

## 区域化模糊 $C$ 均值高分辨率彩色遥感影像分割方法

赵泉华, 李红莹, 李 玉

(辽宁工程技术大学 测绘与地理科学学院, 辽宁 阜新 123000)

**摘要:** 基于像素模糊  $C$  均值算法 (FCM) 及其改进算法难以解决高分辨率遥感影像中地物目标光谱测度相似性减弱和几何噪声增大带来的分割难题, 提出一种基于区域的 FCM 算法. 该方法利用 Voronoi 几何划分将影像域划分为子区域, 并用子区域拟合地物目标的几何形状. 在此基础上, 定义区域 FCM 目标函数, 通过迭代最小化该目标函数实现高分辨率遥感影像分割. 实验结果表明, 与基于像素的 FCM 和增强 FCM 方法相比, 所提出方法可以更加精确地实现高分辨率遥感影像分割.

**关键词:** 遥感影像分割; 模糊  $C$  均值; Voronoi 划分; 区域化分割

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Regionalized fuzzy $C$ -means algorithm for segmentation of color remote sensing image

ZHAO Quan-hua, LI Hong-ying, LI Yu

(School of Geomatics, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China. Correspondent: ZHAO Quan-hua, E-mail: zhaoquanhua@lntu.edu.cn)

**Abstract:** The improvement in spatial resolution of high resolution remote sensing images increases the internal spectral variability of each land cover class and induces geometric noise caused by tiny targets on it, so pixel based FCM and its improved algorithms can not overcome the difficulties during segmentation. Therefore, a regionalized fuzzy  $C$ -means(RFCM) algorithm is proposed for high resolution remote sensing image segmentation. By Voronoi tessellation, the image domain is partitioned into Voronoi polygons to fit the shapes of objects with the polygons. On the basis of the domain partition, the FCM's objective function is defined for the segmentation of high resolution remote sensing image. Test results show that the proposed algorithm is capable of segmenting high resolution remote sensing image with higher accuracy than the FCM and the enhanced FCM algorithm(EFCM).

**Keywords:** remote sensing segmentation; fuzzy  $C$ -means; Voronoi tessellation; regionalized segmentation

### 0 引言

随着遥感技术的飞速发展, 高空间分辨(以下简称高分辨率)极大地消除了遥感影像中混合像元的影响, 使得地物目标的空间细节信息更加丰富、纹理信息更加明显、几何结构信息更加准确, 因此在精准地物目标分割方面, 高分辨率遥感影像具有更大的潜力. 然而, 高分辨率也给遥感影像分割带来一些新的困难. 在更加精细的空间尺度下, 遥感影像中地物目标光谱测度、纹理结构、几何形状的变异性增大, 使得相同类型地物目标表现出更多的异质性, 因此用传统方法得到的高分辨率遥感影像分割结果的精度并没有随着分辨率的提高而得到显著提高<sup>[1-2]</sup>. 目前, 众多研

究者对高分辨率遥感影像分割方法进行了大量研究, 并提出许多聚类算法, 以表达高分辨率遥感影像中蕴含的新特征. 其中, 应用最为广泛的是 FCM (Fuzzy  $C$ -means) 算法<sup>[3-6]</sup>, 该算法符合人类对聚类的认知特性, 算法描述简洁明晰, 极易于扩展, 能够充分刻画影像中存在的光谱测度模糊性和不确定性等优良特性. FCM 算法对低、中分辨率无噪声遥感影像可以得到令人满意的分割结果, 但基于像素的 FCM 算法不能利用蕴含在遥感影像中的空间信息<sup>[7]</sup>, 且目标函数中表示模糊程度的模糊因子缺乏明确的物理解释<sup>[8]</sup>, 因此, 该方法无法解决高分辨带来的影像分割问题.

目前, 对 FCM 的改进大多在构建不同的目标函

**收稿日期:** 2014-05-28; **修回日期:** 2014-11-11.

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(41301479, 41271435).

**作者简介:** 赵泉华(1978—), 女, 副教授, 从事遥感图像建模与分析、随机几何在遥感图像处理中的应用等研究; 李红莹(1989—), 女, 硕士生, 从事模糊数学、随机几何在遥感图像处理中的应用的研究.

数、采用不同的距离测度和定义不同的模糊因子等方面<sup>[9-10]</sup>, 未能从根本上提出基于区域的FCM算法。鉴于此, 本文将Voronoi划分技术融合到FCM框架下, 提出一种基于Voronoi划分的区域化FCM(RFCM)影像分割方法, 从而实现高分辨率遥感影像的精准分割。实验结果表明, 与基于像素的FCM和增强FCM方法相比, 所提出方法可以更加精确地实现高分辨率遥感影像分割。

## 1 RFCM方法

彩色遥感影像可以表示为矢量集合  $Z = \{z_i(x_i, y_i) : i = 1, 2, \dots, n\}$ 。其中:  $i$  为像素索引,  $n$  为总像素数;  $z_i = (z_{r_i}, z_{g_i}, z_{b_i})$  为像素  $i$  的彩色矢量,  $z_{r_i}, z_{g_i}, z_{b_i}$  分别为该彩色矢量的红、绿、蓝分量;  $(x_i, y_i) \in S$  为像素  $i$  的位置(格点)坐标,  $S$  为影像域(栅格)。为了实现上述彩色遥感影像的模糊分割, 需要定义模糊隶属度矩阵  $U = [\mu_{il}]_{n \times c}$ 。其中:  $l$  为聚类(或同质区域)索引;  $c$  为总聚类数;  $\mu_{il}$  为像素  $i$  对聚类  $l$  的隶属度, 且满足约束条件  $0 \leq \mu_{il} \leq 1, \sum_{l=1}^c \mu_{il} = 1, \forall i = 1, 2, \dots, n, \sum_{i=1}^n \mu_{il} < n, \forall l = 1, 2, \dots, c$ 。在提出的RFCM算法中, 影像栅格  $S$  首先被划分为一组子区域( $S_j : j = 1, 2, \dots, m, m$  为子区域的个数)。其基本思想在于: 利用有限划分子区域拟合分割区域, 以实现最优的影像分割。在众多的区域划分方法中, Voronoi划分最为方便、适用。在  $S$  上任取一组生成点集  $G = \{(u_j, w_j) \in S : j = 1, 2, \dots, m\}$ , 与  $G$  中任意生成点  $(u_j, w_j)$  对应的子区域(即Voronoi多边形)定义为  $S_j$ ,  $S_j$  中任意一点  $(x_i, y_i)$  距离生成点  $(u_j, w_j)$  的距离小于生成点集中其他任意生成点的距离, 即

$$S_j = \{(x_i, y_i) : \|(x_i, y_i) - (u_j, w_j)\| < \|(x_i, y_i) - (u_{j^*}, w_{j^*})\|, j^* = 1, 2, \dots, m, j^* \neq j, \forall (u_{j^*}, w_{j^*}) \in S \setminus (u_j, w_j)\}. \quad (1)$$

为了在上述Voronoi划分基础上实现RFCM模糊聚类, 假设每一划分子区域(如  $S_j$ ) 内像素对任意聚类(如  $l$ ) 具有相同的隶属度, 表示为  $\mu_{(jl)}$ , 即

$$\mu_{il} = \mu_{(jl)} \Leftrightarrow (x_i, y_i) \in S_j.$$

同样,  $\mu_{(jl)}$  需满足约束条件  $0 \leq \mu_{(jl)} \leq 1, \sum_{l=1}^c \mu_{(jl)} =$

$1, \forall j = 1, 2, \dots, m, \sum_{j=1}^m \mu_{(jl)} < n, \forall l = 1, 2, \dots, c$ 。

因此, 隶属度矩阵  $U = [\mu_{il}]_{n \times c}$  也可以写为  $U = [\mu_{(jl)}]_{m \times c}$ 。在不至混淆的情况下, 本文视情况交替使用这两种表达形式。根据FCM目标函数, RFCM的

目标函数可以写为

$$J_{\text{RFCM}}(U, V, G) = \sum_{l=1}^c \sum_{j=1}^m \mu_{(jl)}^\eta D_{(jl)}. \quad (2)$$

其中:  $\eta$  为模糊因子;  $D_{(jl)} \equiv \sum_{(x_i, y_i) \in S_j} d(z_i, v_l)$ ,  $d(z_i, v_l)$  为像素  $z_i$  到聚类中心  $v_l$  的距离;  $V = (v_l : l = 1, 2, \dots, c)$  为聚类中心矢量。

设  $t$  为迭代指示器, 最小化目标函数  $J_{\text{RFCM}}(U, V, G)$  包括如下过程:

1) 求解第  $t+1$  次循环的模糊隶属度矩阵  $U^{(t+1)}$ , 有

$$U^{(t+1)} = \min_U \{J_{\text{RFCM}}(U, V^{(t)}, G^{(t)})\}. \quad (3)$$

为了求解式(3), 需要对每一子区域(如  $S_j$ ) 引入拉格朗日乘子  $\lambda_j$ , 将约束条件函数  $\sum_{l=1}^c \mu_{(jl)} = 1 (\forall j = 1, 2, \dots, m)$  与目标函数  $J_{\text{RFCM}}(U, V, G)$  相结合构造拉格朗日函数, 即

$$L(U, V^{(t)}, G^{(t)}, M) = J_{\text{RFCM}}(U, V^{(t)}, G^{(t)}) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \left( \sum_{l=1}^c \mu_{(jl)} - 1 \right) = \sum_{l=1}^c \sum_{j=1}^m \mu_{(jl)}^\eta D_{(jl)} + \sum_{j=1}^m \lambda_j \left( \sum_{l=1}^c \mu_{(jl)} - 1 \right), \quad (4)$$

其中  $M = \{\lambda_j : j = 1, 2, \dots, m\}$ 。对式(4)中的变量  $\mu_{(jl)}$  求偏导数, 并令其为零, 利用约束条件  $\sum_{l=1}^c \mu_{(jl)} = 1$  消去  $\lambda_j$ , 最终可解得

$$\mu_{(jl)}^{(t+1)} = \frac{(D_{(jl)}^{(t)})^{\frac{-2}{\eta-1}}}{\sum_{l^*=1}^c (D_{(jl^*)}^{(t)})^{\frac{-2}{\eta-1}}} = \frac{\left[ \sum_{(x_i, y_i) \in S_j} d(z_i, v_l^{(t)}) \right]^{\frac{-2}{\eta-1}}}{\sum_{l^*=1}^c \left[ \sum_{(x_i, y_i) \in S_j} d(z_i, v_{l^*}^{(t)}) \right]^{\frac{-2}{\eta-1}}}. \quad (5)$$

2) 求解模糊聚类中心矢量  $V^{(t+1)}$ , 有

$$V^{(t+1)} = \min_V \{J_{\text{RFCM}}(U^{(t+1)}, V, G^{(t)})\}. \quad (6)$$

由于式(6)解为无约束解, 可以对式(2)中  $v_l$  求偏导数并令其为零得到

$$v_l^{(t+1)} = \frac{\sum_{i=1}^n (\mu_{il}^{(t+1)})^\eta z_i}{\sum_{i=1}^n (\mu_{il}^{(t+1)})^\eta}. \quad (7)$$

3) 求解生成点集  $G^{(t+1)}$ , 有

$$G^{(t+1)} = \min_G \{J_{\text{RFCM}}(U^{(t+1)}, V^{(t+1)}, G)\}. \quad (8)$$

初始的  $m$  个生成点在影像域中随机选取, 迭代

过程中,通过不断进行移动生成点操作改变 $G$ ,进而改变Voronoi划分,使得目标函数向较小的方向变化,直到得到使目标函数取得极小值时的几何划分和最优分割.移动生成点操作可描述如下:在生成点集 $G^{(t)} = \{(u_1^{(t)}, v_1^{(t)}), \dots, (u_j^{(t)}, v_j^{(t)}), \dots, (u_m^{(t)}, v_m^{(t)})\}$ 中随机选取生成点,如 $(u_j^{(t)}, v_j^{(t)})$ .在与该生成点对应的子区域 $S_j$ 中随机移动该生成点到新位置 $(u_j^*, v_j^*)$ ,生成点集改变为 $G_m^* = \{(u_1^{(t)}, v_1^{(t)}), \dots, (u_j^*, v_j^*), \dots, (u_m^{(t)}, v_m^{(t)})\}$ .该操作局部改变子区域 $S_j$ 及其邻域子区域(两个子区域互为邻域当且仅当它们有共同的边界)的形态,使得某些像素对子区域的隶属性发生变化.在移动生成点操作中,由式(5)和(7)可知,由于某些像素对子区域隶属性的改变,使得隶属度矩阵 $U^{(t+1)}$ 和聚类中心 $V^{(t+1)}$ 分别变为 $U^*$ 和 $V^*$ .根据式(2),模糊目标函数可计算为 $J_{\text{RFCM}}(U^*, V^*, G^*)$ .如果 $J_{\text{RFCM}}(U^*, V^*, G^*) \leq J_{\text{RFCM}}(U^{(t+1)}, V^{(t+1)}, G^{(t)})$ ,则该移动操作将被接受,并设 $G^{(t+1)} = G^*$ ,  $U^{(t+1)} = U^*$ ,  $V^{(t+1)} = V^*$ ;否则,拒绝该移动操作,并保持 $G^{(t+1)} = G^{(t)}$ ,  $U^{(t+1)}$ 和 $V^{(t+1)}$ 不变.

综上所述, RFCM算法可总结如下.

**Step 1:** 设待划分子区域数 $m$ 和待分割的模糊聚类数 $c$ 均为已知,在 $D$ 内随机抽取 $m$ 个不重叠的初始生成点,初始生成点集记为 $G^{(0)}$ .在输入影像中随机抽取 $c$ 个彩色点作为聚类中心,初始聚类中心矢量记为 $V^{(0)}$ .

**Step 2:** 根据当前 $V^{(t)}$ 和 $G^{(t)}$ ,由式(5)计算模糊隶属度矩阵 $U^{(t+1)} = [\mu_{(jl)}^{(t+1)}]_{m \times c}$ .

**Step 3:** 根据当前 $U^{(t+1)}$ 和 $G^{(t)}$ ,由式(7)计算聚类中心矢量 $V^{(t+1)} = (v_1^{(t+1)}, \dots, v_c^{(t+1)})$ .

**Step 4:** 根据当前 $U^{(t+1)}$ ,  $V^{(t+1)}$ ,  $G^{(t)}$ 和目标函数值,确定新的生成点集 $G^{(t+1)}$ .

**Step 5:** 算法停止规则.当 $|J_{\text{RFCM}}(U^{(t+1)}, V^{(t+1)}, G^{(t+1)}) - J_{\text{RFCM}}(U^{(t)}, V^{(t)}, G^{(t)})| \leq T$ 时,算法停止,并取当前 $(U^{(t+1)}, V^{(t+1)}, G^{(t+1)})$ 为表征模糊分割结果的参数,其中 $T \geq 0$ 为预先设定的阈值,否则,算法返回Step 2迭代执行.

## 2 实验分析

为了对分割结果进行定性、定量分析,分别采用合成彩色纹理遥感影像和IKONOS高分辨率彩色遥感影像进行分割实验.此外,为了验证本文方法的优势,采用FCM算法<sup>[9]</sup>和改进FCM算法<sup>[10]</sup>(即EnFCM)进行对比实验.

### 2.1 合成彩色纹理影像分割

图1(a)为 $128 \times 128$ 包括5个同质区域的彩色纹理合成影像,由0.5 m分辨率Worldview-2彩色遥感影

像合成,其中A~E区域分别为海洋、水泥路面、草地、森林和裸地.图1(b)和图1(c)为RFCM算法最终影像域划分及其对应的最优分割结果.图1(b)中各Voronoi多边形用随机生成彩色表示,图1(c)中各分割区域用相应区域内像素彩色均值表示.图1(d)为提取分割区域的轮廓线并与各区域的实际轮廓线一起叠加在测试影像上得到的结果,红线为算法分割区域轮廓线,蓝色线为实际区域轮廓线,绿色线为两种轮廓线的重叠部分.从叠加结果可以看出, RFCM算法能够得到较为精准的分割结果.

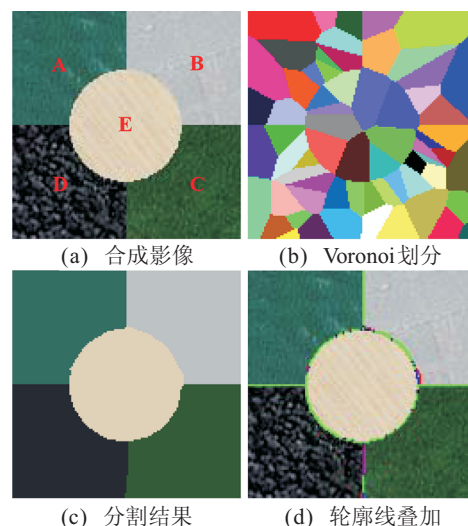


图 1 合成影像及分割结果

在算法实现过程中,设Voronoi多边形数 $m = 66$ ,目标函数中模糊因子 $\eta = 1.1$ .为了给RFCM算法参数的选取提供依据,研究Voronoi多边形数 $m$ 和模糊因子 $\eta$ 对分割结果的影响.大量实验表明,随着 $\eta$ 的增加,分割结果的模糊性增加,当 $\eta \geq 5$ 后算法难以分割各目标类; $m$ 的增加使得Voronoi多边形对区域的细节表达能力增强,但增加了算法时间.为了使RFCM算法充分收敛到最优分割结果,实验中设置的自动终止条件为目标函数连续500次迭代保持不变.对图1(a)测试影像, RFCM算法迭代38 805次后停止,得到图1(b)和图1(c)的结果.

分别采用FCM<sup>[11]</sup>和EnFCM<sup>[12]</sup>算法对合成影像图1(a)进行分割实验.大量实验结果表明,目标函数中模糊因子为1.5时,可取得最优分割结果,如图2(a)和图2(b)所示,其中各分割区域亦用该区域内像素彩色均值表示.从结果可以看出,对色彩较为一致的区域(如图1(a)中A和B区域), FCM算法可以得到较好的分割结果,但对彩色差异较大的区域(如图1(a)中D区域), FCM算法的分割结果呈现较多的误分像素,以至于无法辨识该区域.虽然EnFCM算法可以在一定程度上减少FCM算法的误分像素,但由于加入邻域像素均值操作使得分割区域边界粗糙并出现边界

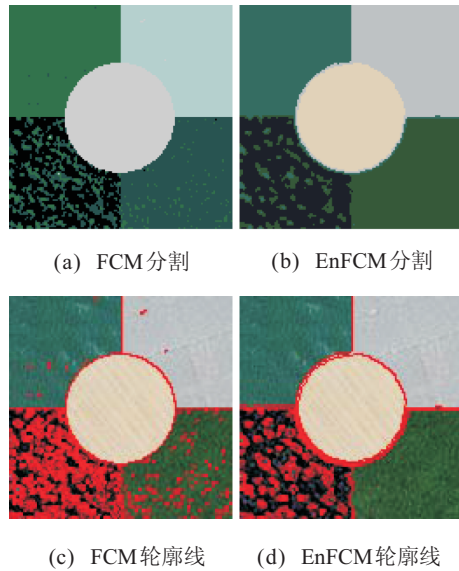


图 2 标准 FCM 和 En-FCM 分割结果

像素的误分现象. 对比图 1(c)、图 2(a) 和图 2(b) 的分割结果可看出, RFCM 算法无论在区域内还是在区域边界均得到了良好的分割结果, 这是因为影像中的噪声体现为像素灰度值相对于像素所在背景区域像素灰度值的异质性, 而 RFCM 方法赋予同一子区域内像素具有相同的隶属度, 避免了噪声像素在背景中被单独分离的情况发生, 从而克服了高分辨率遥感影像存在的几何噪声对分割结果的影响.

为了定量评价和比较各分割算法, 以图 1(a) 所示合成影像的模板为标准数据, 与各算法分割结果逐像素进行分类正确性对比, 构建混淆矩阵并以此计算刻画分割精度的各种统计指标, 精度统计指标见表 1. 表 1 中: 产品精度表征相对于标准影像中的任意一点, 分类图上同一点的分类结果与其一致的条件概率; 用户精度表征对分类结果中的所有像素, 其类型与标准影像类型相同的概率; 总精度表征所有像素的分类结果与标准影像的实际类型相一致的概率. 上述各指标值越大, 表明分割结果精度越高<sup>[13]</sup>. 从表 1 可以看出, RFCM 算法分割结果各精度指标均在 99.07% 以上, 表明 RFCM 算法可以精准分割每个目标类. 尽管 FCM 和 EnFCM 算法分割结果的某些精度指标超过 RFCM 算法, 但两者的最低分割精度低于 62% 和 79% (图 1(a) 中 D 区的用户精度).

表 1 精度统计指标 %

精度类型	方法	区域				
		A	B	C	D	E
产品精度	RFCM	99.97	99.91	99.85	99.43	99.07
	EnFCM	93.55	95.03	84.29	99.96	99.82
	FCM	85.67	99.94	78.47	99.90	99.87
用户精度	RFCM	99.85	99.49	99.31	99.82	99.81
	EnFCM	98.82	99.76	97.44	78.53	99.42
	FCM	99.76	99.88	95.13	61.81	100
总体精度/%	RFCM/EnFCM/FCM	99.65 / 92.28 / 89.09				

## 2.2 彩色遥感影像分割

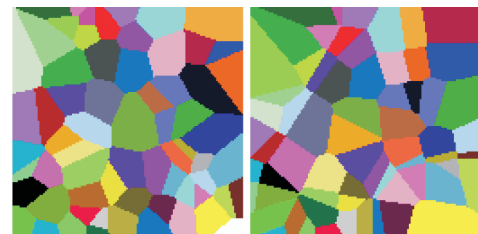
采用 RFCM、EnFCM 和 FCM 算法分别对高分辨率彩色遥感影像进行分割实验. 图 3 为高分辨率 IKONOS pan-sharpen 影像, 覆盖典型的地物目标, 包括森林、草地、道路、建筑等.



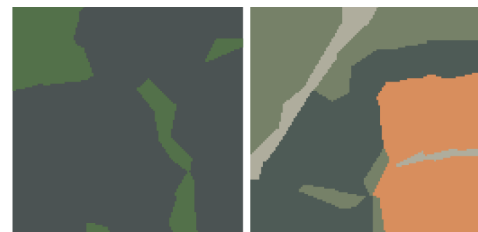
(a) IKONOS 彩色影像(1) (b) IKONOS 彩色影像(2)

图 3 IKONOS 彩色影像

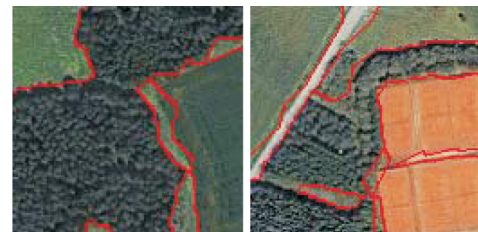
在 RFCM 算法中, 设  $m = 66, \eta = 1.1$ . 根据目视判读, 各影像分割区域数分别确定为 3 和 4. 图 4(a) ~ 图 4(d) 分别为最终划分和最优分割结果. 图 4(e) 和图 4(f) 为分割区域轮廓线及其与实验影像的叠加. 可以看出, 尽管森林与草地、道路与房屋有相近的彩色, RFCM 算法仍能正确地区分它们.



(a) 图 3(a) 划分结果 (b) 图 3(b) 划分结果



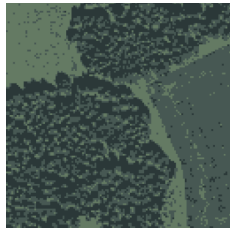
(c) 图 3(a) 分割结果 (d) 图 3(b) 分割结果



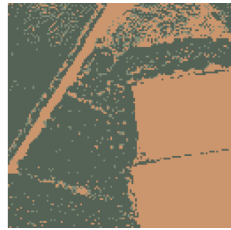
(e) 图 3(a) 叠加轮廓线 (f) 图 3(b) 叠加轮廓线

图 4 彩色遥感影像分割结果

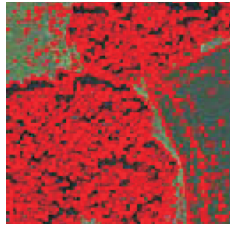
图 5 为 FCM 和 EnFCM 算法对图 3 遥感影像的分割结果. 从图 5 中可以看出, 在森林、草地区域, FCM 和 EnFCM 算法分割结果存在大量误分像素, 且无法分割道路和房屋 (见图 5(b) 和图 5(f) 结果).



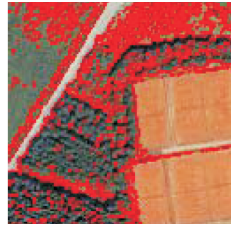
(a) 图3(a)FCM分割结果



(b) 图3(b)FCM分割结果



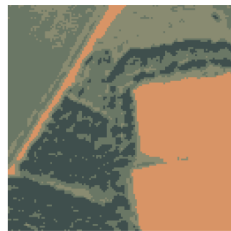
(c) 图3(a)FCM叠加轮廓线



(d) 图3(b)FCM叠加轮廓线



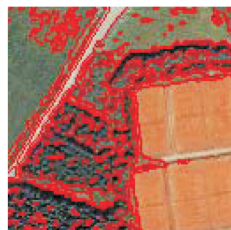
(e) 图3(a)EnFCM分割结果



(f) 图3(b)EnFCM分割结果



(g) 图3(a)EnFCM叠加轮廓线



(h) 图3(b)EnFCM叠加轮廓线

图5 分割结果及叠加轮廓线结果

### 3 结 论

本文在Voronoi几何划分的基础上,提出了区域化FCM算法(RFCM算法).与FCM算法和EnFCM算法相比,RFCM算法既继承了FCM算法原理简单、速度快的特点,又从根本上改善了同质区域内误分像素问题.由于现有RFCM中采用固定数量的Voronoi多边形,可能造成不同几何形态分割区域拟合精度下降,下一步研究工作将利用可变数Voronoi多边形拟合各种复杂形态的地物目标,使RFCM算法具有更为广泛的适用性.

### 参考文献(References)

[1] Benediktsson J A, Chanussot J, Moon W M. Very high-resolution remote sensing: Challenges and opportunities[J]. Proc of the IEEE, 2012, 100(6): 1907-1910.

- [2] Bruzzone L, Carlin L. A multilevel context-based system for classification of very high spatial resolution images[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(9): 2587-2600.
- [3] Pham D L. Spatial models for fuzzy clustering[J]. Computer Vision and Image Understand, 2001, 84(2): 285-297.
- [4] Zedeh L. Fuzzy sets[J]. Information Control, 1965, 8(3): 338-353.
- [5] 韩敏, 沈力华. 基于FCM与神经网络的案例推理方法[J]. 控制与决策, 2012, 27(9): 1421-1424.  
(Han M, Shen L H. Case-based reasoning based on FCM and neural network[J]. Control and Decision, 2012, 27(9): 1421-1424.)
- [6] 贺正洪, 雷英杰. 直觉模糊C-均值聚类算法研究[J]. 控制与决策, 2011, 26(6): 847-850.  
(He Z H, Lei Y J. Research on intuitionistic fuzzy C-means clustering algorithm[J]. Control and Decision, 2011, 26(6): 847-850.)
- [7] Cai W, Chen S, Zhang D. Fast and robust fuzzy c-means clustering algorithms incorporating local information for image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(3): 825-838.
- [8] 肖满生, 吕勇, 曾嵘. 一种特征加权FCM算法的图像重建技术研究[J]. 控制与决策, 2009, 24(12): 1917-1920.  
(Xiao M S, Lü Y, Zeng R. Research on image reconstruction by fcm of weighted characteristic[J]. Control and Decision, 2009, 24(12): 1917-1920.)
- [9] Chatzis S P, Varvarigou T A. A fuzzy clustering approach toward hidden markov random field models for enhanced spatially constrained image segmentation[J]. IEEE Trans on Fuzzy System, 2008, 16(5): 1351-1361.
- [10] Miyamoto S, Mukaidono M. Fuzzy C-means as a regularization and maximum entropy approach[C]. Proc of 7th Int Fuzzy System Associate World Congress. Prague, 1997: 86-92.
- [11] Bezdek J. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum, 1981: 15-39.
- [12] Szilagyi L, Benyo Z, Szilagyi S, et al. MR brain image segmentation using an enhanced fuzzy C-means algorithm[C]. Proc of 25th Annual Int Conf of the IEEE Medicine and Biology Society. Cancun, 2003: 17-21.
- [13] Congalton R G, Green K. Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices[M]. Boca Raton: CRC Press, 2008: 105-119.