

基于分形理论的遥感影像分类研究

胡杏花^①,朱谷昌^②,徐文海^③

(^① 中南大学地学与环境工程学院,长沙 410083;^② 有色金属矿产地质调查中心,北京 100012;

^③ 有色金属华东地质勘查局,南京 210007)

摘要:分形理论是非线性科学领域的一大支柱,它的提出为人们解决非线性世界的问题提供了新的思想和方法,由于分形维数与人类对图像表面纹理粗糙度的感知是一致的,利用分形理论进行遥感影像分类具有潜在的理论和应用价值。本文根据遥感影像特点,引入分形方法来描述其纹理结构特征,利用双毯覆盖模型来提取遥感影像的纹理特征,在此基础上,采用 K-means 算法将纹理结构特征与光谱特征相结合,进行遥感影像分类,其分类效果优于单纯采用光谱特征的分类。

关键词:分形纹理;分形维数;遥感影像;图像分类

doi:10.3969/j.issn.1000-3177.2011.05.018

中图分类号:TP79 文献标识码:A 文章编号:1000-3177(2011)117-0100-04

Study on Classification of Remote Sensing Image Based on Fractal Theory

HU Xing-hua^①, ZHU Gu-chang^②, XU Wen-hai^③

(^① Central South University, Changsha 410083;

^② China Nonferrous Metals Resource Geological Survey, Beijing 100012;

^③ East China Mineral Exploration and Development Bureau, Nanjing 210007)

Abstract: Fractal theory is the pillar of nonlinear science, which has been proposed for people to solve the nonlinear problems of the world, provides the new ideas and methods. Because the fractal dimension and human perception to the image texture roughness is consistent, so fractal theory has the potential for remote sensing image classification theory and application. This article based on the characteristics of remote sensing image introduced how to describe and capture the texture features of ground objects by Double Blanket Covering model. Furthermore, the texture feature and spectral information were combined to classify the remote sensing image with K-means algorithm. The experiment results showed that compared with using the spectral information only, the image classification accuracy was improved greatly by using texture feature.

Key words: fractal texture; fractal dimension; remote sensing image; image classification

1 引言

传统的遥感影像分类大多是基于光谱特征进行的,然而许多研究表明光谱特征不可避免地受到多种因素的干扰,特别是“同物异谱,异物同谱”问题的影响和制约,限制了影像的分类精度。纹理特征是基于区域的,相对于光谱特征而言受外界影响较小,

提取遥感影像所包含的纹理特征并加以利用可以弥补光谱信息的不足,有助于提高分类的精度。尤其是随着遥感影像的空间分辨率越来越高,其包含的纹理信息也越来越丰富,因此提取和利用遥感影像所蕴含的纹理信息具有重要意义。

分形理论是非线性科学领域的一大支柱,它的提出为人们解决非线性世界的问题提供了新的思想

收稿日期:2010-08-23 修订日期:2010-10-12

作者简介:胡杏花(1986~),女,中南大学地学与环境工程学院在读硕士研究生,研究方向为遥感地质与地理信息系统应用。

E-mail: hxhsu@126.com

和方法,并被广泛地应用于诸多领域。应用分形理论的基本出发点多来自分形维数的计算,分形维数作为分形几何结构特征的一种刻画,发展出了众多的定义和计算方法。对于遥感影像而言,不同地物的纹理粗糙程度往往不同,分形维数作为分形的一种度量,可以较好地表征纹理的粗糙度,这使得利用分形理论提取遥感图像纹理特征并以此区分不同的地物成为可能。

本文采用双毯覆盖模型计算遥感影像各像元的分形维数,从而提取其纹理特征图像,再将它与光谱特征相结合以 K-means 算法进行分类,来提高遥感影像的分类精度。

2 分形概述

“分形(Fractal)”是 20 世纪 80 年代由法国数学家 Mandelbrot 从非规整几何的量测问题出发创立的新型理论,它被定义为“一种由许多个与整体有某种相似性的局部所构成的形体”,可以用来描述自然界中传统欧几里德几何学所不能描述的一大类复杂无规则的几何对象。这些对象的一个共同特点是具有明显的不随观察尺度的减小而消失的不规则性,由于随机因素的影响,它们的形态具有某种意义的整体和局部、局部与局部之间的自相似性。这种自相似性被 Mandelbrot 认为是分形的基本原则,而分形维数则是定量表征自相似性的最佳工具,也是分形理论应用于各领域的基本出发点。近年来,人们对分形理论的数学基础和具体应用做了大量研究,将分形的思想和方法应用到模式识别、自然环境模拟、信号与信息处理及艺术制作等诸多领域。文献[4]指出,自然界中大多数物体表面在空间上具有分形特性,并且这些表面的灰度图像也同样如此,这为分形理论在图像分析方面的应用研究提供了理论基础。

目前,分形理论在图像纹理分析中的研究取得了一些成果,例如将分形理论用于声纳图像识别、医学影像纹理分析、航空图像分类^[2]、红外目标识别^[1]、掌纹识别等。对于遥感影像而言,应用分形理论的研究尚不多见,已有的研究内容主要包括遥感影像压缩编码、生成遥感虚拟现实图像和影像纹理分析等,由于分形维数与遥感影像不同地物纹理结构间存在着紧密联系,使分形理论在遥感影像的纹理特征提取中具有强大的应用潜力。

3 遥感影像分形维数计算

分形维数作为描述分形自相似性的一种度量,

最早由 Pentland 于 1984 年应用到图像处理中来。在图像分析中,常将影像从二维平面 (x, y) 拓展至三维空间 (x, y, z) , x, y 分别对应着影像像元的行列坐标, z 则是像元灰度相对于 x, y 坐标的第三维坐标,从而形成影像的灰度曲面,分形维数在图像分析中最直接的意义在于它可以反映出这种灰度曲面的起伏程度,并具有多尺度多分辨率的不变性。分形维数与人类对影像表面纹理粗糙度的感知是一致的,即影像表面越粗糙时分形维数越大,反之越小,因此分形维数可以很好地反映出遥感影像纹理的粗糙程度,可用来描述遥感影像的纹理特征。目前分形维数的计算方法众多,经反复实验分析对比,本文采用了双毯覆盖模型来计算遥感影像各像元的分形维数以提取其纹理特征。

把遥感影像的影像灰度看作为相对于影像坐标的第三维形成的灰度曲面,在灰度曲面的上下 ϵ 处构成一个厚度为 2ϵ 的“毯子”,毯子的表面积为毯子的体积除以 2ϵ 。对于不同的距离 ϵ ,可用如下方法计算出毯子的表面积:

令 $f(i, j)$ 代表灰度值函数,上表面和下表面分别以 u_ϵ, b_ϵ 表示,初始情况下令

$$u_0(i, j) = b_0(i, j) = f(i, j) \quad (1)$$

上下两张曲面分别按如下原则生长:

$$u_\epsilon(i, j) = \max \left\{ u_{\epsilon-1}(i, j) + 1, \max_{d(i, j, m, n) \leq 1} u_{\epsilon-1}(m, n) \right\}, \quad \epsilon = 1, 2, 3, \dots \quad (2)$$

$$b_\epsilon(i, j) = \min \left\{ b_{\epsilon-1}(i, j) - 1, \min_{d(i, j, m, n) \leq 1} b_{\epsilon-1}(m, n) \right\}, \quad \epsilon = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

其中 $d(i, j, m, n)$ 为 (i, j) 与 (m, n) 两点间的距离。

则“毯子”的体积为:

$$v_\epsilon = \sum_{i, j} (u_\epsilon(i, j) - b_\epsilon(i, j)) \quad (4)$$

表面积为:

$$A(\epsilon) = \frac{v_\epsilon}{2\epsilon} \quad (5)$$

由于分形表面积符合关系式:

$$A(\epsilon) = F\epsilon^{2-D},$$

则

$$\log A(\epsilon) = c_1 \log \epsilon + c_0 \quad (6)$$

改变尺度 ϵ 的大小,就可以计算出一系列的 $\log A(\epsilon)$,再以最小二乘法对 $\{\epsilon, \log A(\epsilon)\}$ 点对进行线性回归,可求出回归直线的斜率 C_1 ,通过直线斜率与分形维数的关系: $C_1 = 2 - D$ 即可求出分形维数 D 。

4 基于分形的遥感影像纹理特征提取

遥感影像的纹理特征不仅来自于单个像素,还与该像素周围的灰度分布状况有着非常密切的联系,它反映了图像的灰度在空间上的变化情况,这种空间变化特征不能直接获得而只能用数学变换和数学分析的方法获取。目前提取遥感影像纹理特征的方法众多,归纳起来可分为统计方法、结构(几何)方法、模型方法以及基于数学变换的方法。分形是一种基于模型的方法,它通过分形维数来表征遥感影像纹理的粗糙程度,本文采用双毯覆盖模型来计算影像每个像元的分形维数从而获得其纹理特征图像。

4.1 数据准备

实验选用巴音山地区 Landsat5 TM 多光谱遥感数据作为基本数据源,像元大小为 1533×933 ,如图 1 所示,影像包含的区域位于青海省海西州都兰县东北,面积约 300km^2 ,海拔 $3600\text{m} \sim 4800\text{m}$,影像区属高原高山地貌,地表一般沟谷平坦开阔。区内有少许植被覆盖,荒漠化普遍,山区岩石大多裸露,残坡积沙土及碎石层发育。高山脊顶处的富含氧化铁的残坡积物以深色调的暗酱红色显示。

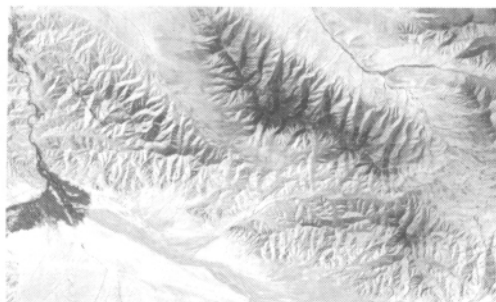


图 1 实验影像(741 波段组合)

多波段遥感影像各波段之间往往存在较大的信息冗余,对于纹理分析而言,目前较常用的做法是取具有最大方差或熵值的波段,或对各波段进行主成分变换后,以信息量最丰富的主成分作为纹理分析的数据^[8]。

对原始影像进行主成分分析后发现第一主成分所包含的信息占有所有波段的 94.81%,因此用影像的第一主成分作为纹理分析的基础数据。

由于原始影像中包含有较多的植被,为了能够将其准确识别,提取归一化的植被指数:

$$\text{NDVI} = (\text{TM4} - \text{TM3}) / (\text{TM4} + \text{TM3}) \quad (7)$$

其中 NDVI 为植被指数, TM3、TM4 表示为原始影像的第 3 和第 4 波段。经进行影像各波段数据

特征统计和相关性分析,确定 TM7、TM5、TM1 波段和归一化的植被指数作为光谱分析的数据。

4.2 纹理特征提取

上述分析确定以遥感影像的第一主成分作为纹理分析的基础数据,为了提取整幅遥感影像的纹理特征,必须计算每个像元的分形维数,而单个像元的分形维数计算是基于其所在的邻域范围的,因此要计算整幅遥感影像中每个像元的分形维数可采用类似卷积的方式,在滑动窗口内按第 3 节介绍的方法进行计算,并选择合适的窗口尺寸来遍历图像中的所有像素。以 Matlab 为实验工具,编写程序提取遥感影像第一主成分的分形维数图像作为其纹理特征,具体步骤简述如下:

Step1: 确定需计算的像素 (i, j) , $1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N, M, N$ 为图像的行、列数;

Step2: 确定像素 (i, j) 的邻域范围;

Step3: 用双毯覆盖模型计算此范围内的分形维数,并将计算结果作为像素 (i, j) 的返回值;

Step4: 重复计算,遍历图像中的所有像素,则可以得到与原图像同样大小的基于双毯覆盖分形维数的图像,从而提取出原图像的纹理特征图。

利用滑动窗口操作时对图像边界的处理常有 3 种方式:保留边界处的灰度值、在边界部分补零和复制边界像素,前两种方法会给边界处的分形维数计算造成很大的误差,本文采用复制边界像素的方法来处理。对于遥感影像而言,分形维数的取值范围在 2~3 之间,将其映射到 0~255 之间后形成纹理特征图像。实验用不同尺寸的滑动窗口提取了影像的纹理特征,对比分析后发现当滑动窗口尺寸选择为 9×9 ,双毯覆盖的尺度范围为 10~50 时提取的纹理信息较丰富,且最后参与分类的效果较好(见图 2)。

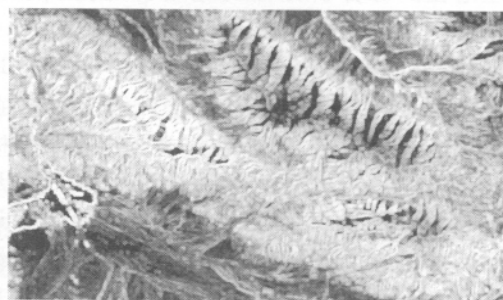


图 2 基于双毯法分形维数的纹理特征图像

从图 2 所示的纹理特征图像上看,较亮的区域的维数较高,反映出影像中岩石区纹理复杂的特点,而较暗的区域则对应影像中较平滑的荒漠区,表明它能够反映出原始影像地物的复杂程度。

5 结合分形纹理的分类结果及评价

根据原始影像,确定将影像范围内的地物划分为蚀变区、岩石区、植被区和荒漠区 4 种类型,其中蚀变区为影像中的暗酱红色部分,植被区为绿色部分,荒漠区和岩石区色调较接近,但二者的纹理特征有较大差异。分别采用光谱特征、结合光谱与纹理特征以 k-means 算法进行分类,分类时初始类别数均为 8、迭代次数均为 35 次,分类实验结果如图 3 所示。

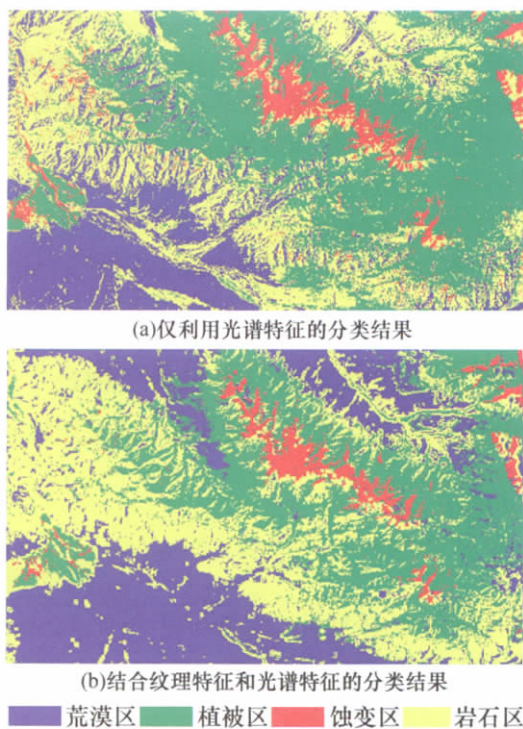


图 3 分类实验结果

在仅利用光谱特征的分类结果中,岩石区和荒漠区之间存在较大的错误分类。荒漠区很多像元被划分成岩石,图 3(a)下部和右上部荒漠被错分的现象最为严重;原图像的岩石区比较连续,但在仅用光谱分类得到的结果中,岩石区内部凌乱,很多像元被

错误地划分成荒漠。图 3(b)中荒漠区和岩石区的界线与原始影像基本相符,岩石区内部凌乱的情况得到很大改善,整体性较强,对植被的分类也更加细致,这表明引入基于分形维数的纹理特征后,分类精度得到了较大的提高。

为了对分类结果进行定量评价,在 PCI 软件中随机生成 400 个样点,结合目视判读对分类结果进行精度评价,如表 1 所示。

表 1 分类精度

分类方法	总体精度	kappa 系数
仅利用光谱特征分类	62.0	0.45
结合纹理特征与光谱特征分类	72.5	0.61

表 1 中的数据定量表明了引入基于分形维数的纹理特征后,分类精度有很大提高,总体精度提高了 10.5%,kappa 系数也从 0.45 上升到 0.61。因此,实验结果表明将分形理论应用于遥感影像纹理分析是可行的,基于分形维数的纹理特征有助于遥感影像分类精度的提高。

6 结束语

对于遥感影像分类,选择合适的分类特征和选用有效的分类器是提高分类和识别精度的两个方向,传统的分类特征大多是基于光谱的,但光谱信息存在局限性,引入纹理特征是提高分类精度的一种新途径。本文研究表明,利用分形理论可以有效地描述遥感影像的纹理特征,将分形纹理与光谱特征相结合进行分类时,像元之间因光谱相近导致的混分误差被大为减少,相比单纯地利用光谱特征,分类的精度得到了很大的提高。分形理论作为非线性科学研究中的重要成果,在遥感影像纹理分析研究中具有巨大的潜力,如何更好地将此理论应用于遥感领域中值得进一步研究与探讨。

参考文献

- [1] 李宏贵,李兴国,等.基于分形特征的红外图像识别方法[J].红外与激光工程,1999,28(1):20-28.
- [2] 李厚强,刘政凯,林峰.基于分形理论的航空图像分类方法[J].遥感学报,2001,5(5):353-357.
- [3] 田琼花.遥感影像纹理特征提取及其在影像分类中的应用[D].武汉:华中科技大学,2007.
- [4] 杨光俊.分形的数学[M].昆明:云南大学出版社,2002.
- [5] 章孝灿,黄智才,赵元洪.遥感数字图像处理[M].浙江:浙江大学出版社,1999.
- [6] 王娟,张军,等.基于分形纹理的遥感影像土地覆盖的分类方法研究[J].测绘科学,2008,33(2):15-17.
- [7] 夏勇,赵荣椿.基于形态学多重分形的遥感图像多尺度分割[J].计算机应用,2006,26(9):2071-2073.
- [8] 舒宁.卫星遥感影像纹理分析与分形分维方法[J].武汉测绘科技大学学报,1998,23(4):370-373.