

一种顾及几何特征的云模型遥感影像分割方法

巫兆聪¹ 覃茂运¹ 张 潇¹

(1 武汉大学遥感信息工程学院,武汉市珞喻路 129 号,430079)

摘 要:将云模型与模糊理论相结合,提出了一种基于不确定性的、顾及几何特征的遥感影像分割方法。该方法用分水岭算法对原影像进行分割获得初始分割图斑,再将图斑抽象成云模型,以云模型实现图斑对象表达;在基于云概念的光滑度、紧凑度定义的基础上,构造差异性度量准则和相应的云模型综合算法,并由云综合运算实现不同粒度空间下的区域合并,达到多尺度遥感影像分割的目的。几组实际影像数据的分割实验证明了该方法的有效性。

关键词:云模型;遥感影像分割;几何特征

中图法分类号:P237.3

传统的基于像素的分类方法对高空间分辨率的遥感影像效果不大理想,其主要原因在于只利用了像素的光谱信息,而没有利用目标地物的上下文信息、结构信息和形状信息。面向对象的高分辨率遥感影像的分类方法不仅利用地物的光谱信息,而且更多地利用几何信息和结构信息;影像分析处理中以对象为单元来进行处理,不仅可以提高分类效率和精度,而且可以结合其他空间知识和上下文信息来进行更深入的分类,使得高分辨率遥感影像的分类更加合理和有效。

文献[1]针对模糊集理论的隶属函数,提出了隶属云的新思想,给出了用数字特征描述隶属云的方法和正态隶属云的数学模型,建立定性定量不确定性转换模型——云模型。利用云模型来描述遥感影像,可以发展遥感影像分割处理新方法,从而更好地处理遥感影像中固有的不确定性,获得更为合理的分类基元——面向对象分类技术的基础。

文献[2]将云模型应用于灰度影像分割,通过对影像的直方图进行云模型抽象拟合、概念跃升、云综合运算、隶属度判定等操作,取得了比较好的分割结果。但这种方法只是针对影像的灰度直方图进行处理,没有考虑高分辨率遥感影像丰富的空间、形状等信息。

本文提出了一种基于云模型的遥感影像分割

方法。该方法先对遥感影像进行同组滤波处理,再经过分水岭分割,获得初始分割图斑;对这些图斑进行云概念抽取,并用云模型来抽象描述表达。在此基础上,利用云模型参数定义图斑的光谱和形状差异性度量,并由此构建图斑差异性的评价准则来指导进行云的综合运算,在不同粒度空间进行基于云模型的对象表达,从而实现不同尺度的遥感影像分割。

1 算法描述

1.1 同组滤波

高空间分辨率影像中噪声比较明显,在影像分割时往往容易产生较大影响,采用传统的滤波方法往往会破坏相邻地物间的边缘部分。本文采用了同组滤波技术^[3],以在有效去除噪声的同时较好地保留边缘信息。

同组滤波算法的主要思想是找出滤波窗口中与中心像素特征距离相近的邻域像素作为同组成员参加滤波。算法首先根据滤波窗口中邻域像素与原像素特征距离值进行升序排列,再通过 Fisher 判别准则找出像素的同组成员,即与中心像素值最相近的点,然后用滤波窗口中属于同组成员的像素加权相乘得到的值替代原来中心像素的特征值^[3]。

1.2 分水岭分割

分水岭变换是一种快速、有效的形态学图像分割方法,能够以全局形式产生一个明确、闭合的分割区域。最初的基于数学形态学的分水岭变换计算负担重、耗费时间多,对于高分辨率遥感影像,由于梯度噪声、量化误差及物体内部细密纹理的影响,分水岭变换容易导致过分割。Vincent 等提出的沉浸模拟分水岭分割算法大大提高了计算速度,也容易扩展到更高维的图像中,但是这种方法的结果图像中会生成单像素宽的封闭轮廓,称为分水线。这些分水线给图像处理和分析造成一定的困难。Patrick de Smet 等提出了一种模拟降水的分水岭分割算法^[4],该算法速度更快且没有分水线。

本文采用模拟降水的分水岭分割算法,对经过同组滤波处理的遥感影像进行分割,产生一系列细小的初始图斑。经过分水岭分割产生的图斑非常破碎,在分割过程中可通过实验找到一个合理的阈值,作为分水岭分割过程中梯度判断的依据,其标准是尽可能使得分水岭分割得到的每个图斑的光谱特征都是均质的。从这些图斑可以提取其灰度均值、标准差、面积、周长、长、宽、最小外接矩形周长、最小外接矩形面积、拓扑特征等属性。拓扑特征是指对象间的相邻、相接、包含等拓扑关系,由图斑的邻接关系可以建立拓扑邻接关系表,并用 RAG 无向图进行描述。图 1 为实验所用的某地区 QuickBird 影像,大小 300 像素×300 像素,包含草地、建筑物、道路、裸露地等地物。图 2 为经过同组滤波处理后采用分水岭分割得到的图斑和区域边缘。

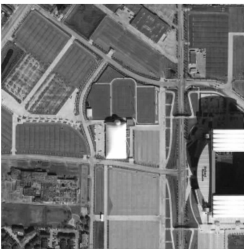


图 1 原始影像
Fig. 1 Original Image

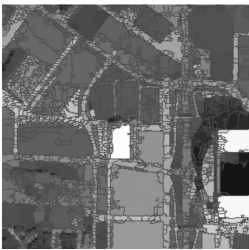


图 2 分水岭分割结果
Fig. 2 Segmentation Image of Watershed

1.3 云模型转换

经过分水岭变换产生的细粒度图斑是进行影像分析和处理的基础。将单个图斑视为初始对象,根据逆向云生成算法^[1],可将每个对象用云模型进行描述。由于对象属性的不同,云模型的属性亦各异。描述单个云模型的属性有期望、熵、超熵、面积和周长。逆向云发生器如图 3 所示。

$$\text{Drop}(X_i,Y_i)\rightarrow\boxed{\text{CG}^{-1}}\rightarrow E_x,E_n,H_e$$

图 3 逆向云

Fig. 3 Converse Cloud

对于图斑对象而言,云模型的期望 E_x 为对象的灰度均值;云模型的熵 E_n 由对象的灰度标准差来决定;而超熵可由图斑的面积和周长来计算。这样即可将图斑依次转换成云模型对象,对每个云模型进行记录,影像也就转换成一系列由云参数抽象描述的云模型对象,图斑的拓扑关系转换为云模型对象之间的拓扑关系。

1.4 云模型的差异性度量

基于熵空间粒度思想,从云模型的描述属性出发,本文从光谱和几何形状两个方面来定义云模型的差异性度量。

1) 光谱差异性度量。在多数情况下,光谱特征是创建有意义对象最重要的特征。对象的光谱差异性度量可定义如下:

$$h_{\text{color}} = \sum_i w_i (n_m E_{n,i} - n_1 E_{n_1,i} - n_2 E_{n_2,i}) \quad (1)$$

式中, n_m 、 n_1 、 n_2 分别表示父云和两个子云的面积; w_i 表示不同波段数据的权值; $E_{n,i}$ 、 $E_{n_1,i}$ 、 $E_{n_2,i}$ 分别表示父云和两个子云的熵。

2) 几何形状差异性度量。已有研究表明,增加对几何形状相似程度的判断可以大大提高对象提取质量。因此,本文引入几何形状描述特征进行差异性度量,包括光滑性和紧凑性两种特征参数。利用光滑性度量有利于优化具有光滑边界的图像对象,定义为:

$$h_{\text{smooth}} = n_m \frac{l_m}{\sqrt{b_m}} - \left(n_1 \frac{l_1}{\sqrt{b_1}} + n_2 \frac{l_2}{\sqrt{b_2}} \right) \quad (2)$$

式中, l_1 、 l_2 、 b_1 、 b_2 分别表示相邻两个子云的周长和最小外包矩形的周长; l_m 、 b_m 表示父云的周长和最小外包矩形的周长。

紧凑性属于空间对象的概念,当不同的图像对象光谱及其他特征仅存在一个微弱的差异时,紧凑性度量有利于将紧凑性和非紧凑性对象分开,定义为:

$$h_{\text{com}} = n_m \frac{l_m}{\sqrt{n_m}} - \left(n_1 \frac{l_1}{\sqrt{n_1}} + n_2 \frac{l_2}{\sqrt{n_2}} \right) \quad (3)$$

几何形状特征的利用有助于避免纹理密集区域形成不规则对象的碎片,总体的几何形状差异性采用光滑度 h_{smooth} 和紧凑度 h_{com} 来衡量,其定义如下:

$$h_{\text{shape}} = (1 - w_{\text{smooth}}) h_{\text{com}} + w_{\text{smooth}} h_{\text{smooth}} \quad (4)$$

w_{smooth} 表示光滑度在形状差异性度量中的权值。

3) 综合差异性度量准则。对象的综合差异性采用光谱和几何形状差异性的线性叠加来表示:

$$f = \omega h_{\text{color}} + (1 - \omega) h_{\text{shape}} \tag{5}$$

式中, ω 为光谱差异性在综合准则中所占的权值。

在云综合过程中, 根据合并的准则, 在云模型之间寻找最佳的合并对象。

1.5 云的综合算法

图像分割的根本目的是将相同或者相似性质的像素或者区域合并在一起, 形成均质的图斑。根据观察的粒度不同, 图像分割得到的结果也不一样。图斑的合并是实现图像分割的关键步骤, 而云综合算法是实现图斑合并的一种新手段。

云综合算法, 即将两朵或多朵子云进行综合, 生成一朵新的高层概念的父云, 其本质为将两个或两个以上的同类型语言值综合为一个更广义的概念语言值, 属于概念提升范畴。其原理可以描述如下。

给定两朵相邻的云模型 $C_1(E_{x_1}, E_{n_1}, H_{e_1})$ 和 $C_2(E_{x_2}, E_{n_2}, H_{e_2})$, 令合并以后的云模型为 $C(E_x, E_n, H_e)$, 则:

$$E_x = \frac{E_{x_1} E'_{n_1} + E_{x_2} E'_{n_2}}{E'_{n_1} + E'_{n_2}} \tag{6}$$

$$E_n = E'_{n_1} + E'_{n_2} \tag{7}$$

$$H_e = \frac{H_{e_1} E'_{n_1} + H_{e_2} E'_{n_2}}{E'_{n_1} + E'_{n_2}} \tag{8}$$

式中, E'_{n_1} 、 E'_{n_2} 的计算方法如下所示。

设 $M_{C_1}(x)$ 和 $M_{C_2}(x)$ 分别为 C_1 和 C_2 的期望曲线方程, 令

$$M'_{C_1}(x) = \begin{cases} M_{C_1}(x), & (M_{C_1}(x) \geq M_{C_2}(x)) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{9}$$

$$M'_{C_2}(x) = \begin{cases} M_{C_2}(x), & (M_{C_2}(x) > M_{C_1}(x)) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \tag{10}$$

则:

$$E'_{n_1} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_U M'_{C_1}(x) dx \tag{11}$$

$$E'_{n_2} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_U M'_{C_2}(x) dx \tag{12}$$

基于局域最佳相互适配思想, 云综合算法设计为:

- 1) 对任意一个云模型 S_0 , 根据云模型之间的拓扑连接关系, 对所有与云模型 S_0 相邻的云模型对象依次进行云模型的综合判断, 找到满足云模型的差异性度量准则且两者之间特征差异性最小的云模型对象 S_1 ;
- 2) 对于云模型 S_1 , 采用同样的方法找到与云模型 S_1 特征差异性最小的云模型 S_2 ;
- 3) 如果 $S_0 = S_2$, 则认为云模型 S_0 和云模型 S_1 很好地满足了特征同质准则, 对二者进行云综合, 并更新云模型之间的拓扑连接关系;
- 4) 如果 S_0 与 S_2 不相等, 则对 S_0 不进行处理, 接下来对云模型 S_1 重复进行上述的搜索和处理;
- 5) 依次循环, 对所有的云模型对象进行上述操作, 即可得到一个多尺度的分割结果图像。

2 实验与分析

在初始分割图斑结果(见图 2)的基础上进行不同的综合差异性阈值云综合实验。图 4 为综合差异性阈值为 20 时得到的结果图, 图 5 为综合差异性阈值为 40 时得到的结果图。由于光谱特征在影像分割过程中比较重要, 因此光谱差异性权值设置为 0.8; 形状差异性中, 紧凑度权值为 0.7, 光滑度权值为 0.3。本文同时采用了 K 均值算法(见图 6)和 ISODATA 算法(见图 7)进行分割实验, 与本文提出的算法的分割结果进行对比。

从图中可以看出, 本文提出的方法基于模糊理论和粒度理论, 采用云模型基于异质性准则, 既

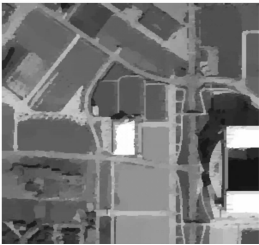


图 4 综合结果 1
(综合差异性阈值=20)
Fig. 4 Integration
Result 1 ($f=20$)

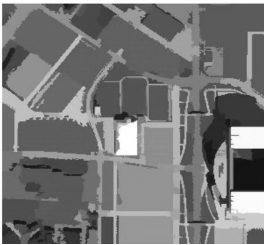


图 5 综合结果 2
(综合差异性阈值=40)
Fig. 5 Integration
Result 2 ($f=40$)



图 6 K 均值
分割结果
Fig. 6 Result
of K-Means



图 7 ISODATA
分割结果
Fig. 7 Result
of ISODATA

综合利用了高分辨率遥感影像的丰富信息,又很好地描述了影像的不确定性,总体分割效果较好。与传统的 K 均值和 ISODATA 算法相比,可以看出,采用顾及形状特征的云模型分割方法可以灵活运用地物本身的几何信息和空间信息,极大地改善了高分辨率遥感影像的分割效果,为后续的分类打下坚实的基础。

在分割实验中,每个选取的阈值都统一地作用于整幅图像,不同对象间由于特征不同,合并的阈值也就不一样。选择较大的阈值会造成较小地物对象间的合并出现错误;反之,选择较小的阈值则不能很好地进行较大地物对象的合并。因此,需要研究新的理论方法来对不同的地物自适应决定合适的阈值进行合并,下一步拟进行以区域破碎程度或地物大类预分来指导阈值选取的研究。

参 考 文 献

[1] 李德毅,杜鹁. 不确定性人工智能[M]. 北京:国防工业出版社,2005

[2] 秦昆,李德毅,许凯. 基于云模型的图像分割方法研究[J]. 测绘信息与工程,2006,31(5):3-5
[3] 陈忠. 高分辨率遥感图像分类技术研究[D]. 北京:中国科学院,2006
[4] de Smet P, Pires R L. Implementation and Analysis of an Optimized Rain Falling Watershed Algorithm [C]. SPIE, 2000
[5] 陈云浩,冯通,史培军,等. 面向对象和规则的遥感影像分类研究[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2006, 31(4):316-320
[6] 明冬萍,骆剑承. 高分辨率遥感影像特征分割及算法评价分析[J]. 地球信息科学,2006,8(1): 103-109
[7] 张铃,张钹. 问题求解理论及应用[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社,2007

第一作者简介:巫兆聪,教授,博士,博士生导师。主要研究方向为遥感影像智能处理,软计算方法在遥感影像处理中的应用。
E-mail:zcwoo@whu.edu.cn

A Cloud-Model-Based Remote Sensing Image Segmentation
Concerned with Geometrical Features

WU Zhaocong¹ QIN Maoyun¹ ZHANG Xiao¹

(1 School of Remote Sensing Information Engineering, Wuhan University, 129 Luoyu Road, Wuhan 430079, China)

Abstract: Cloud model, an information transition model between qualitative and quantitative, is beneficial to the processing of uncertainty in remote sensing image. Aiming to deal with uncertainty better, a new approach for image segmentation which integrates cloud model and fuzzy theory is proposed. This approach adopts watershed algorithm to produce clumps from original image. These original clumps are abstracted to cloud models and described with cloud models parameters. The cloud integration algorithm is constructed via the differential measurement rule which is defined by the cloud notion. And cloud models, similar in color, shape and topology, are merged together by integration of cloud notion. Thus, the clumps are combined in different granularity spaces and the multi-scale remote sensing image segmentation is realized.

Key words: cloud model; remote sensing image segmentation; geometrical features

About the first author: WU Zhaocong, Ph. D, professor, Ph.D supervisor, his research aspect is Intelligent processing of remote sensing and the application of soft computing in remote sensing image processing.
E-mail: zcwoo@whu.edu.cn