

基于分形网络演化方法和改进模糊聚类遥感影像分割

王 民 宋正付* 王稚慧

西安建筑科技大学信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055

摘要 针对多尺度分割技术中的最优尺度选择问题,提出一种基于分形网络演化方法和改进模糊聚类遥感影像分割的方法。该方法利用分形网络演化方法对原始影像进行小尺度分割,并利用粒子群算法的全局搜索能力,从预分割的小尺度对象中确定最优初始聚类中心,在对小尺度对象聚类合并时,建立具有对象空间信息和对象间相关信息的目标函数,最终得到适应不同尺度地物的分割结果,降低了多尺度分割方法对尺度参数的过度依赖。实验结果表明,该方法可获得高质量的遥感影像分割结果。

关键词 遥感; 遥感影像; 模糊聚类; 分形网络演化方法; 粒子群算法

中图分类号 P237 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP53.112801

Remote Sensing Image Segmentation Based on Fractal Net Evolution Approach and Improved Fuzzy C-Means

Wang Min Song Zhengfu Wang Zhihui

School of Electronic Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an, Shaanxi 710055, China

Abstract Aiming at the optimal scale in multi-scale segmentation technology selection problem, a method is put forward based on fractal net evolution approach and improved fuzzy c-means of remote sensing image segmentation. In this method, the original image is segmented by small scale using fractal net evolution approach. The global search capability of the particle swarm method is used to determine the optimal initial clustering center from the pre-segmented small scale objects. When small scale objects are merged, the objective function of the object spatial information and the correlation information between objects is established. Ultimately, the segmentation results which can adapt to different scale features are obtained, and the excessive dependence on the scale parameters is reduced. Experimental results show that this method can obtain high quality segmentation results of remote sensing images.

Key words remote sensing; remote sensing image; fuzzy c-means; fractal net evolution approach; particle swarm method

OCIS codes 280.4750; 100.3008; 060.4251; 150.1135

1 引言

影像分割是遥感信息提取和分析的关键步骤,也是提取不同遥感特征信息时不可缺少的技术。影像分割的质量直接决定后续信息提取的精度,因而分割尺度的选择甚为重要,但目前没有一个统一且有效的分割方法可以满足不同环境特征的需求。

目前,高分辨率遥感影像中运用到的多尺度分割算法^[1]主要有统计区域合并算法、分水岭算法、小波域HMT模型以及分形网络演化方法(FNEA),这些算法根据分割地物的特征信息来设置合适尺度阈值,以达

收稿日期: 2016-05-30; **收到修改稿日期:** 2016-07-17; **网络出版日期:** 2016-10-21

基金项目: 国家自然科学基金(61373112)、陕西省自然科学基金青年基金(2013JQ8003)

作者简介: 王 民(1959—),男,教授,硕士生导师,主要从事数字语音处理、多媒体通信技术方面的研究。

E-mail: 1597825503@qq.com

* **通信联系人.** E-mail: 1509805900@qq.com

到最优分割质量。国内外选择最优尺度的方法一般分为两类:1) 试错法,根据研究者经验,经过反复实验来选择最优尺度。该方法简单,但带有主观性,不易确定最优尺度。王岩等^[2]认为对于分辨率低的影像要选择较大的尺度参数,城镇地区比农村地区要选择较大的分割参数;Cui 等^[3]提出了最小生成树的分割方法,并成功用于遥感影像的分割,且分割效果明显。2) 通过对分割结果进行指标鉴别和设计最优分割尺度计算模型来确定最优分割尺度,如最大面积法、空间自相关法、矢量距离指数等,这些方法都取得一定的成就,但也存在不足之处,如都只是针对特定地物选择最优尺度。然而,影像中地物特征不同,选择尺度参数也不同。何敏等^[4]采用分割质量函数来评价分割后的质量,确定最佳尺度参数;李秦等^[5]在选择最优尺度时采用局部方差法,根据尺度变化建立分割对象变化率与方差均值曲线变化图,确定方差均值的最大值。分割对象变化率开始下降时所对应的分割值即为最优分割尺度。

本文在以往学者研究的基础上,提出一种改进模糊聚类(FCM)的方法,运用该方法对预分割结果进行聚类合并,并与 FNEA、分水岭算法进行对比,实验结果表明,该方法是一种高质量分割方法,解决了尺度选择问题。

2 算法流程

要高精度提取影像中的地物信息,则分割算法流程主要分为以下几个步骤,即影像预处理、小尺度分割、聚类合并、结果分析,如图 1 所示。

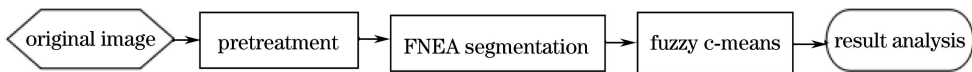


图 1 本文算法流程图

Fig. 1 Flow diagram of the proposed algorithm

3 方 法

3.1 影像预处理

在高分辨率遥感影像获取过程中,系统和非系统因素造成影像含有一定的噪声,因此对影像分割前,需进行有效的滤波处理。本文选用相干增强各向异性扩散模型来进行预处理。该模型能保留图像的局部特征和有用的细节部分。对于图像 u ,该模型的基本形式为

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}(\mathbf{D} \Delta u), \quad (1)$$

式中变量 t 为引入的时间算子,在离散条件下代表迭代次数, Δ 为梯度算子, \mathbf{D} 为扩散张量矩阵,div 为散度算子。

3.2 FNEA 的影像初分割

利用 FNEA 算法对滤波后的影像预分割,设置较小的分割尺度得到小尺度对象作为 FCM 聚类合并的基本单元。此算法充分考虑了光谱异质性和空间异质性问题。FNEA 采用局部最优合并策略,能够顾及更多的细节和低对比度区域,效率更高。

FNEA 算法依据合并前后对象异质性变化程度,合并条件要求异质度变化最小。影像对象的异质度变化由光谱异质度与形状异质度联合表示,而形状异质度又分为光滑度异质度和紧致度异质度,即

$$\begin{cases} f = w_{\text{color}} \times h_{\text{color}} + w_{\text{shape}} \times h_{\text{shape}} \\ w_{\text{color}} + w_{\text{shape}} = 1 \\ w_{\text{color}} \in [0, 1], w_{\text{shape}} \in [0, 1] \end{cases}, \quad (2)$$

式中 h_{color} 为光谱异质度增量,其权重为 w_{color} , h_{shape} 为形状异质度增量,其权重为 w_{shape} 。形状异质度增量 h_{shape} 是由光滑度异质度增量 h_{smooth} 和紧致度异质度增量 h_{comp} 两部分组成。权重分别为 w_{comp} 和 w_{smooth} ,其算法表示为

$$\begin{cases} h_{\text{shape}} = w_{\text{comp}} \times h_{\text{comp}} + w_{\text{smooth}} \times h_{\text{smooth}} \\ w_{\text{comp}} + w_{\text{smooth}} = 1 \end{cases}. \quad (3)$$

3.3 FCM 算法

FCM 算法对数据进行的是柔性划分,通过迭代确定隶属度函数和聚类中心,使目标函数最小来实现样本集的最优划分,设 $f(i, j)$ 为样本集, c 为需划分聚类的数目,则聚类目标函数为

$$J = (\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^c [u_k(i, j)]^m [d_k(i, j)]^2, \quad (4)$$

式中 $d_k(i, j)$ 为 $f(i, j)$ 到聚类中心 v_k 的距离, $d_k(i, j) = \|f(i, j) - v_k\|$, $\mathbf{U} = [u_k(i, j)]$ 为模糊分类矩阵, $u_k(i, j)$ 是样本 $f(i, j)$ 对于第 k 类的隶属度,且满足 $0 \leq u_k(i, j) \leq 1$ 和 $\sum_{k=1}^c u_k(i, j) = 1$ 。聚类中心为 $\mathbf{V} = [v_1, v_2, \dots, v_c]$, $m \in [1, \infty)$, 是一个控制聚类结果的权重函数。

3.4 初始聚类中心的确定

最优初始聚类中心是 FCM 算法的核心问题,直接影响最终分割质量。本文利用粒子群算法(PSO)来确定 FCM 算法的初始聚类中心^[6],其具有全局寻优能力和收敛速度快的优点。设 FNEA 算法分割后,影像分割为 M 个大小不同的小区域对象 $\mathbf{R}_i (i = 1, 2, \dots, M)$, 将 FCM 算法聚类中心作为 PSO 算法中的粒子进行编码,粒子 $x_i = (x_{i1} x_{i2} \dots x_{ic})$ 由 c 个聚类中心组成,其中 x_{ij} 表示第 i 种聚类方式中的第 j 个聚类中心,通过适应值 $f(x_i)$ 确定最优聚类方式,迭代的最佳位置用 $\mathbf{P}_{\text{best}} = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{ic})$ 表示,粒子 x_i 的速度用 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ic})$ 表示。 G_{best} 表示组成粒子群体的所有粒子所经过的最佳位置,则 $G_{\text{best}} = (g_1, g_2, \dots, g_c)$ 。每迭代一次,粒子 x_i 在 d 维 ($1 \leq d \leq c$) 空间按迭代方程进行变化运动,即

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 [p_{id}(t) - x_{id}(t)] + c_2 r_2 [g_{id}(t) - x_{id}(t)], \quad (5)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1). \quad (6)$$

如果有 n 个粒子就有 n 种聚类方式,则通过适应度 $f(x_i)$ 对每一个粒子分析, $f(x_i)$ 越高其聚类效果就越好,从中确定一种最优聚类方式,即为 FCM 聚类的最优初始聚类中心,

$$f(x_i) = \frac{\sum_j^M \sum_i^c u_{ij}^2}{M}. \quad (7)$$

3.5 改进的 FCM 聚类图像分割

经过 FNEA 分割之后, $m(i, j)$ 表示分割对象区域 \mathbf{R}_i 的灰度平均值,任一对象点 $m(i, j)$ 到聚类中心 v_j 的距离定义为

$$d_k^*(i, j) = \rho \frac{s(i)}{A(i)} \times |m(i, j) - v_j| + (1 - \rho) \times I_a \times |m(i, j) - v_j|, \quad (8)$$

式中 $s(i)$ 表示第 i 个对象内部标准差, $A(i)$ 表示第 i 个小对象的面积, $s(i)$ 越大, $A(i)$ 越小,则其内部同质度越大、合并其他对象的可能性就越低; $I_a = \frac{[m(i, j) - \bar{m}]^2}{[m(i, j) - \bar{m}](v_j - \bar{m})}$ 表示对象点 $m(i, j)$ 与聚类中心 v_j 的相关性, \bar{m} 为整个遥感影像灰度平均值, I_a 越大则对象点和聚类中心之间相关性越低,即聚类合并的可能性就越低。 ρ 表示对象内部同质度所占的权重值,可通过权重值的改变来调整对象内部同质度和对象间相关性的重要性,此距离充分考虑了每一个小区域的内部空间信息及其邻域信息。根据新的距离公式可知,新的聚类目标函数为

$$J^* = (\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i,j} \sum_{k=1}^c [u_k(i, j)]^m [d_k^*(i, j)]^2. \quad (9)$$

算法实现的具体步骤如下:

- 1) 给定群体个数 N , 惯性权重值为 ρ , 学习因子 c_1, c_2 , 最大迭代次数 T , 迭代终止阈值 $\epsilon > 0$;
- 2) 对原图像进行 FNEA 分割, 得到初分割后的 M 个小对象, 计算每个小对象的灰度平均值 $m(i, j)$, 将每个小对象的均值 $m(i, j)$ 作为该区域的特征数据;
- 3) 从 M 个小对象的特征数据中初始化出 N 种聚类方式作为 N 个粒子, 每一个粒子都含有 c 种属性, 对 N 个粒子采用 PSO 算法进行全局寻找最优粒子, 即为 FCM 聚类的初始聚类中心;
- 4) 更新隶属度矩阵和聚类中心;

5) 计算更新前后目标函数的改变量,如果 $\|J_{\text{new}}^* - J_{\text{old}}^*\| < \epsilon$, 或者迭代次数大于最大迭代次数,则停止迭代,否则转 4)。

4 实验与分析

4.1 实验数据

选用一幅居住地影像和一幅海岸线影像进行实验,如图 2 所示,其中居住地影像为华东地区某城市,由高分一号卫星在 2014 年 3 月 5 日拍摄,传感器 pms 分辨率为 2 m;海岸线影像为南方某城市,由资源三号卫星在 2014 年 11 月 18 日拍摄,传感器 mux 分辨率为 5.8 m;居住地影像包含建筑物、草地和道路等多种地物类型,海岸线影像主要包含水体。由于空间分辨率差异,后者水体边界模糊,前者地物比较清晰。

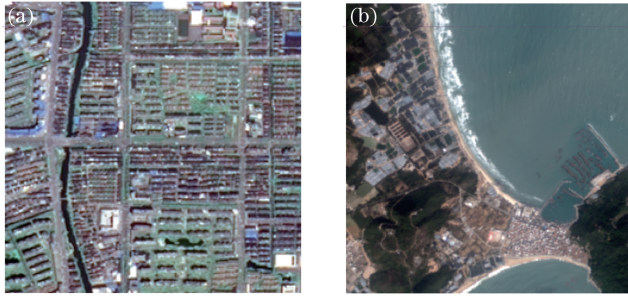


图 2 (a)居住地和(b)海岸线影像

Fig. 2 (a) Residence and (b) coastline images

4.2 参数设置

本文算法的参数设置如下:1) 在滤波处理中,高斯参数 σ 和 ρ 分别设为 0.8 和 1, α 和 β 分别设为 0.001 和 10^{-10} ; 2) 在预分割算法中,颜色因子权值设为 0.8,形状因子权值设为 0.2,其中光滑度为 0.8,紧致度为 0.2; 3) 在粒子群算法中,惯性权值 w 的设置为由 0.9 线性减小到 0.2,学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,最大迭代次数设为 200; 4) 在 FCM 聚类算法的参数中,模糊指数 $m = 2$,迭代终止阈值 $\epsilon = 1 \times 10^{-5}$,最大迭代次数 $T = 100$ 。

4.3 实验平台

采用的实验平台参数为 CPU Inter i5,内存 4 GB,操作系统 Windows 7。本文算法实验是在 Matlab 软件中实现的。同时,采用 eCognition Developer 8.7 软件和分水岭算法对遥感影像进行不同尺度分割来作为实验对比。

4.4 本文方法与 FNEA 比较

图 3 表示滤波后影像,可以看出各向异性扩散模型滤波具有较好的边缘保持力,有效控制斑点噪声的同时又能较好保留影像的局部细节信息,影像的质量得到改善。

图 4 和图 5 分别为居住地、海岸线分割结果。图 4(a)和(b)所示为 FNEA 算法结果,分割尺度为 10 和 20,其区域个数为 2317 和 712。图 4(d)为本文算法基于分割尺度为 8 时聚类合并得到的结果。图 5(a)和(b)所示为 FNEA 算法结果,分割尺度为 10 和 20,其区域个数为 1533 和 497。图 5(d)所示为本文算法基于分割尺度为 6 时聚类合并得到的结果。图 4(c)和图 5(c)为分水岭算法分割结果。

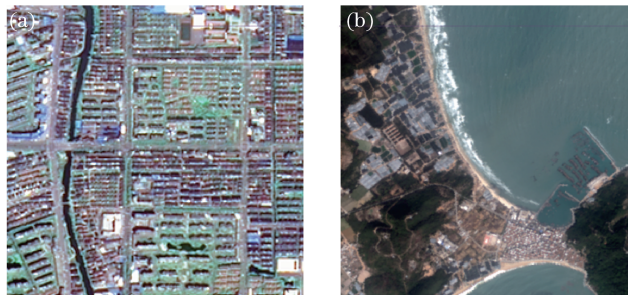


图 3 (a)居住地和(b)海岸线滤波处理后影像

Fig. 3 (a) Residence and (b) coastline filtered images

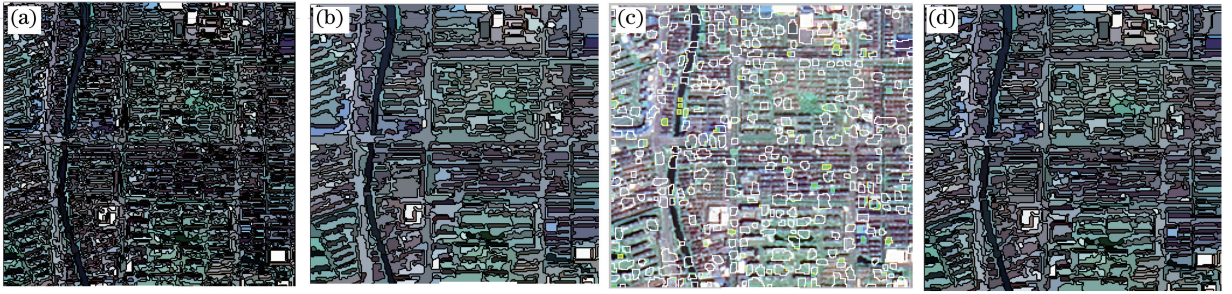


图4 居住地 FNEA 算法尺度为(a)10 和(b)20 的分割结果;(c)居住地分水岭算法分割结果;(d)居住地本文算法结果

Fig. 4 Residence FNEA algorithm scales for (a) 10 and (b) 20 segmentation results; (c) watershed algorithm segmentation results; (d) results of the proposed algorithm

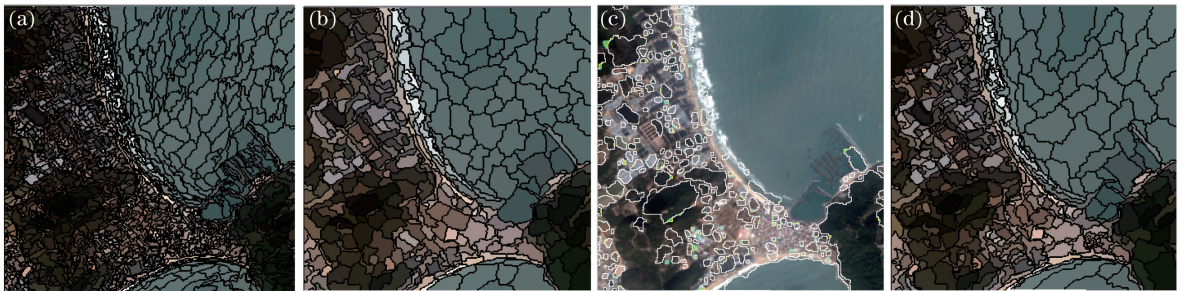


图5 海岸线 FNEA 算法尺度为(a)10 和(b)20 分割结果;(c)海岸线分水岭算法分割结果;(d)海岸线本文算法结果

Fig. 5 Coastline FNEA algorithm scales for (a) 10 and (b) 20 segmentation results; (c) watershed algorithm segmentation results; (d) results of the proposed algorithm

4.5 分割结果评价

4.5.1 目视评价

目视评价是对分割结果最基本的评价方法,可以直观地观察分割结果中区域的几何形态、过分割和欠分割情况等。图4中建筑物纹理密集分布,各个对象区域之间轮廓较为复杂。图4(b)左上角一些区域建筑物没有被提取出来,这是由于 FNEA 分割过程中过度依赖尺度参数,尺度阈值越大,欠分割现象越严重。反之,如图4(a)所示,则存在过分割现象。本文算法充分考虑这方面问题,通过对小尺度对象聚类合并,得到高质量的分割结果,不受尺度约束。图5中海岸线水面灰度比较均匀,与海岸间的空间细节信息比较丰富。通过与图5(a)和(b)实验对比,本文算法能较好地度量不同地物的光谱信息与纹理信息,能得到更完整、更准确的结果,如图5(d)所示。从图4(c)和图5(c)可以看出,分水岭算法分割效果明显不如本文算法,在细节部分过分割严重且分割质量差。

4.5.2 定量评价

定量评价准则采用的是空间相关性最小准则 Moran's I 指标^[7]和全局内部方差 wVar^[8]。表1所示为不同尺度和方法所对应的 Moran's I 指标和 wVar 的值。wVar 值越小,表明对象内部同质性越高,即存在过分割现象;wVar 值越大,表明对象内部同质性越低,即存在欠分割现象。同样从 Moran's I 指数也可得到此结果,只有当其内部同质性越高且空间相关性越小时才能表明分割结果在过分割和欠分割间的平衡越好。从表1中可以看出,本文方法在内部同质性指标上优于 FNEA 方法,在全局空间相关性指标上略逊于后者。

表1 实验分割结果统计值

Table 1 Statistics of experimental division results

Image	Moran's I			wVar		
	FNEA10	FNEA20	Proposed algorithm	FNEA10	FNEA20	Proposed algorithm
Residence	0.23	0.27	0.25	83.12	94.57	89.33
Coastline	0.40	0.48	0.45	11.46	22.97	17.91

综上所述,目视比较评价和定量指标评价均表明,本文算法在过分割和欠分割平衡上优于 FNEA 算法和分水岭算法。

5 结 论

创新之处在于提出了一种基于 FNEA 和改进的 FCM 遥感影像分割的方法,建立了具有对象内部空间信息和对象间相关信息的目标函数,对预分割结果进行聚类合并,最终得到适应不同尺度地物的分割结果。实验结果表明,该方法优于传统 FNEA 分割方法和分水岭算法,并能获得更优的分割结果,改善了分割质量,降低了多尺度分割方法对尺度参数的过度依赖,特别是对于空间信息较为丰富的区域,具有较高的实用价值。但该方法参数设置较多,未来要做的工作是进一步改进本文方法或利用其他分割方法进行预分割,此外在该方法的基础上还可引入影像其他特征信息进行更精确的分割。

参 考 文 献

- 1 Zheng Yuyong. Object-oriented research of road extraction from high-resolution remotesensing image [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2014.
郑毓勇. 面向对象的高分辨率遥感影像道路提取研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2014.
- 2 Wang Yan, Wang Xiaoqing, Dou Aixia. Building damage detection of the 2008 Wenchuan China earthquake based on object-oriented classification method[J]. Earthquake, 2009, 29(3): 54-60.
王 岩, 王晓青, 窦爱霞. 面向对象遥感分类方法在汶川地震震害提取中的应用[J]. 地震, 2009, 29(3): 54-60.
- 3 Cui W, Zhang Y. An effective graph-based hierarchy image segmentation [J]. Intelligent Automation and Soft Computing, 2011, 17(7): 969-981.
- 4 He Min, Zhang Wenjun, Wang Weihong. Optimal segmentation scale model based on object-oriented analysis method[J]. Journal of Geodesy and Geodynamics, 2009, 29(1): 106-109.
何 敏, 张文君, 王卫红. 面向对象的最优分割尺度计算模型[J]. 大地测量与地球动力学, 2009, 29(1): 106-109.
- 5 Li Qin, Gao Xizhang, Zhang Tao, *et al.* Optimal segmentation scale selection and evaluation for multi-layer image recognition and classification[J]. Journal of Geo-Information Science, 2011, 13(3): 409-417.
李 秦, 高锡章, 张 涛, 等. 最优分割尺度下的多层次遥感地物分类实验分析[J]. 地球信息科学学报, 2011, 13(3): 409-417.
- 6 Gong Qu, Yao Yumin. Image segmentation based on watershed and improved fuzzy c-means clustering[J]. Application Research of Computers, 2011, 28(12): 4773-4775.
龚 劬, 姚玉敏. 基于分水岭和改进的模糊聚类图像分割[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(12): 4773-4775.
- 7 Zhang H, Fritts E J, Goldman S A. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(2): 260-280.
- 8 Espindola G M, Camara G, Reis I A, *et al.* Parameter selection for region-growing image segmentation algorithms using spatial autocorrelation[J]. International Journal of Remote Sensing, 2006, 27(14): 3035-3040.