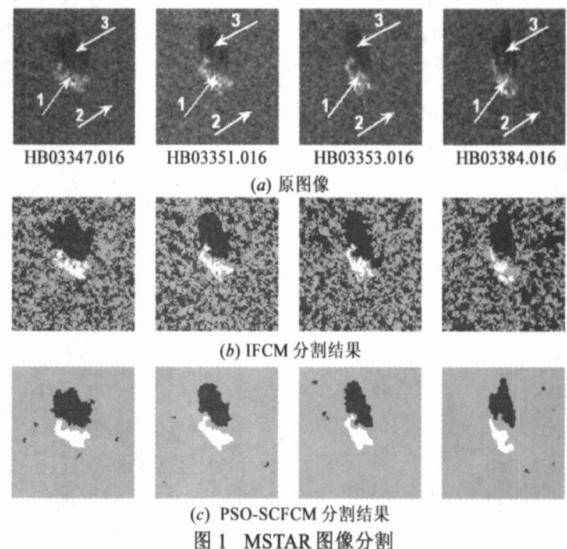


图 1 MSTAR 图像分割

从分割结果图 1(b) 来看, IFCM 算法对斑点噪声有一定的滤除效果, 但噪声仍比较严重, 特别是背景信息中的斑点噪声没有很好的滤除. 在图 1(c) 所示的 PSO-SCFCM 算法分割结果中, 目标、背景和阴影被有效分离, 斑点噪声也被有效滤除. 图 2 给出了图 1 中的四幅图像经过 PSO-SCFCM 算法处理所得到的目标函数值随进化代数逐渐增加时的变化趋势, 随着进化代数的增加, 目标函数值逐渐收敛. 将 PSO-SCFCM 算法应用于多幅 MSTAR 的 SAR 图像数据分割实验, 结果表明, 该算

法进化到 40 ~ 70 代之间均已收敛,分割计算在 204 ~ 336 秒时间内完成。

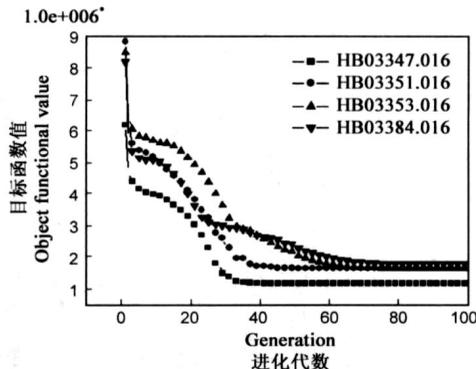


图 2 PSO-SCFCM 算法处理 MSTAR 图像目标函数值

## 5 结论

传统 FCM 算法没有强健的抗噪性能,用于 SAR 图像分割往往难以获得满意的分割结果。对于 SAR 图像的分割,必须考虑空间相邻像素特性,IFCM 算法虽然考虑了空间信息,但由于 SAR 图像斑点噪声的影响,只处理原图像强度信息并不能很好的分割 SAR 图像。本文提出了在传统 FCM 算法中融入多尺度空间信息的 PSO-SCFCM 算法,这种算法的空间信息调控参数由 PSO 优化算法自适应调节,有助于改善分割效果。在 PSO-SCFCM 算法中,我们对目标函数中的相似性测度进行了新的定义,因此这种算法保持了传统 FCM 算法的形式,易于理解和实现。MSTAR 数据的分割结果表明:这种算法对初始分割结果不敏感,具有较强的抗噪性能,能够明显地改善 SAR 图像的分割效果。需要说明的是,本文所提出的 PSO-SCFCM 算法在 FCM 聚类过程中需要 PSO 算法优化调控参数,计算量相对较大,因此该算法的并行化处理是我们需要进一步做的工作。

## 参考文献:

- [1] Shen S, Sandham W, Granat M, et al. MRI fuzzy segmentation of brain tissue using neighborhood attraction with neural-network optimization[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2005, 9(3): 459 - 467.
- [2] Liew A W, Yan H, Law N F. Image segmentation based on adaptive cluster prototype estimation[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(4): 444 - 453.
- [3] Tolle C R, McJunkin T R, Gorsich D J. Suboptimal minimum cluster volume cover-based method for measuring fractal dimension[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(1): 32 - 41.
- [4] Chumsamrong W, Thitimajshima P, Rangsanseri Y. Synthetic aperture radar (SAR) image segmentation using a new modified fuzzy  $c$ -means algorithm[A]. Proceedings of the Interna-

tional Geoscience and Remote Sensing Symposium[C]. Honolulu, Hawaii, 2000. 624 - 626.

- [5] Oskoei M A, Hu H S. GA-based feature subset selection for myoelectric classification[A]. Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics[C]. Kunming, China: IEEE, 2006. 1048 - 1053.
- [6] Omran M G, Salman A, Engelbrecht A P. Dynamic clustering using particle swarm optimization with application in image segmentation[J]. Pattern Analysis and Applications, 2005, 8(4): 332 - 344.
- [7] Basu M. Gaussian-based edge-detection methods—a survey[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part C, 2002, 32(3): 252 - 260.
- [8] Vielva P, Wiaux Y, Martinez-Gonzalez E, Vanderghyest P. Steerable wavelet analysis of CMB structures alignment[J]. New Astronomy Reviews, 2006, 50: 880 - 888.
- [9] Mouser C R, Dunn S A. Comparing genetic algorithms and particle swarm optimization for an inverse problem exercise[J]. The Australian & New Zealand Industrial and Applied Mathematics Journal, 2005, 46: C89 - C101.
- [10] Bird S, Li X. Enhancing the robustness of a speciation-based PSO[A]. Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation[C]. Vancouver, Canada: IEEE, 2006. 3185 - 3192.
- [11] 范九伦. 模糊聚类新算法和聚类有效性问题研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 1998: 32 - 43.  
Fan Jiulun. Studies on new fuzzy clustering algorithms and clustering validity problems[D]. Xi'an: Xidian University, 1998. 32 - 43. (in Chinese)

## 作者简介:



田小林 男, 1972 年生于陕西西安, 博士生, 研究方向为智能信息处理、电子线路系统设计及图像处理等。

E-mail: xltian@mail.xidian.edu.cn



焦李成 男, 1959 年生, 教授、博士生导师, IEEE 高级会员, 主要研究领域为信号与图像处理, 自然计算和智能信息处理等, 发表专著多部, 在国内外刊物上发表论文 100 余篇。

E-mail: lchjiao@mail.xidian.edu.cn

谢水平 女, 1978 年生, 博士生, 研究方向为模式识别、计算智能、数据挖掘、聚类分析及 SAR 图像分割与分类等。

E-mail: shpgou@mail.xidian.edu.cn