

文章编号:1007-2780(2013)01-0115-05

基于改进差分盒维数的烟雾分割方法

于海晶^{1,2}, 李桂菊^{1*}

(1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033, E-mail: yhjing_lovely@yahoo.com.cn;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘 要: 针对森林背景与烟雾的分形纹理结构的不同特性, 提出了改进差分盒维数的烟雾分割方法。首先, 在已有的差分盒维数算法基础上, 扩大子窗口的选择范围, 计算每个像素的分形维数值并分析得到的其分形特征数据; 然后, 选择合适的阈值对像素进行分类, 筛选出符合烟雾特征的像素, 从而实现烟与森林背景的分割; 最后, 应用形态学中膨胀算法进行连通处理。实验结果证明, 基于改进的差分盒维数方法对以树木为背景的烟雾图像具有较好的分割效果。

关 键 词: 差分盒维数; 分形; 图像分割; 数学形态学; 烟雾图像

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3788/YJYXS20132801.0115

Smoke Segmentation Method Based on Improved Differential Box-Counting Fractal Dimension

YU Hai-jing^{1,2}, LI Gui-ju^{1*}

(1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China, E-mail: yhjing_lovely@yahoo.com.cn;
2. University of Chinese Academy of Science, Beijing 100039, China)

Abstract: Aiming at the different texture characteristics of the forest and the smoke image, a smoke segmentation method about the improvement of differential box-counting(DBC)fractal dimension algorithm is proposed. Firstly, the improved algorithm expands the scope of child window based on the existing algorithm, calculates every pixel fractal dimension and analyses them. Then, it filters the pixels marked the smoke feature by choosing the fit threshold, it can realize smoke image segmentation. Finally, the expansive algorithm in the morphology is used to the connected processing. The experimental results demonstrate that the improved differential box-counting fractal dimension algorithm has a satisfying segmentation result.

Key words: differential box-counting; fractal; image segmentation; mathematical morphology; smoke image

1 引 言

分形能够反映图像表面纹理特性,对于具有不同物体的纹理图像,可以应用分形对其进行分

割^[1-2]。目前分形中差分盒维数算法已被广泛应用于自然景物等的识别和检测中^[3-4],文献[5-6]基于分形理论的机场跑道目标识别以及文献[7]利用多尺度分形的舰船目标检测,作者都将图像

收稿日期: 2012-03-12; 修订日期: 2012-11-19
基金项目: 国家自然科学基金(No. 61172111)
作者简介: 于海晶(1988—),女,吉林松原人,硕士研究生,主要从事图像处理,分形理论方面的研究。
* 通信联系人, E-mail: lgjciom666@yahoo.com.cn

的分形纹理特性与其灰度特征相结合,实现目标图像的检测,并取得较好的效果。文献[8]将分形应用于烟雾识别中,采用直接计算图像多重分形谱的方法,将计算得到的多重分形谱值作为特征参量,筛选烟雾像素点,实现烟雾检测。但其采用的多重分形谱直接方法过于复杂,权重因子的选择也颇为困难,识别结果也差强人意。

本文提出将差分盒维数理论应用于烟雾检测中,依据分形理论对其纹理特征进行分析研究,通过扩展子窗口的选择范围,减小了分形维数拟合带来的误差,使其更好地显示图像的表面信息。实验结果表明,将改进的差分盒维数与数学形态学^[9-10]相结合的烟雾分割算法,可以实现烟雾与树木的分割,具有一定的实用性。

2 分形理论基础

在 20 世纪 70 年代, Mandelbrot 将分形(fractal)这一概念引入自然科学领域,主要用来表征和描述复杂图形的复杂过程的。分形的本质是标度变化下的不变性,只有分形维数(Fractal Dimension)才能定量刻画分形的不规则性。分形维数作为图像表面不规则程度的度量,不仅能度量图像的复杂程度,而且具有多尺度多分辨率变化的不变性。从纹理分析的角度看,它与人类视觉对图像表面纹理粗糙程度的感知是一致的,即分形维数越大,对应的图形表面越粗糙;反之,分形维数越小,对应的图形表面越光滑^[2]。

根据分形维数的定义, $N_r \times r^D = 1$ 为常数。其中 N_r 是集合 A 按比例 r 缩小形成的集合不重叠覆盖 A 的子集个数,自相似集合 A 的分形维数 D 由公式(1)得到:

$$D = \frac{\log(N_r)}{\log(1/r)} \quad (1)$$

在文献[1]中, Sarkar 和 Chaudhuri 根据 ϵ -覆盖思想提出了一种有效的计算分形维数的方法,叫做差分盒维(Differential Box-counting, DBC)方法。该方法计算分形维数基本思想是:考虑 F 是一幅像素为 $M \times M$ 的图像, S 是像素为 $s \times s$ 的网格, F 被 S 分割($M/2 \geq s > 1$, 且 s 为整数),图 1 给出 $M=16$ 时的 F 被 S 覆盖的结果。 $r=s/M$ 为分割比例,设 G 是灰度的总数, s' 是每个 S 在 z 轴方向的灰度单位数值,由此得到关于 F 的等量关系:

$$G/s' = M/s \quad (2)$$

那么,在每个网格 S 里,都有大小 $s \times s \times s'$ 的盒子柱。将每一网格中的盒子按 $1, 2, \dots, n$ 进行编号。在尺度为 s 的第 (i, j) 网格中像素灰度的最大值、最小值分别记为 $g_{\max}, g_{\min}$, 那么在尺度 s 下,第 (i, j) 网格内最大值与最小值之间的盒子数 n_r 为

$$n_r(i, j) = g_{\max}/s' - g_{\min}/s' + 1 \quad (3)$$

所有网格的盒子的总数为:

$$N_r = \sum_{i,j} n_r(i, j) \quad (4)$$

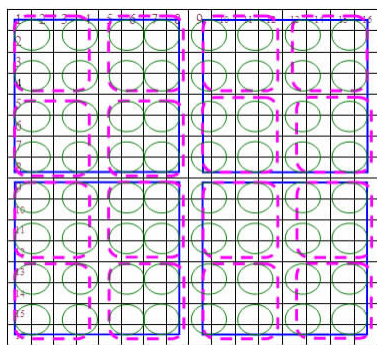


图 1 当 $M=16$ 时的 DBC 方法示意图

Fig. 1 Diagram of the DBC method when $M=16$

此时,要分别计算对应不同的 r 值和 s 值的 N_r ,再根据公式(1),从 $\log(N_r)$ 与 $\log(1/r)$ 的最小二乘拟合中估计出分形维数 D 。该方法既适用于简单分形,也适应于复杂分形,由于差分盒维数具有计算简单,易理解等特点,被广泛用于分形维数计算。

3 改进算法及误差分析

3.1 改进的 DBC 算法

在计算分形维数表征图像表面复杂度和粗糙度时,分形尺度 s 和子图像窗口 M 的选择对于实验结果影响很大。文献[1]的 DBC 算法将子窗口大小限制在 2 的整数幂上,使窗口选择不灵活,从而影响了分形维数对于图像表面特征的表达。本文针对子窗口 M 大小作了调整,可取 7, 9, 11 等非 2 整数幂的数。在给定子窗口 M 的前提下,随着尺度 s ($2 \leq s < M, s = 2^1, 2^2, \dots, 2^n$) 变化,相应子窗口 $M(s)$ 也随着改变,其值为 $M(s) = 2 \times l$ ($2 \times l > M, 2 \times (l-1) < M$), 比例 $r = s/M(s)$, $s' = G \times r$, 尺度的最大值为 2^n , 最终的子窗口大小选择为 $M(2^n)$ 。

图 2 给出 $M=9$ 时的具体改进过程,每一小

方格代表一个像素点,子窗口大小为 9×9 ,改进算法后子窗口扩大为 16×16 ,圆形表示尺度为 2 时盒子的覆盖窗口,此时 $M(s)=10$;圆角矩形表示尺度为 4 的盒子覆盖窗口,此时 $M(s)=12$;矩形表示尺度为 8 的盒子覆盖窗口,此时 $M(s)=16$ 。由公式(1)知,通过不同的尺度 s 值计算相应的 N_r ,分形维数 D 可以通过求 $\log(N_r)$ 与 $\log(1/r)$ 的最小二乘拟合进行估计^[11]:

$$y = Dx + c \quad (5)$$

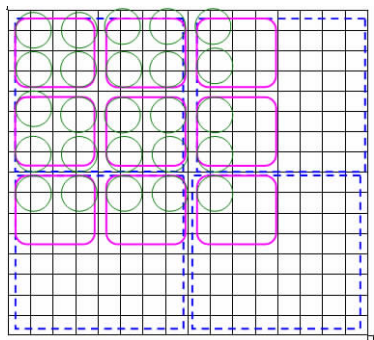


图 2 当 $M=9$ 时改进的 DBC 方法示意图

Fig. 2 Diagram of improved DBC method when $M=9$

其中 $y = \log(N_r)$, $x = \log(1/r)$ 。对于 n 个不同的 r 值或 s 值,分形维数 D 和偏移量 c 的公式如下:

$$D = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2} \quad (6)$$

$$c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - D \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (7)$$

直线拟合误差的估计衡量了回归拟合的质量,其表达式为:

$$E = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(Dx_i + c - y_i)^2}{1 + D^2}} \quad (8)$$

3.2 拟合直线误差分析

本文对像素大小为 380×430 的灰度图像用 MATLAB 进行仿真实验,灰度图像如图 3 所示,在该灰度图像上的树木区域和烟雾区域,各截取两幅像素大小为 16×16 的图像。依据文献[1]的 DBC 算法和改进 DBC 算法,分别计算其分形维数及其拟合误差。

文献[1]的 DBC 算法,对于子窗口 $M=16$,尺度 $s=2^1, 2^2, 2^3$, 8 位灰度图像 $G=256$,相应的 $s'=2^5, 2^6, 2^7$,按照公式(3)、(4)、(6)、(8)便可以



图 3 原始烟雾灰度图像

Fig. 3 Original Grey Smoke Image

计算出该子窗口的分形维数值 D 及相应误差值 E ;对于改进的 DBC 算法,子窗口 M 值改进过程原理如图 2 所示,选取子窗口 $M=9$,尺度 $s=2^1, 2^2, 2^3$,其对应的子窗口大小为 $M(s)=10, 12, 16$,尺度最大值为 2^3 ,将最终子窗口扩张为 $M=16$,也就是虽然起初选取的子窗口大小为 9×9 ,由于需要一个固定的子窗口在原始图像上遍历,应该把子窗口扩大为 16×16 , $r(s)=1/5, 1/3, 1/2$, $s'(s)=256/5, 256/3, 256/2$ 。同样可以根据公式(3)、(4)、(6)、(8),可以求得分形维数 D ,拟合直线误差 E 。图 4 给出了烟雾图像 1 的拟合直线图,矩形所标点代表原始点($\log(1/r), \log(N_r)$)的分布,圆所标注点代表拟合后的直线分布。对于各个图像的分形维数值 D 和误差 E 的结果,在表 1 中给出。

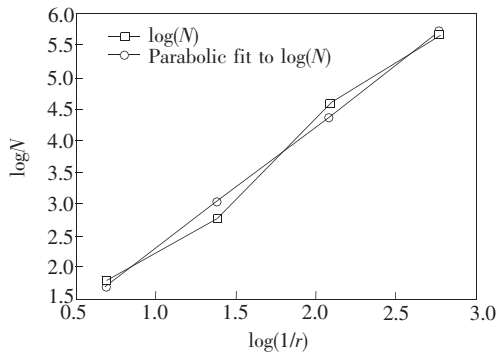


图 4 $\log(1/r)$ 与 $\log(N_r)$ 拟合直线图

Fig. 4 Fitting straight line of $\log(1/r)$ with $\log(N_r)$

表 1 表明:对像素大小为 16×16 的同一图像,改进的 DBC 算法与文献[1]的 DBC 算法相比,森林与烟雾之间的分形维数差值的更大,拟合产生的误差更小,所以,更能准确地反映分形图像表面纹理特征。

表 1 文献[1]DBC 与改进 DBC 算法的 D 和 E 值比较

Table 1 Comparison of D with E between literature [1]

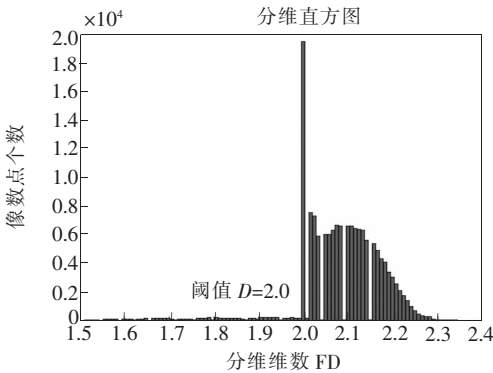
DBC and improved DBC

图像	文献[1]DBC 算法		改进 DBC 算法	
	分形维数	拟合误差	分形维数	拟合误差
	D	$E/\%$	D	$E/\%$
烟雾 1	1.650 6	2.82	1.502 1	0.80
烟雾 2	1.943 8	2.29	1.766 8	1.66
树木 1	2.133 4	3.12	2.086 8	0.40
树木 2	2.151 9	1.35	2.205 7	0.09

4 试验及结果分析

4.1 烟雾分割

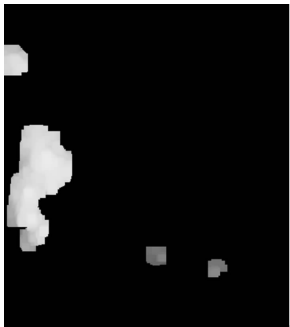
将以森林为背景烟雾图像看作分形图像,依据子窗口分形维数 D 的计算方法,用子窗口在烟雾图像上遍历,即可求得整幅图像的分形维数值,分形直方图如图 5(a)所示,经过多次试验发现,对于文献[1]的 DBC 算法,取 $D=2.0$ 作为阈值较为合适,分割效果如图 5(b)所示。而对于改进的 DBC 算法,分形直方图如图 5(d)所示,将阈值选为 1.5 时,能够分割出烟雾的基本形状,如



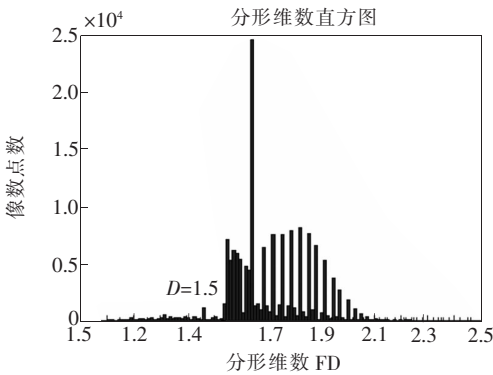
(a) 文献[1]DBC 算法直方图



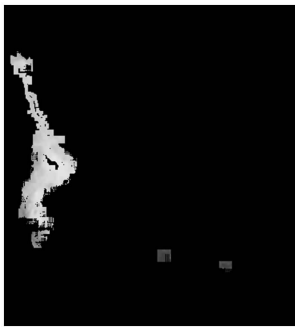
(b) 文献[1]DBC 算法分割结果



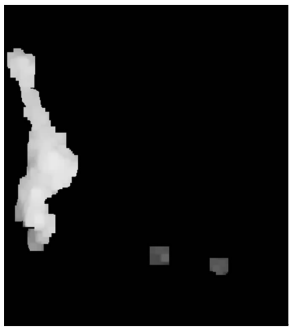
(c) 腐蚀后的结果



(d) 改进 DBC 算法直方图



(e) 改进 DBC 算法分割结果



(f) 腐蚀后的结果

图 5 实验效果图

Fig. 5 Image of experimental results

图 5(e)所示。从中可以看出,改进的 DBC 算法较文献[1]提出的 DBC 算法有更好的烟雾分割效果。

4.2 基于膨胀算法的图像后处理

由于烟雾本身形状特点,很难完整分割出它的边界。为了得到更好的烟雾分割效果,采用膨胀算法对分割后的图像进行处理。本文使用边长为 5 的矩形作为的结构元素,经过两次膨胀后,两种算法的分割效果如图 5(c)、5(f)所示。由图可

以看出,采用文献[1]的 DBC 算法,可以检测出烟雾,还有一部分烟雾未被检测出来,经过两次膨胀后的检测效果也不令人满意。而采用改进的 DBC 算法,检测出的烟雾,不存在明显的遗落区域,经过两次膨胀后可显现比较清晰的烟雾轮廓。

为了验证算法的实用性和准确性,选取不同时刻的烟雾图像进行仿真实验,像素大小均为 380×430 的灰度图像,图 5 是烟雾形成中期的分割效果,图 6(a)是烟形成的初期,6(c)是烟形成

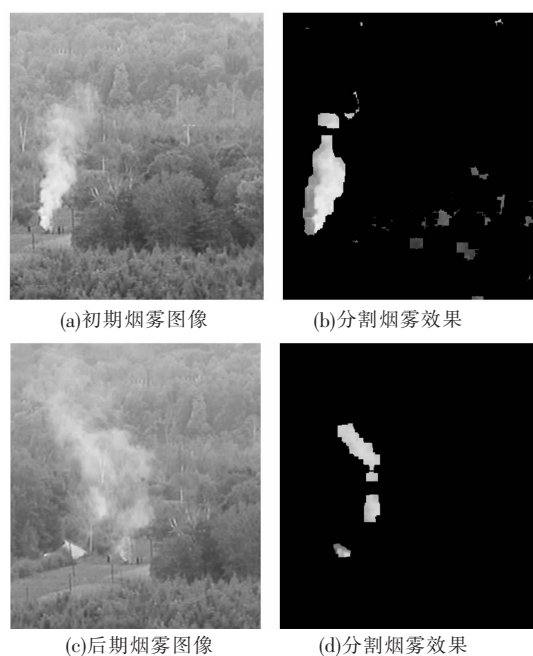


图 6 改进 DBC 算法实验的效果图

Fig. 6 Experimental result of the improved DBC

的后期,采用改进 DBC 与数学形态学相结合算法的分割结果如图 6(b)和(d)。从中可看出当烟雾浓密时,分割效果很好,而当烟雾快要消散时,由于烟雾比较稀薄,分割结果出现了误差,只能分割出较明显的烟雾。针对此情况,还需要对该方法作进一步改正处理。

5 结 论

提出了一种基于改进的 DBC 和数学形态学相结合的烟雾灰度图像分割方法,通过扩展子窗口 M 的选择范围,减小了计算各像素点分形维数带来的误差,使其更接近图像表面的信息。利用计算出各像素点的分形维数值进行分类,将烟从树木背景中提取出来。利用数学形态学膨胀算法可以修复烟雾轮廓存在的一些断裂区域,使与原烟雾区域更好地吻合。通过对不同烟雾图片实验,结果表明,结合数学形态学的改进 DBC 方法对于烟雾灰度图像分割具有一定的实用性。

参 考 文 献:

- [1] Chaudhuri B B, Sarkar N. An efficient approach to compute fractal dimension in texture image [J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(9): 1035-1041.
- [2] Sarkar N, Chaudhuri B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image [J]. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 1994, 24(1): 115-120.
- [3] 赵春波. 自然背景下人造目标检测与识别的分形方法研究 [D]. 南京: 河海大学, 2007.
- [4] 赵建. 分数阶微分在图像纹理增强中的应有 [J]. *液晶与显示*, 2012, 27(1): 121-124.
- [5] 闫晓珂, 史彩成, 赵保军, 等. 基于分形理论的红外图像机场跑道自动目标识别 [J]. *激光与红外*, 2006, 36(9): 897-899.
- [6] 朱梦宇, 杨裕亮. 基于分形特征的机场跑道识别算法的研究 [J]. *红外技术*, 2005, 27(2): 151-153.
- [7] 张东晓, 何四华, 杨绍清. 一种多尺度分形的舰船目标检测方法 [J]. *激光与红外*, 2009, 39(3): 315-318.
- [8] 蒋爱平, 于洋. 基于 Contourlet 林火烟雾图像多重分形分割的研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(4): 818-823.
- [9] 靳永亮, 王延杰, 丁南南, 等. 改进的红外弱小目标检测方法 [J]. *液晶与显示*, 2011, 26(4): 555-560.
- [10] 王田, 刘伟宁, 刘海江, 等. 基于复杂度和方向梯度的红外弱小目标检测方法 [J]. *液晶与显示*, 2012, 27(5): 692-696.
- [11] Tzeng Yu-Chang, Fan Kuo-Tai, Chen Kun-Shan. A parallel differential box-counting algorithm applied to hyper-spectral image classification [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(2): 272-276.