

文章编号:1001-9081(2007)10-2512-03

## 基于邻域信息的遥感图像模糊聚类及并行算法设计

龚雪晶<sup>1,3</sup>, 慈林林<sup>1</sup>, 姚康泽<sup>2</sup>

(1. 北京理工大学计算机科学技术学院, 北京 100083; 2. 第二炮兵装备研究院信息装备系, 北京 100085;

3. 装备指挥技术学院信息装备系, 北京 101416)

(gongxuejing@263.net)

**摘要:**在运用于遥感图像的分类时,为考虑图像像元间的空间相关性,首先在聚类的迭代过程中根据相邻像元的隶属度,确定邻域内的优势类别,同时引入反映空间相邻关系的加权系数,修正中心像元的隶属度。其次考虑算法用于图像分割的通信复杂度及动态聚类时的空间相邻关系,提出了相应的并行实现方案。最后,通过实验数据证明了算法在减少聚类的迭代次数以及提高聚类结果精度等方面的有效性,其并行方案也取得了较好的线性加速比。

**关键词:**模糊 C 均值聚类算法;邻域信息;模糊隶属度;并行算法

**中图分类号:** TP391.41; TP301.6 **文献标志码:** A

### Parallel implementation of neighbor-based FCM clustering for remote sensing image

GONG Xue-jing<sup>1,3</sup>, CI Lin-lin<sup>1</sup>, YAO Kang-ze<sup>2</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100083, China;

2. Department of Information Equipment, PLA's Second Artillery, Beijing 100085, China;

3. Department of Information Equipment, Academy of Equipment Command & Technology, Beijing, 101416, China)

**Abstract:** Considering the spatial relationship of pixels when it is used in classification for remote-sensing imagery, Neighbor-based FCM algorithm was put forward by modifying the value of fuzzy membership degree with the neighbor information during the clustering iterations. We use dominant class, if it can be determined in a fixed neighbor region, or the weighted parameters based on the distance of neighbors to perfect the membership degree of central pixel. Then parallel implement for the algorithm was also proposed by taking account of the communication complexity and the spatial relationship for image partition. In the end, the experimental data indicate the efficiency of the algorithm in decreasing the clustering iterations and increasing the classified precision, and the parallel algorithm also achieves the satisfying linear speedup.

**Key words:** Fuzzy C-Means (FCM) clustering; neighbor information; fuzzy membership degree; parallel algorithm

## 0 引言

遥感信息反映了地球表面信息,由于地球表层系统的复杂性和开放性,地表信息是多维的、无限的。同时,遥感信息传递过程中的局限性以及遥感信息之间的复杂相关性造成了遥感信息的不确定性和多解性。实际上遥感图像所包含往往是多种地物的综合反映而非单纯的地物信息,尤其表现在空间分辨率低或地表复杂度高的影像单元中。因此模糊聚类的研究成为遥感图像分类的一个重要方向。

模糊 C 均值聚类(Fuzzy C-Means clustering, FCM)是基于目标函数的聚类理论中较完善的,应用广泛的一种非监督分类算法。它以 Zadeh 创立的模糊集和模糊数学理论<sup>[1]</sup>为基础,认为待分数据集中的每个样本都以一定的隶属度归属于每个类别,隶属度越大,归属程度越高,通过迭代计算可以估计出各类别的中心位置和隶属度,然后按一定的规则去模糊化,将模糊聚类结果转化为确定性分类。这种方法已经在图像分割领域得到了广泛应用。但传统模糊聚类方法应用于分割时只利用了像元的光谱信息进行聚类且各像元隶属度的确

定是相互独立的;而事实上图像中相邻的像元趋向于相同或相近的类别,即相邻像元间存在着统计意义上的相互依赖关系,若能充分利用相邻信息,就可以在在一定程度上提高模糊聚类的结果精度。常见的策略是先在光谱空间中进行聚类,再在物理空间中对聚类结果进行后处理,可选用平滑滤波、概率松弛、数学形态学等手段<sup>[2,3]</sup>。这类策略的缺陷在于没有直接在动态聚类过程中利用空间相关性,因而得到的聚类中心可能出现偏差。

本文采用了一种不同的策略,在聚类的迭代过程中根据相邻像元的隶属度,确定邻域内的优势类别,引入反映空间相邻关系的加权系数,修正中心像元的隶属度。同时考虑算法用于图像分割的通信复杂度及动态聚类时的空间相邻关系,并在最后给出了相应算法的并行实现方案。

## 1 基于图像邻域信息的模糊聚类

标准的 FCM 定义如下: 设  $n$  表示  $s$  维待分类数据集  $X: \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^s$  的样本个数,要将它们划分成  $c(1 \leq c \leq n)$  个类别,  $V = [V_1, V_2, \dots, V_c]$  表示这  $c$  个类别的聚类中心,

收稿日期:2007-04-16;修回日期:2007-06-22。 基金项目:武器装备预研项目(403050203)。

作者简介:龚雪晶(1970-),女,重庆人,副教授,博士研究生,主要研究方向:遥感图像处理、并行算法设计; 慈林林(1955-),男,安徽桐城人,博士生导师,主要研究方向:遥感图像处理、移动计算; 姚康泽(1967-),男,湖南长沙人,研究员,博士,主要研究方向:遥感图像处理。

模糊隶属度矩阵  $U$  (大小为  $c \times n$ ) 的每个元素  $\mu_{ij}, i = 1, 2, \dots, c; j = 1, 2, \dots, n$  代表样本  $x_j$  相对于类  $i$  的隶属度, 在  $[0, 1]$  区间上取值, 并且满足归一化条件  $\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n$ , 聚类的准则是最小化目标函数:

$$J_m(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (1)$$

这个函数表示了所有样本到所有聚类中心的模糊化距离平方和, 式中参数  $m (m > 1)$  为模糊化程度调节因子, 称为模糊度参数,  $d_{ij} = \|v_i - x_j\|$  表示样本  $x_j$  到聚类中心  $v_i$  的距离, 通常采用欧式距离。使目标函数最小化的聚类中心和隶属度矩阵采用期望最大化算法 (Expectation Maximization, EM) 来迭代求解, 随机初始化  $V(0)$ ,  $t$  表示迭代次数, 计算公式如下:

$$\mu_{ij}^{(t)} = \begin{cases} 1 / \sum_{k=1}^c (d_{ij}^{(t)} / d_{ik}^{(t)})^{\frac{2}{m-1}}, & \forall k, d_{ik}^{(t)} \neq 0 \\ 0, & \exists k \neq j, d_{ik}^{(t)} = 0 \\ 1, & d_{ij}^{(t)} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$$v_i^{(t+1)} = \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^{(t)m} \cdot x_j / \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^{(t)m} \quad (3)$$

直至  $\|v_i^{(t+1)} - v_i^{(t)}\| < \varepsilon$ , 迭代结束。样本数据最终根据其隶属度的大小确定分类。

从聚类的迭代过程来看, 算法没有考虑数据集样本之间的关系, 而是独立对样本数据进行操作。即当聚类方法用于图像分割时, 样本数据表现为图像的光谱信息, 各像元隶属度的确定是相互独立的, 数据的空间相邻信息则完全被忽略了。

为克服这一缺陷, 本文提出一种基于邻域信息的图像模糊聚类方法 (Neighbor-based Fuzzy C-Means, NFCM), 在聚类迭代过程中, 考虑相邻像元的隶属度来修正中心像元的隶属度, 可加快算法的收敛过程, 提高聚类中心精度, 增加算法的抗噪能力。

我们可以根据实际需要考一阶或多阶的图像相邻关系, 对于一阶相邻关系, 邻域  $\Omega$  由中心像元及其周围 8 个像元组成。具体的实现采用优势类别和加权系数修正相结合的方法。

### 1.1 优势类别修正方法

在利用式(2) 计算出的  $\mu_{ij}^{(t)}$  后, 对  $\forall j$  顺序排列  $\mu_{ij}^{(t)}$ , 得到最大值  $\mu_{\max j}^{(t)}$  和次大值  $\mu_{\min j}^{(t)}, \mu_{\max j}^{(t)}$  表示像元  $j$  属于 max 类的可能性最大。在邻域  $\Omega$  内统计各像元 max 类和 min 类的数量, 得到数量最多的类  $m$ 。若  $\text{count}(m) \geq \text{threshold}$ , 说明在邻域  $\Omega$  内根据像元隶属度判定类别  $m$  占绝对优势, 分三种情况对  $\mu_{ij}^{(t)}$  进行修正:

$$1) m = \max \quad \mu_{ij}^{(t)} = \begin{cases} 1, & i = \max \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

$$2) m = \min \quad \mu_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \frac{\mu_{ij}^{(t)}}{\mu_{\max j}^{(t)} + \mu_{\min j}^{(t)}}, & i = \max \text{ or } \min \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

$$3) m \text{ 与类 } \max \text{ 和 } \min \text{ 都不同} \quad \mu_{ij}^{(t)} = \begin{cases} \frac{\mu_{ij}^{(t)}}{\mu_{\max j}^{(t)} + \mu_{\min j}^{(t)} + \mu_{mj}^{(t)}}, & i = \max \text{ or } \min \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

若  $\text{count}(m) < \text{threshold}$ , 说明中心像元  $j$  的邻域内不存在占优势的类别, 则采用加权系数的方法进行修正。

### 1.2 加权系数修正方法

首先定义像素之间的近邻关系, 并在此基础上定义基于邻域的空间关系权值, 修正隶属度矩阵。

**定义 1** 像素之间的近邻关系

用  $(x_i, y_i)$  表示像元  $i$  在图像  $A$  中的空间位置, 对  $\forall i, j \in A$  若  $d(i, j) = |x_i - x_j| + |y_i - y_j|$  表示像元间的街区距离, 则说明像素  $i, j$  具有距离为  $d(i, j)$  的位置近邻关系。也可以使用欧式距离来表示  $d(i, j)$ 。

此定义表明, 距离  $d(i, j)$  越大, 像素  $i, j$  之间的位置近邻关系越弱。

**定义 2** 基于邻域的空间关系权值

由像素间的近邻关系定义, 基于邻域的空间关系的权值可表示为:

$$s_{ij} = \frac{1}{1 + A \cdot d(i, j)} \quad (7)$$

其中,  $A$  表示设定的正实数。即像素  $i, j$  距离越远, 权值越小。

在像元  $j$  的邻域  $\Omega_j$  内, 将空间关系权值转换为一维加权系数  $w_k, k \in \Omega_j$ , 有:

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k \in \Omega_j} w_k} \sum_{k \in \Omega_j} \mu_{ik} \cdot w_k \quad (7)$$

由于这种修正破坏了  $\sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1$  的约束条件, 将导致聚类算法的不收敛, 还需要对  $\mu_{ij}$  进行归一化:

$$\forall j, \mu_{ij} = \mu_{ij} / \sum_{k=1}^c \mu_{ik} \quad (8)$$

## 2 并行方案设计

针对海量的样本数据, 如遥感图像, 顺序模糊聚类算法需要大量的 I/O 开销和足够的内存空间, 从而导致可扩展性和响应时间的瓶颈, 因此建立并行的模糊聚类算法是一个急需研究的问题<sup>[4]</sup>。建立并行模糊聚类算法的基本思想是: 划分样本数据集, 各处理器对相应的分块数据进行聚类, 从而缩短模糊聚类算法的计算时间。并行算法的设计可采用主/从模式和单程序多数据 (SPMD) 模式<sup>[5]</sup>。由于使用传统的模糊聚类进行图像分类没有考虑像元间的空间关系, 所以 NFCM 的并行算法设计需要重新考虑数据的划分方式及处理器之间的通信。

图像数据的划分方式分为三种: 行、列划分及棋盘划分。在存在数据边界像元信息交换的并行算法中, 棋盘划分方式净通信量最少且能得到像素级的划分粒度<sup>[6]</sup>, 因此在这里使用棋盘划分方式。本文讨论在分布式互联 PC/工作站环境下的并行算法, 采用 SPMD 模式。对于一个图像大小为  $N \times N$ , 设处理器节点数为  $P = P_1 \times P_2$ , 如果将图像均匀划分至每个处理器节点中, 则每个处理器节点的子图像大小为  $N/P_1 \times N/P_2$ 。相邻的子图像被映射到物理上相邻处理器节点。

P-NFCM (Parallel NFCM) 算法描述如下:

1) 指定任意的处理器节点 (设标识为 0) 随机初始化聚类中心  $v_i; i = 0, 1, \dots, c-1$ , 设定模糊参数  $m$ , 广播到所有处理器节点。

2) 各处理器节点  $s; s = 0, 1, \dots, P$  接受  $v_i; i = 0, 1, \dots, c-1$ , 对其划分的子图像  $f$ , 令  $x_j = f(j/N/P_2, j \bmod N/P_2)$ , 按式(2) 计算  $\mu_{ij}, \lfloor \mu_{ij} \rfloor_s$  是隶属度矩阵  $U$  的部分矩阵。

3) 根据不同的邻域定义, 各处理器节点交换子图像的边界元素的隶属度, 按前述的基于相邻信息的方法修正  $\mu_{ij}$ 。

4) 设  $l$  为分配给处理器节点  $s$  的子图像像素个数, 各处理器节点计算:

$$A_s[i] = \sum_{j=0}^{l-1} \mu_{ij}^m, B_s[i] = \sum_{j=0}^{l-1} \mu_{ij}^m \cdot x_j$$

5) 处理器节点 0 收集各处理器节点的  $A_s, B_s$ , 计算:

$$v_i^* = \sum_{s=0}^P B_s[i] / \sum_{s=0}^P A_s[i]$$

如果  $\|V^* - V\| > \varepsilon$ , 则使用  $V^*$  替代  $V$  成为新的聚类中心, 并广播到所有处理器节点, 返回 2)。

6) 处理器节点 0 通知其他处理器节点终止聚类迭代, 各处理器节点根据其  $[\mu_{ij}]_s$ , 确定子图像的分类结果。

分析上述并行算法, 除去每次迭代过程, 处理器节点 0 为完成全局运算所进行的全局通信外, 算法在第 3 步骤, 各处理器节点为得到子图像相邻元素的隶属度, 需要与相邻的处理器节点交换信息, 这部分的通信相比全局通信多, 且与邻域的定义有关。为减少这部分通信, 可采用计算冗余的方法, 即在图像的数据划分时, 对边界元素根据邻域定义重复划分到相邻处理器节点, 边界元素的隶属度在相邻节点间重复计算, 以增加计算量的方式达到减少通信的目的, 同时需在算法中加入去冗余数据的处理。

### 3 实验结果

为了验证本文提出基于邻域信息的模糊 C-均值聚类算法相对于传统的模糊 C-均值聚类算法的优越性, 我们从 Erdas Imagine 软件附带的示例遥感影像数据中, 选取了覆盖美国 Lanier 地区的一幅 Landsat5 TM 影像作为实验数据, 如图 1(a)。通过直观的目视判读可以看出, 研究区域内包含 3 种基本的地物覆盖类型: 城镇、植被和水体。

为了比较两种模糊聚类算法对随机噪声的稳健性, 对原始影像添加了标准偏差为 20 的高斯白噪声 (White Gaussian Noise), 生成被噪声污染的影像, 如图 2(a), 也分别采用这两

种算法进行聚类。

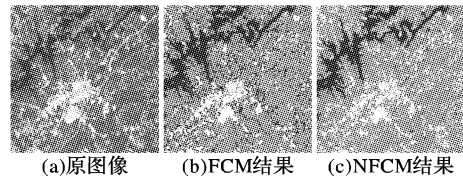


图 1 Lanier 地区原图像及两种聚类算法结果

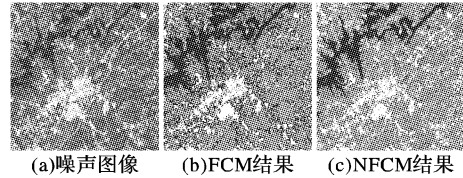


图 2 添加白噪声的 Lanier 地区图像及两种聚类算法结果

图 1 和图 2 中 (b、c) 分别表示两种算法的聚类结果。这些结果图都是经过了去模糊化处理得到的, 即对于任一像元, 如果其对于各类别的隶属度中的最大值高于某一指定阈值, 则将其标记为对应最大隶属度的类别, 否则标记为无法识别的类别, 这里将去模糊化阈值取为 0.6, 结果图中那些零星的黑点为无法确定类别的像元。两种聚类算法中的模糊度参数  $m$  取值均为 2, 在 NFCM 中, 取  $\Omega$  为一阶邻域, 优势类别修正的  $threshold$  为 12, 加权系数  $w_k$  表示为:

$$W_{ij} = \begin{bmatrix} 0.50 & 0.65 & 0.50 \\ 0.65 & 1.00 & 0.65 \\ 0.50 & 0.65 & 0.50 \end{bmatrix}, k = i \times 3 + j$$

从结果图中可以清楚地看出在同样的参数条件下, NFCM 聚类结果中无法确定类别的像元数量较 FCM 的结果大为减少, 对于噪声污染的影像这一点尤为明显。虽然模糊聚类算法对聚类中心的初值选取不敏感, 但会影响聚类过程所要求的迭代次数。为方便比较, 我们采用随机产生初值, 并针对两种算法使用相同的初值进行迭代。相关的实验数据如表 1 所示。

表 1 经典 FCM 和 NFCM 聚类算法实验数据比较

图像	FCM			NFCM		
	迭代次数	时间/s	不确定像元率/%	迭代次数	时间/s	不确定像元率/%
Lanier 原图像	15	12.288	9.98	10	10.526	2.1
Lanier 噪声图像	12	8.652	16.5	10	9.932	4.5

分析表 1 的数据, NFCM 算法的迭代次数较之 FCM 算法有所减少, 通过其他的实验数据同样可以得到这一结论。

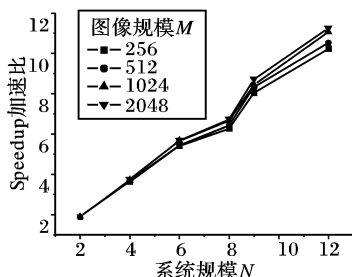


图 3 不同图像规模下 P-NFCM 算法的加速比

为考察 P-NFCM 算法的性能, 设图像规模  $M$  表示图像大小为  $M \times M$ , 系统规模  $N$  表示处理器的个数。我们选用图 1 (a) 作为实验图像, 通过对其缩放来改变图像规模。在算法的迭代过程中, 采用计算冗余的方法以减少相邻处理器节点的通信。图 3 给出了在不同图像规模时算法的加速比。

### 4 结语

在相同的参数条件下, 由于 NFCM 算法在聚类的迭代过程中利用了遥感图像空间相邻信息, 能有效减少迭代次数和提高聚类效果, 相比传统的 FCM 算法更为稳健有效, 抗随机噪声强。但由于 NFCM 算法在聚类迭代中增加了相邻信息的处理, 算法的执行时间并没有明显的减少, 甚至有所增加。因而相邻信息的处理对 NFCM 算法执行效率的影响需要进一步的定量分析, 同时, 优势类别修正的阈值  $threshold$  和加权系数  $w_k$  的选取也尚待深入研究。

基于 SPMD 模式的 P-NFCM 算法对遥感图像采用棋盘划分方式, 通过计算冗余的方法以减少相邻处理器节点的通信, 取得了较好的线性加速比, 并且在系统规模相同的情况下, 随图像规模的增加, 加速比呈上升趋势, 进一步说明了 P-NFCM 的可扩展性。

(下转第 2517 页)

### 3 实验结果及分析

为验证本算法的有效性,对多幅图像加入不同方差白噪声,将本文去噪算法与小波变换萎缩法(DWT)<sup>[1]</sup>、时域 Wiener 滤波法(Matlab Wiener2 函数)以及文献[2] Contourlet 变换萎缩法(CT)进行实验比较。采用峰值信噪比(PSNR)和均方误差(MSE)作去噪性能评价。实验中图像大小为 512×512,小波变换采用 9~7 小波;Contourlet 变换中 LP 采用 9~7 小波系数,方向滤波器组 DFB 采用 M. N. Do 的设计,其中扇形滤波器为 Phoong 等设计的 23~45 双正交 FIR 扇形滤波器;系数处

理方式采用硬阈值处理。表 2 显示了部分实验结果。

表 1 噪声方差—阈值门限

方差	尺度			
	1	2	3	4
20	62.16	62.41	56.14	53.43
21	65.20	65.81	58.43	57.28
22	68.09	68.47	61.18	59.24
23	71.51	72.23	64.69	62.37
24	74.66	75.51	66.79	65.60
25	77.56	78.68	70.03	67.33

表 2 不同去噪算法的对比实验结果(PSNR/MSE)

图像	$\sigma$	Noised	DWT	Wiener2	CT	本文算法
Peppers	20	22.12/399.30	28.48/92.26	30.25/61.39	28.58/90.23	30.67/55.74
	25	20.16/626.37	27.23/123.16	29.06/80.82	27.60/111.94	29.69/70.16
	30	18.58/902.22	26.27/153.66	28.00/103.13	26.79/136.02	28.72/87.21
Lena	20	22.11/399.76	28.27/96.81	29.69/69.79	28.65/88.66	30.54/57.37
	25	20.19/622.07	27.17/124.78	28.70/87.64	27.74/109.49	29.60/71.29
	30	18.57/902.85	26.23/155.00	27.75/109.28	26.95/131.16	28.75/86.81
Barbara	20	22.13/398.07	25.52/182.24	26.25/154.08	26.16/157.32	28.49/91.96
	25	20.15/628.42	24.49/242.25	25.45/185.20	25.07/202.16	27.28/121.51
	30	18.59/899.90	23.37/299.49	24.72/219.32	24.26/243.96	26.29/152.90

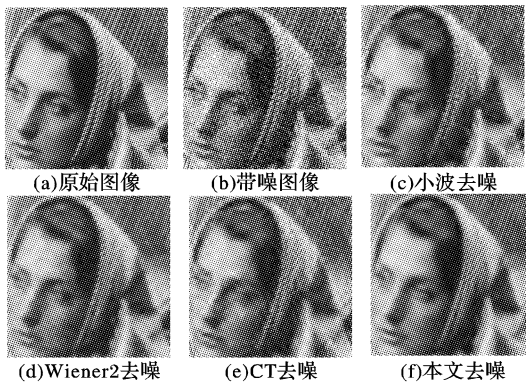


图 5 Barbara 图像去噪局部区域比较

从表 2 看出,对不同图像和噪声本算法均具有最高的 PSNR 和最低的 MSE,其次是 Wiener2 方法,对纹理信息丰富的图像(Barbara),CT 方法和 Wiener2 方法数据接近,表明了 Contourlet 变换相比小波变换在获取图像方向性信息上的优越性。Wiener2 方法去噪结果具有较好的峰值信噪比和均方误差,但在整体视觉效果上不如其他三种方法。图 5 显示了噪声  $\sigma = 25$  时去噪结果图像局部区域视觉比较情况,本文方法亦具有最好的视觉效果。

### 4 结语

本文应用非抽样形式的 Contourlet 变换进行图像噪声消除,系数萎缩采用硬阈值处理,域值门限确定与尺度相关。阈值门限通过模拟高斯白噪声图像进行 Contourlet 变换获取,去

噪时通过查表得到各子带阈值门限,实验结果表明本文系数处理方式切实可行,去噪效果良好,能够取得更好的视觉效果,更高峰值信噪比和更低均方误差。本文系数处理方法简单快速,但准确深入分析变换系数在各子带的分布特性,是值得进一步研究的工作。

#### 参考文献:

- [1] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transaction Information Theory, 1995, 41(3): 613 - 627.
- [2] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transaction Image Processing, 2005, 14(12): 2091 - 2106.
- [3] SHENSA M J. The discrete wavelet transform: wedding the a trous and mallat algorithms[J]. IEEE Transaction Signal Proceeding, 1992, 40(10): 2464 - 2482.
- [4] VAIDYANATHAN P P. Multirate Systems and Filter Banks[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1993.
- [5] PHOONG S M, KIM C W, VAIDYANATHAN P P, et al. A new class of two-channel biorthogonal filter banks and wavelet bases. IEEE Transaction Signal Processing, 1995, 43: 649 - 665.
- [6] CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089 - 3101.
- [7] ESLAMI R, RADHA H. The Contourlet Transform for Image Denoising Using Cycle Spinning [C]// Proceedings of Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, USA: Pacific Grove, 2003: 1982 - 1986.

(上接第 2514 页)

#### 参考文献:

- [1] 边肇祺, 张学工, 张长水, 等. 模式识别[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- [2] 张路, 廖明生. 一种顾及上下文的遥感影像模糊聚类[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 58 - 65.
- [3] LIEW A, LEUNG S H, LAU W H, et al. Segmentation of color Lip images by spatial fuzzy clustering[J]. IEEE Transaction on Fuzzy Systems, 2003, 11(4): 542 - 549.

- [4] KWOK T, SMITH KA, LOZANO S, et al. Parallel fuzzy c-means clustering for large data sets[C]// Proceedings of the 8th International Euro-Par Conference on Parallel Processing, LNCS 2400. London: Springer-Verlag, 2002: 365 - 374.
- [5] RAHMI S, ZARGHAM M, THAKRE A, et al. A parallel Fuzzy C-Mean algorithm for image segmentation[J]. NAFIPS, 2004, 1: 234 - 237.
- [6] 黄国满, 郭建峰. 分布式并行遥感图像处理中的数据划分[J]. 遥感信息, 2001(2): 9 - 12.