

文章编号:1007-2276(2002)01-0018-05

## 基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法

王淑华<sup>1</sup>, 赵宇明<sup>1</sup>, 周小四<sup>1</sup>, 周红妹<sup>2</sup>

(1. 上海交通大学图像处理与模式识别研究所, 上海 200030;

2. 上海市气象科学研究所, 上海 200030)

**摘要:**长期以来, 目视判读是卫星云图分析中普遍使用的一种方法, 这种定性分析的方法主观性大, 准确性难于保证。纹理信息是图像的空间信息, 它反映了图像的灰度性质及其空间关系。文中提出一种基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法, 该算法利用云雾纹理的分形特征, 在灰度连通域采用加权的差分盒维数算法, 对云雾进行分割。实验表明: 该算法能有效地对 GMS 和 NOAA 两种卫星云图进行云雾分离, 单幅图像雾的正确提取率可达 90% 以上。

**关键词:** 卫星云图; 纹理分析; 分数维

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A

## Automatic classification of cloud and mist based on weighted fractal dimension

WANG Shu-hua<sup>1</sup>, ZHAO Yu-ming<sup>1</sup>, ZHOU Xiao-si<sup>1</sup>, ZHOU Hong-mei<sup>2</sup>

(1. Institute of Image Processing and Pattern Recognition of Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China;

2. Meteorological Science Institute, Shanghai 200030, China)

**Abstract:** The image texture includes both gray attributes and space relationship. In this paper, a new kind of weighted differential box-counting algorithm of fractal dimension is proposed. The value of weight is decided by gray scale. Experiments on meteorology nephogram from both GMS and NOAA satellite show that the algorithm is very efficient in automatic classification of cloud and mist. The correct rate of mist extraction of one image is above 90%.

**Key words:** Satellite nephogram; Texture analysis; Fractal dimension

### 1 引言

云和雾是天气系统中两个重要的研究对象, 虽然

都是空气中水汽的集合体, 但它们的形成过程和对环境的影响有很大不同。云对降水影响很大, 而雾对交通、运输以及水上作业人员影响很大。在气象云图中, 云和雾的外观比较接近, 虽然有经验的气象工作

收稿日期: 2001-08-27

作者简介: 王淑华(1976-), 女, 山东章邱市人, 硕士, 主要从事纹理图像分析、处理与识别方面的研究工作。

人员通过仔细分析可以将云和雾做一些区分,但由于主观因素,结果受分析人员经验、知识等诸多因素影响很多。更为重要的是,在天气预报或监测系统中,从卫星传来的大量气象云图数据,人工分析不仅费时费力,而且准确性和及时性难于得到保障。从计算机图像分析的角度,利用云雾纹理的分形特征对卫星云图进行自动处理,从而实现云雾的自动分离,可提高识别的准确度和可靠度。

## 2 纹理分析的基本方法和计盒维数的求取

从 20 世纪 60 年代开始,遥感图像分类技术一直立足于单像元的光谱能量信息,也就是根据像元本身的光谱能量分布,按统计学算法对单个像元进行分类。到了 70 年代,由于陆地卫星的发射和卫星数据的广泛应用,使仅依靠单个像元光谱信息的简单分类方法难以满足实际的要求,于是利用空间信息及多时相信息的新方法被陆续提出<sup>[1]</sup>。

纹理信息是图像的空间信息,它反映了图像的灰度性质及彼此的空间关系,表征了多个像元之间的共同性质,能很好地兼顾图像的宏观性质及细部结构。纹理分析方法基本上可分为统计方法、结构方法、模型方法以及谱方法等。统计方法主要描述纹理单元或局部模式随机分布,典型的有灰度共生矩阵纹理分析方法、Laws 纹理能量法等;基于结构的方法是将研究重点放在纹理单元及其周期性排列的空间几何特征和排列规则上,如形态学、图论、拓扑等;谱方法是利用在空间域和频率域同时取得较好局部特性的滤波器进行滤波,从而达到纹理分析的目的,主要有小波变换法和 Gabor 变换法;基于模型的方法是假设纹理按某种模型分布,通过求模型参数来进行分析,如 Markov 随机场模型、Gibbs 随机场模型、分形模型等<sup>[2-4]</sup>。

自从 20 世纪 70 年代 Mandelbrot 创立了分形理论以来,分形特征分析被广泛应用于图像压缩、图像分割等领域。分数维的提出为纹理分析提供了新的思路,很多自然景物都符合分形的特征,其分数维的计算给出统计意义的描述,充分体现了纹理的复杂度和粗糙度。文中正是从该思想出发,并结合卫星云图中云和雾的特点,采用分形理论对其进行分离。

分形维数有多种定义,如 Hausdorff 维数、关联维数、相似维数、信息维数、添充维数、Lyapunov 维数等。为计算方便,常用的方法是计盒维数法,具体定义如下<sup>[5]</sup>:

设  $F$  是  $R^n$  上任意非空的有界子集,  $N_\delta(F)$  是最大直径为  $\delta$ , 可以覆盖  $F$  的集的最少个数, 则  $F$  的下、上盒维数分别定义为:

$$\underline{Dim}_\delta F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (1)$$

$$\overline{Dim}_\delta F = \overline{\lim}_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (2)$$

如果这两个值相等,则称这两个的值为  $F$  的盒维数,记为:

$$Dim_\delta F = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log N_\delta(F)}{-\log \delta} \quad (3)$$

## 3 卫星云图中云和雾的图像特征以及其分数维的计算

与很多其它自然景物一样,在气象云图上的云雾具有很好的分形特性。所谓分形,即整体和局部的自相似性,图像在不同的尺度上是相似的,利用这一特点,可对云雾进行分离。仔细比较已知的云雾图可发现(如图 1 所示):云雾的灰度表面纹理粗细不一样,由此对应不同的分形维数,云的分形维数较大;而雾对应的分形维数较小,因此可利用分形维数的大小对云雾进行区分。

对于图像分数维的计算,很多学者进行了研究。考虑到云和雾的特点,文中采用 Sarkar 和 Chaudhuri



图 1 典型的云和雾样本图

(a), (b), (c) 为不同的云, (d) 为雾

Fig. 1 Samples of typical cloud and mist

(a), (b), (c) different cloud, (d) mist

共同提出的差分盒维数 DBC (Differential box-counting) 方法<sup>[1,2]</sup>。具体如下:

对于  $n$  维空间中有界集合  $A$ , 若  $A$  可以表示为其自身的  $N_r$  个互不覆盖的子集的并时, 则  $A$  是自相似的。此时,  $A$  的分形相似维数由下面的关系式给出:

$$1 = N_r r^D \quad \text{或} \quad D = \log N_r / \log(1/r) \quad (4)$$

式中  $r$  —— 比例因子;

$N_r$  —— 半径  $r$  的集合覆盖目标物体所需的最小集合数;

$D$  —— 窗口内图像的分形集的分数维。

这种自相似定义理论上好理解, 实际上很难计算, 实际采用的方法如下:

假设图像大小为  $M \times M$ , 按比例尺缩小到  $s \times s$ ,  $1 < s \leq M/2$ , 且  $s$  为整数, 则需要对尺度  $r$  进行估算, 尺度  $r$  为:

$$r = M/s \quad (5)$$

把图像看成一个  $(x, y, z)$  的三维空间,  $(x, y)$  表示二维图像的像素坐标,  $z$  为图像的灰度。将  $(x, y)$  空间划分成  $s \times s$  的一些小区域, 在每个小区域上堆叠一系列底为  $s \times s$ , 高为  $h$  的盒子, 这样每个盒子的体积为  $s \times s \times h$ , 其中盒子的高度  $h$  可通过图像的总灰度级  $G$  来计算:

$$[G/h] = [M/s] \quad (6)$$

式中  $[G/h]$  —— 图像的最大灰度值与最小灰度值之差。

设第  $(i, j)$  块区域中灰度级最小值与最大值分别落在第  $K$  和第  $L$  个盒子中, 这样覆盖第  $(i, j)$  个区域所需的盒子数为:

$$n_r(i, j) = L - K + 1 \quad (7)$$

统计图像经过的盒子的总数  $N_r$  为:

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j) \quad (8)$$

对不同的尺度  $r$ , 求出对应的盒子数  $N_r$ , 分别以  $\log$

$(1/r)$  为横坐标, 以  $\log(N_r)$  为纵坐标, 将对应的  $\log(N_r)$  和  $\log(1/r)$  的点描绘在图上, 根据最小二乘法用一条直线去拟合这些点, 直线的斜率  $K$  对应图像的分形维数  $D$ 。

#### 4 基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法

传统上, 人们对气象云图进行方块子图的划分, 并通过对各子图分数维的分析来判断子图的云雾属性。这种做法使得划分云和雾边界时出现分段线性化, 造成云雾边界划分的不确定性。

另外, 在气象云图中, 云雾红外波段的灰度值与亮温值相反。云因为高度分布范围大, 温度变化范围也大, 而雾因为接近地面, 温度变化范围小。云雾的这些特点反映在灰度分布的直方图上, 就是云的灰度值变化范围大且不规则, 雾的灰度变化范围小, 规则且较均匀。在气象云图上, 云和雾的绝对灰度值因天气、气候的不同而不同, 但云相对雾而言, 一般具有比较亮的灰度值, 虽然不能简单地根据云雾的灰度值大小来区分云和雾, 但考虑到实际中低空层云的特性跟雾很接近, 纹理均匀, 分数维很低, 因此需要结合灰度信息进行分析。

为此, 文中提出一种基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法, 该算法具有如下两个显著特点:

(1) 对气象云图进行较小灰度邻近范围内灰度连通域的划分, 并通过对各灰度连通域分数维的分析来判断其云雾属性。由于图像中的观察目标在边界上表现出灰度和纹理的不连续性, 而在观察目标的内部具有灰度和纹理的同一性, 因此, 灰度连通域的划分大大提高了云和雾分类边界与其真实情况的接近程度。

(2) 分数维计算结合灰度连通域的灰度值大小采用加权的 DBC 算法, 用以提高云雾的有效识别率, 也就是说, 将图像的灰度划分为不同等级, 每一个等级赋以不同的权值, 通过求取连通域的平均灰度判断其灰度等级, 然后在 DBC 算法的基础上, 根据权值求取各部分的加权分数维。具体如下:

$$modulus = 1.0 / greylevel \quad (9)$$

$$lastmodulus = 1.0 + mm \cdot modulus \quad (10)$$

$$Dimension = Lastmodulus \cdot Truedimension \quad (11)$$

式中  $greylevel$  除掉背景以后, 按一定阈值(取 20)为基准将图像划分的等级数;

- $modulus$ ——相应灰度等级对应的权值;
- $mm$ ——连通域内平均灰度对应的等级数;
- $Lastmodulus$ ——连通域对应的权值;
- $Truedimension$ ——用 DBC 算法得到的分数维;
- $Dimension$ ——加权后的分数维。

最终以  $Dimension$  为依据来判别云雾属性。这样, 云因为灰度值较高, 则被赋予较大的权值, 从而拉大了云雾之间的差别, 方便了阈值的选取, 同时取得了较为理想的划分结果。

表 1 加权前后维数对照表

Tab. 1 Contrast table of fractal dimension with original algorithm and weighted DBC algorithm

Fractal dimension	Typical cloud	Cloud in lower sky	Fog
Before weighted	2.53~2.85	2.50~2.50	2.24~2.43
After weighted	3.65 or up	3.65~3.92	2.70~3.40

从表 1 可清楚地看到: 某些云与雾单靠维数根本无法区分, 引进灰度权值后较容易确定阈值, 划分云雾。

基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法的基本步骤为:

- (1) 通过设定阈值, 将背景和云雾分离;
- (2) 对分离出来的云雾图像进行灰度连通区的划分, 并计算各灰度连通区图像的分形维数;
- (3) 结合灰度权值得到加权的分数维, 由此判断每个连通区的云雾属性;
- (4) 为了与原始卫星云图进行比较, 在结果图像中仅保留雾的灰度信息, 而去除云和背景的灰度信息。

### 5 实验结果

运用上述基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法, 对由上海市气象科学研究所提供的 GMS 和 NOAA 两种卫星云图进行云雾分离实验。其中 GMS 卫星云图 57 幅, NOAA 卫星云图 20 幅。实验结果表明: 该算法能正确提取云和雾的分离边界, 单幅图像雾的提取率可达 90% 以上。

图 2 为 GMS 卫星云图的实验结果, 其中 (a) 为 GMS 卫星云图的原始样本, (b) 为基于灰度连通域加权分数维算法提取出的雾的结果, (c) 为根据没有加权的分维数提取出的雾的结果。(b)、(c) 仅保留了雾的灰度信息, 去除了云和背景的灰度信息。

图 3 为 NOAA 卫星云图的实验结果, 其中 (a) 为 NOAA 卫星云图的原始样本, (b) 为基于灰度连通域加权分数维算法提取出的雾的结果, 其中云和背景的灰度信息已去除。

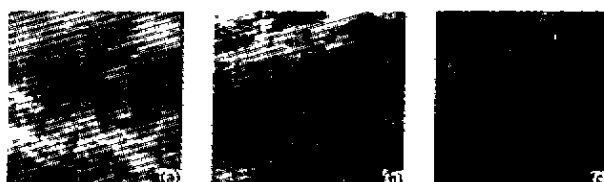


图 2 GMS 卫星云图的实验结果

(a) GMS 卫星云图的原始样本; (b) 由基于灰度连通域的加权分数维算法提取出的雾的结果; (c) 由普通 DBC 算法提取出的雾的结果

Fig. 2 Experiment results on nephogram of GMS satellite: (a) A original sample of nephogram taken from GMS satellite; (b) Mist area extracted by weighted DBC algorithm of fractal dimension; (c) Mist area extracted by general DBC algorithm of fractal dimension

### 6 结 论

所提出的一种基于灰度连通域加权分数维的云雾自动分离算法, 该算法利用云雾纹理的分形特征, 在灰度连通域采用加权的差分盒维数算法, 对云雾进行判别和分离。实验表明: 该算法能有效地对 GMS

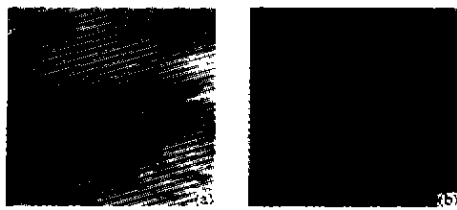


图3 NOAA卫星云图的实验结果

(a) NOAA卫星云图的原始样本; (b) 由基于灰度连通域的加权分维算法提取出的雾的结果

Fig.3 Experiment results on nephogram of NOAA satellite  
(a) A original sample of nephogram taken from NOAA satellite;  
(b) Mist area extracted by weighted DBC algorithm of fractal dimension

和 NOAA 两种卫星云图进行云雾分离,从而为雾的识别和信息提取提供一个较好的方法。

#### 参考文献:

- [1] 张大鹏. 模式识别与图像处理并行计算机系统[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 1998. 282-300.
- [2] 赵锋, 赵荣椿. 纹理分割及特征提取方法综述[J]. 中国图象学与图像分析, 1999, 3(12): 235-245.
- [3] 盛文, 等. 一种基于纹理元灰度模式统计的图像纹理分析方法[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 73-75.
- [4] 张济忠. 分形[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995. 95-107.
- [5] Sarker N, Chaudhuri. An efficient approach to estimate fractal dimension in texture image[J]. Pattern Recognition, 1992, 25: 1035-1041.
- [6] Chaudhuri, B B, Sarker N. Texture segmentation using fractal dimension[J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 17(1): 72-77.

(上接第 17 页)

表 1 去噪效果与保持边缘效果的比较

Tab.1 Comparison of the denoising capability and the edge-preserved capability

Filter	PM	$\sigma^2$	ENL	ESI		
				1	2	3
Original SAR image	1	90	4.42	1.0	1.0	1.0
Median	0.0929	71.4	6.51	0.70	0.69	0.71
Lee	1.027	69.28	10.33	0.65	0.72	0.71
Frost	1.002	56.50	12.40	0.52	0.61	0.58
Waveler	0.9953	68.73	8.72	0.70	0.65	0.79
Improved wavelet	0.9947	60.06	10.63	0.80	0.83	0.90

实验结果表明,改进小波变换去噪算法在平滑效果上虽然没有达到最好,但也与最佳的 Frost 滤波差别不大,但它保持边缘的能力却是其中最好的,而 Frost 滤波相对来说是比较差的。综合考虑 PM,

ENL 和 ESI 这三个原则,可以看出文中提出的这种改进的小波包含去噪算法是实用有效的。

#### 参考文献:

- [1] Frost V S, Stiles J A, Shanmugan K S, et al. A Model for Radar Images and its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise[J]. IEEE Trans. on PAMI, 1982, 4(2): 157-165.
- [2] Dong Y, Forsner B C, Milne A K, et al. Speckle suppression using recursive wavelet transforms[J]. INT. J. Remote Sensing, 1998, 19(2): 317-330.
- [3] Fukuda S, Hirosewa H. Suppression of speckle in aperture radar images using wavelet[J]. INT. J. Remote Sensing, 1998, 19(3): 507-519.
- [4] Lee J S. Digital Image Enhancement and Noise Filtering by Use of Local Statistics[J]. IEEE Trans. on PAMI, 1980, 2(2):