



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2020

09

VOL.25

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



遥感边缘智能技术 P1719



第25卷第9期 (总第293期)

2020年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿, 均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版, 所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用, 所有内容, 未经许可, 不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院空天信息创新研究院

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发

编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Aerospace Information Research Institute, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District,
Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

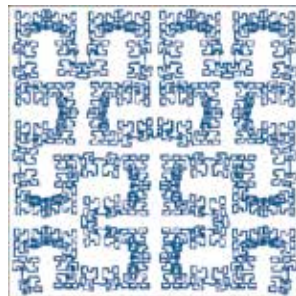
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

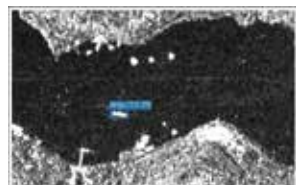
国内定价 60.00元



第一人称视角下的社会力优化多行人跟踪(第1869页)



分形曲线生成的频域方法(第1904页)



双向特征融合的数据自适应SAR图像舰船目标检测模型(第1943页)

学者观点

遥感边缘智能技术研究进展及挑战

孙显, 梁伟, 刁文辉, 曹志颖, 冯瑛超, 王冰, 付琨 1719

综述

红外弱小目标检测算法综述

李俊宏, 张萍, 王晓玮, 黄世泽 1739

目标检测中的尺度变换应用综述

申奉臻, 张萍, 罗金, 刘松阳, 冯世杰 1754

图像处理和编码

分层特征融合注意力网络图像超分辨率重建

雷鹏程, 刘丛, 唐坚刚, 彭敦陆 1773

适用小样本的无参考水下视频质量评价方法

宋巍, 刘诗梦, 黄冬梅, 王文娟, 王建 1787

图像分析和识别

结合面料属性和触觉感测的织物识别

邢寅初, 刘骊, 付晓东, 刘利军, 黄青松 1800

结合GAN的轻量级模糊车牌识别算法

段宾, 符祥, 江毅, 曾接贤 1813

非贪婪的鲁棒性度量学习算法

曾凡霞, 张文生 1825

不规则像素簇显著性检测算法

李明旭, 翟东海 1837

全局区域相异度阈值驱动构建的稀疏尺度集模型

王浩宇, 沈占锋, 柯映明, 许泽宇, 李硕, 焦淑慧 1848

图像理解和计算机视觉

分裂合并运动分割的多运动视觉里程计方法

王晨捷, 张云, 赵青, 王伟, 尹露, 罗斌, 张良培 1859

第一人称视角下的社会力优化多行人跟踪

杨廷召, 刘骊, 付晓东, 刘利军, 黄青松 1869

引入辅助损失的多场景车道线检测

陈立潮, 徐秀芝, 曹建芳, 潘理虎 1882

计算机图形学

旋转骨架法在二值图像分形维数计算中的应用

纪佑军, 何杰, 韩海水, 程忠钊, 曾保全 1894

分形曲线生成的频域方法

陈伟, 乔洁雯, 周晨 1904

医学图像处理

融合残差注意力机制的UNet视盘分割

侯向丹, 赵一浩, 刘洪普, 郭鸿湧, 于习欣, 丁梦园 1915

深层聚合残差密集网络的超声图像左心室分割

吴宣言, 缙新科, 朱子重, 魏域林, 王凯 1930

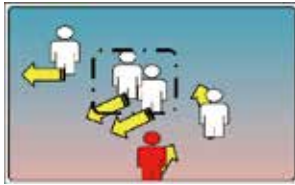
遥感图像处理

双向特征融合的数据自适应SAR图像舰船目标检测模型

张筱晗, 姚力波, 吕亚飞, 简涛, 赵志伟, 藏洁 1943

CONTENTS

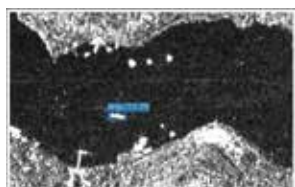
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Multi-pedestrian tracking optimized by social force model under first-person perspective(P1869)



Fractal curve generation method based on the frequency domain (P1904)



Data-adaptive single-shot ship detector with a bidirectional feature fusion module for SAR images (P1943)

Scholar View

Progress and challenges of remote sensing edge intelligence technology

Sun Xian, Liang Wei, Diao Wenhui, Cao Zhiying, Feng Yingchao, Wang Bing, Fu Kun 1719

Review

Infrared small-target detection algorithms: a survey

Li Junhong, Zhang Ping, Wang Xiaowei, Huang Shize 1739

Scale changing in general object detection: a survey

Shen Fengcan, Zhang Ping, Luo Jin, Liu Songyang, Feng Shijie 1754

Image Processing and Coding

Hierarchical feature fusion attention network for image super-resolution reconstruction

Lei Pengcheng, Liu Cong, Tang Jiangang, Peng Dunlu 1773

Non-reference underwater video quality assessment method for small size samples

Song Wei, Liu Shimeng, Huang Dongmei, Wang Wenjuan, Wang Jian 1787

Image Analysis and Recognition

Cloth recognition based on fabric properties and tactile sensing

Xing Yinchu, Liu Li, Fu Xiaodong, Liu Lijun, Huang Qingsong 1800

Lightweight blurred car plate recognition method combined with generated images

Duan Bin, Fu Xiang, Jiang Yi, Zeng Jiexian 1813

Robust distance metric learning algorithm based on nongreedy solution

Zeng Fanxia, Zhang Wensheng 1825

Significance detection method with irregular pixel clusters

Li Mingxu, Zhai Donghai 1837

Sparse scale set model based on global regional dissimilarity threshold

Wang Haoyu, Shen Zhanfeng, Ke Yingming, Xu Zeyu, Li Shuo, Jiao Shuhui 1848

Image Understanding and Computer Vision

Multi-motion visual odometry based on split-merged motion segmentation

Wang Chenjie, Zhang Yun, Zhao Qing, Wang Wei, Yin Lu, Luo Bin, Zhang Liangpei 1859

Multi-pedestrian tracking optimized by social force model under first-person perspective

Yang Tingzhao, Liu Li, Fu Xiaodong, Liu Lijun, Huang Qingsong 1869

Multi-scenario lane line detection with auxiliary loss

Chen Lichao, Xu Xiuzhi, Cao Jianfang, Pan Lihu 1882

Computer Graphics

Application of skeleton rotating method in fractal dimension calculate of binary image

Ji Youjun, He Jie, Han Haishui, Cheng Zhongzhao, Zeng Baoquan 1894

Fractal curve generation method based on the frequency domain

Chen Wei, Qiao Jiewen, Zhou Chen 1904

Medical Image Processing

Optic disk segmentation by combining UNet and residual attention mechanism

Hou Xiangdan, Zhao Yihao, Liu Hongpu, Guo Hongyong, Yu Xixin, Ding Mengyuan 1915

Left ventricular segmentation on ultrasound images using deep layer aggregation for residual dense networks

Wu Xuanyan, Gou Xinke, Zhu Zizhong, Wei Yulin, Wang Kai 1930

Remote Sensing Image Processing

Data-adaptive single-shot ship detector with a bidirectional feature fusion module for SAR images

Zhang Xiaohan, Yao Libo, Lyu Yafei, Jian Tao, Zhao Zhiwei, Zang Jie 1943

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)09-1894-10

论文引用格式: Ji Y J, He J, Han H S, Cheng Z Z and Zeng B Q. 2020. Application of skeleton rotating method in fractal dimension calculate of binary image. Journal of Image and Graphics, 25(09): 1894-1903 (纪佑军, 何杰, 韩海水, 程忠钊, 曾保全. 2020. 旋转骨架法在二值图像分形维数计算中的应用. 中国图象图形学报, 25(09): 1894-1903) [DOI:10.11834/jig.200015]

旋转骨架法在二值图像分形维数计算中的应用

纪佑军¹, 何杰¹, 韩海水², 程忠钊³, 曾保全²

1. 西南石油大学地球科学与技术学院, 成都 610500; 2. 中国石油勘探开发研究院, 北京 100083;
3. 西安长庆科技工程有限责任公司, 西安 710018

摘要: 目的 计盒法是一种计算二值图像分形维数的常用方法, 传统方法如 BCM(box-counting method) 对无旋转的图像结构具有较理想的计算结果, 但是对具有旋转的图像结构的拟合结果偏差较大, 导致同一物体在不同旋转角度下的图像的计算结果存在较大差异。为了减小图像旋转对盒维数的影响, 本文提出了一种计算二值位图分形维数的新方法——旋转骨架法。**方法** 将二值图像提取骨架, 使位图转换为矢量图, 利用遗传算法计算图像中物体的最小包容矩形和旋转角度, 然后将矢量图进行旋转使其变为一个无旋转的图形, 接下来采用多尺度的盒子覆盖矢量图形得到多个拟合点, 最后按最小二乘法对拟合点进行拟合得到盒维数。与 BCM 方法相比, 其核心工作与关键改进为骨架的提取、最小包容体的计算、矢量图的分形维数计算等过程。**结果** 对 3 种类型的图像进行了分析, 在自相似的分形图像中, 相比 BCM 方法, 3 幅图的平均误差分别降低了 0.725 2%、3.060 5% 和 2.298 5%, 变化幅度分别降低了 0.057 3、0.088 3 和 0.085 9; 在文字扫描图像中, 相比 BCM 方法, 变化幅度降低了 0.012 75, 平均拟合误差降低了 0.001 28; 在植物图像中, 与 BCM 方法相比, 分形维数的变化幅度降低了 0.017 04, 平均拟合误差降低了 0.000 5。**结论** 该方法充分利用了位图易旋转、无厚度的特点, 减小了图像旋转对盒维数的影响, 评价结果优于 BCM 方法。

关键词: 分形维数; 计盒法; 旋转骨架法; 矢量图; 二值图像

Application of skeleton rotating method in fractal dimension calculate of binary image

Ji Youjun¹, He Jie¹, Han Haishui², Cheng Zhongzhao³, Zeng Baoquan²

1. School of Geoscience and Technology, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China;
2. China Petroleum Exploration and Development Institute, Beijing 100083, China;
3. Xi'an Changqing Science and Technology Engineering Co., Ltd, Xi'an 710018, China

Abstract: **Objective** Fractals have been widely used in image processing, signal processing, physics, biology, system science, medicine, geography, material science, and architecture. Fractals have also become an important tool to describe and study complex and irregular geometric features quantitatively. Fractal dimensions are formally defined as the Hausdorff-Besicovitch dimension. However, estimating fractal dimensions can be conducted in several ways, each of which uses a slightly different definition of the dimension. A few of these methods include the box-counting method (BCM), wavelet

收稿日期: 2020-02-07; 修回日期: 2020-03-21; 预印本日期: 2020-03-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(41702340); 国家科技重大专项项目(2017ZX05013-006-002)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (41702340); National Science and Technology Major Projects of China (2017ZX05013-006-002)

transform, power spectrum (using the Fourier transform), Hurst coefficient, Bouligand-Minkowski, variation, and capacity dimension methods. Given its high efficiency and easy implementation, BCM has become a widely used method to calculate the fractal dimension of binary images. However, BCM is influenced by many factors, such as range of box sizes, selection of fitting points for calculation, method of box covering, and rotation angle of the image, which lead to the instability of the box-counting dimension. Among the factors that affect the box dimension, the box-counting dimension of binary images change greatly due to image rotation and then leads to the deviation of the box-counting dimension. When the image has rotation, the box dimension calculated by the BCM method is usually smaller than the theoretical fractal dimension. The traditional method (BCM) only has a good estimation of nonrotating images. The estimation of rotating images deviates greatly when the traditional method is used and leads to the large difference in the box-counting dimension of the binary image with different rotating angles of the same object. The average deviation of the box-counting dimension caused by rotation is $3\% \sim 5\%$, and the maximum deviation can reach approximately 8% . To reduce the influence of the image's rotation on the box-counting dimension, the rotation angle of the image must become 0. If the binary image is directly rotated, then the new binary image generated after rotation is inevitably accompanied by interpolation. Although the rotation of the image is corrected, it also causes image deformation and deviation of the box-counting dimension. To avoid rotating the binary images directly, this study proposes a new method to calculate the fractal dimension of binary images. **Method** BCM is mostly used to calculate the box-counting dimension of bitmap because the bitmap is relatively easy to obtain, and the box-counting method of vector graphs is rarely studied. Vector graphics have more advantages compared with bitmaps because binary images cannot avoid the thickness problem caused by the pixel size and the interpolation problem caused by the bitmap image rotation. On the contrary, vector images are characterized by no thickness and easy rotation without interpolation. Based on these characteristics, this study proposes a new method called skeleton rotating method to calculate the box-counting dimension. The innovation of this method is the conversion of the binary image into a vector graph and the calculation of the box-counting dimension on the basis of the vector graph. This method mainly includes the following steps: First, the central point of the pixel point of the binary image is regarded as a series of points on the plane. Lines are used to connect the adjacent points on the plane to form a skeleton (vector graph) of the binary image. Then, the minimum containing the rectangle and rotation angle θ of the skeleton are calculated using the genetic algorithm. To ensure the accuracy of the calculation results, the genetic algorithm parameters are set as follows: initial number of population, 100; mutation probability of offspring, 0.1; total generations of reproduction, 10 000. Next, the skeleton is rotated by the angle θ to obtain a nonrotating vector graph, and the skeleton is covered with boxes of different sizes in a suitable range of box sizes. Simultaneously, we need to record the number of boxes covered with different sizes and the size of the boxes when covering the skeleton to obtain multiple fitting points $(-\ln r, \ln N_r)$. Lastly, the fitting points are fitted in accordance with the least squares method to obtain the box-counting dimension. **Result** In order to compare skeleton rotating method more comprehensively, this paper analyzes and verifies the self-similar image, character scanning image and plant image. In the self-similar image, three different types of self-similar fractal image are calculated (each type contains 45 images with different rotation angles). Compared with the BCM method, the average fitting error (least square fitting error) of the skeleton rotating method was reduced by 0.725 2%, 3.060 5% and 2.298 5% respectively, while the variation range (the difference between the maximum and minimum calculated value) decreased by 0.057 3, 0.088 3 and 0.085 9, respectively. In the character scanning image, compared with the BCM, the change range of the box dimension of the character scanning image is reduced by 0.012 75 and the average fitting error is reduced by 0.001 28. In the plant image, compared with the BCM, the change of box dimension is reduced by 0.017 04 and the average fitting error is reduced by 0.000 5. **Conclusion** The skeleton rotating method converts the binary image into a vector graph on which the estimation of the box-counting dimension is based. The vector graph is used as a basis because it is convenient to rotate and has no thickness. When the vector graph is used for estimating the box-counting dimension, the interpolation problem caused by the rotation of the binary image is avoided, and the influence of the rotation of the binary image on the box-counting dimension is reduced. The results of the skeleton rotating method are better than that of the BCM.

Key words: fractal dimension; box-counting method (BCM); skeleton rotating method; vector image; binary image

0 引言

分形最早由 Mandelbrot (1977), Mandelbrot 和 Wheeler (1983) 提出,是具有高度几何复杂性的数学集合,可以模拟许多自然现象,在图像处理 (Novianto 等, 2003)、物理学 (Zborovský, 2018)、医学 (Marchette 等, 1997; Fortin 等, 1992; Jiang 等, 2008)、地质学 (Ai 等, 2014; Cai 等, 2018; Cai, 2014) 等领域应用广泛,成为描述和定量研究复杂的、不规则几何特征的重要工具。

Tolle 等人 (2003) 总结了理论分形维数值 (fractal dimension, FD) 的计算方法,主要包括计盒法、小波变换法、功率谱法、赫斯特系数法、布利冈—闵可夫斯基法、变分法和容量维数法等。这些方法中,由于计盒法效率高,FD 感应范围广,逐渐成为最常用的图像分形维数计算方法之一。计盒法计算为

$$D_b = \lim_{r \rightarrow 0} \frac{\ln(N_r)}{\ln(1/r)} \quad (1)$$

式中, D_b 为盒维数, r 为盒子尺度大小, N_r 表示尺度 r 的盒子覆盖整个图像所需最少的盒子数量。

计盒方法最早由 Gagnepain 和 Roques-Carnes (1986) 提出,随着计盒法的广泛使用,研究人员对计盒法进行了大量的分析与研究, Voss (1986) 通过引入概率论对计盒方法进行了改进, Keller 等人 (1989) 通过线性插值对计盒方法进行了改进。Sarkar 和 Chaudhuri (1994) 提出了差分计盒法 (differential box-counting, DBC) 计算分形维数; Jin 等人 (1995) 对比多种分形维数计算方法,提出了相对计盒法 (the relative differential box-counting, RDBC), 精度相对于 DBC 更高,效率与 DBC 相当; Sandau 和 Kurz (1997) 利用分形的最大不变性,提出了扩展盒维数法 (the extended counting method), 用局部最大盒维数来反映整个图像的复杂度。Buczowski 等人 (1998) 对拟合点序列进行了改进,提高了拟合点数量,提高了计盒法精度; 在此之后, Foroutan-pour 等人 (1999) 确定了普遍适用的盒子尺度范围,并利用线的骨架进行 D_b 的计算,进一步提高了计盒法精度; Tolle 等人 (2003) 通过模糊聚类算法及遗传算法确定了次优的盒子覆盖数量,该方法不需要拟合直线,相比 BCM 方法精度有所提高; Chen 等人 (2003) 提出了 SDBC (shifting differential box-counting) 与

SBC (scanning box-counting) 方法; Li 等人 (2009)、Liu 等人 (2014)、Kaewaramsri 和 Woraratpanya (2015)、Lai 等人 (2016) 以及 Panigrahy 等人 (2019) 分别在 DBC 基础上提出了改进的 DBC 算法。

需要强调的是,分形维数总是在极限条件下进行定义的,这意味着物体结构可以在任意高分辨率的条件下进行分析,在极限的情况下,FD 值应与所选方法无关。然而在实践中,数字图像的结构是由有限的数据集组成。有界信息意味着测量总是被限制在有限的放大范围内,这与分形维数的定义不相符,导致现有分形维数计算方法都具有经验性,方法的优劣需要大量的实际经验来检验,并根据实际经验来优化各个参数。目前,已经对计盒法的尺度范围、拟合点选取、盒子覆盖方式以及线的厚度等进行了研究,并取得了积极进展 (Buczowski 等, 1998; Foroutan-pour 等, 1999)。在这些影响参数中,图像旋转这一问题并没有得到妥善解决, Sandau 和 Kurz (1997) 首先研究了图像的旋转对 FD 的影响,根据分形维数的定义,满足分形条件的集合应具有旋转与平移不变性,但根据对 Cantor 尘埃的 24 幅图像 (15°) 计算分形维数,却得到了相差较大的结果; 随后, Foroutan-pour 等人 (1999) 认为:在用网格盒子进行覆盖时,应使网格外框的面积最小,即应取最小包容矩形,但文章中并没有提出位图旋转的方法。

以往的方法无一例外都是在位图的基础上进行 FD 的计算,本文提出了一个将位图转化为矢量图,并在矢量图的基础上进行盒子覆盖,通过在矢量图的基础上旋转图形,避免了直接对位图进行旋转的插值问题,接下来采用多尺度的盒子覆盖矢量图形得到多个拟合点,最后按最小二乘法对拟合点进行拟合得到 D_b 。

本文对 3 种类型的图像进行了对比分析,结果显示,与 BCM 方法相比,本文方法在 3 幅图的平均误差与变化幅度均有所降低。该方法充分利用了矢量图易旋转、无厚度的特点,减小了图像旋转对盒维数的影响,评价结果优于 BCM 方法。

1 BCM 方法及其缺点

BCM 将二值位图看做 2 维空间中的一个平面 $z = f(x, y)$, 其中 x, y 分别对应图像各像素的位置, z 对应图像像素的灰度值 (0 或 1), 设物体结构对应

灰度值为1, 设图像大小为 $M \times N$, 将 $x-y$ 图像平面分为多个 $r \times r$ 大小的网格格子, 格子坐标设为 (i, j) , 即

$$n_r(i, j) = \begin{cases} 1 & z_{\max}(i, j) = 1 \\ 0 & z_{\max}(i, j) = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中, (i, j) 为网格格子的坐标, $n_r(i, j)$ 为单个格子的覆盖盒子数, $z_{\max}(i, j)$ 为单个格子中像素灰度值的最大值。设 $cl = \text{ceil}(M/r)$, $rw = \text{ceil}(N/r)$, 其中 ceil 为向上取整, 则 $i \leq cl$, $j \leq rw$, 接着计算总的覆盖盒子数量为

$$N_r = \sum_{i=1}^{cl} \sum_{j=1}^{rw} n_r(i, j) \quad (3)$$

式中, N_r 为覆盖图像的盒子的总数量。

改变盒子尺度 r , 选取合适的无标度区(尺度范围), 得到一组 $(-\ln r, \ln N_r)$ 序列, 在无标度区内用最小二乘法计算 $(-\ln r, \ln N_r)$ 的斜率, 该斜率就是图像的分形维数。

接下来探讨图像旋转对FD值的影响, 本文定

义图像中物体结构的旋转角度 θ 为: 取图像中物体结构的最小包容矩形, 图像的最小包容矩形旋转角度 θ 后, 能使最小包容矩形的各边与 $x-y$ 图像的坐标轴平行, 其中最小的锐角 θ 称为图像的旋转角度, $\theta \in [\pi/4]$ 。

用 $\mathbf{R}^N$ 来表示 N 维空间, 设 X_1, X_2 分别为 $\mathbf{R}^N$ 的一个非空有界子集, 因为分形维数是一种增量映射, 若 $X_1 \subseteq X_2$, 则 $FD(X_1) \leq FD(X_2)$ (Sandau 和 Kurz, 1997)。图1显示了拍照成像的过程, 图中左下方的蓝色矢量三角形, 设其为集合 A , 在无旋转的情况下用相机给物体拍照, 图1右图显示了拍照后所成的二值图像, 若将单个像素看做一个方形面, 记覆盖后生成的二值图像中物体结构的像素集合为 A' 。用同一相机从另一角度对图像拍照(如图2), 得到二值图像, 设该图像结构的像素所组成的集合为 A'' 。则存在 $A \subseteq A'$ 与 $A \subseteq A''$, 即

$$\begin{cases} FD(A) \leq FD(A') \\ FD(A) \leq FD(A'') \end{cases} \quad (4)$$

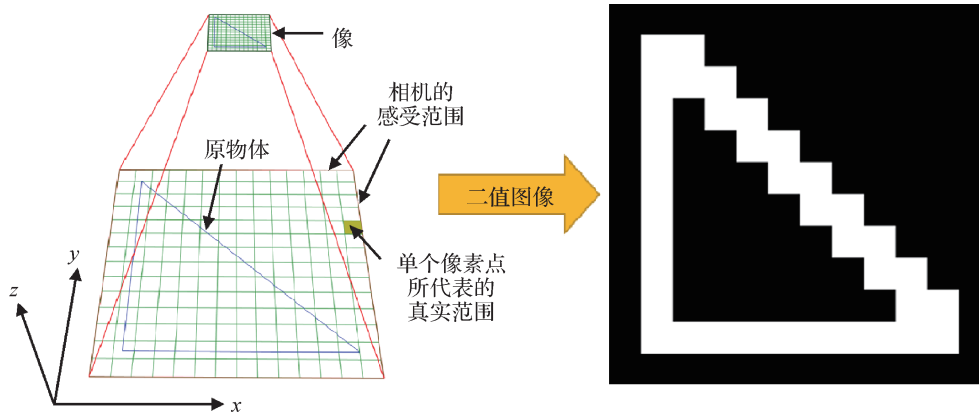


图1 旋转角度 $\theta = 0^\circ$ 时, 相机的成像过程

Fig. 1 The imaging process of the camera when the rotation angle $\theta = 0^\circ$

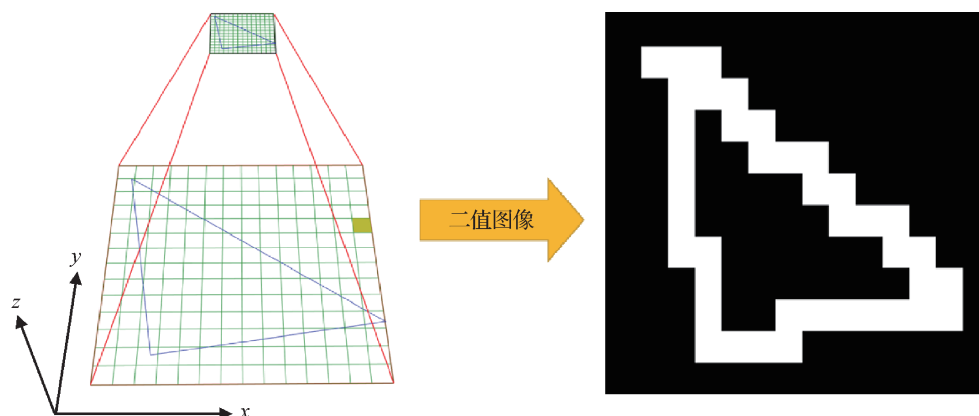


图2 旋转角度 $\theta = 9^\circ$ 时, 相机的成像过程

Fig. 2 The imaging process of the camera when the rotation angle $\theta = 9^\circ$

式中, $FD(A)$, $FD(A')$, $FD(A'')$ 分别为集合 A , A' , A'' 的理论分形维数。

通常情况下 $A' \neq A''$, 因此在使用计盒法时, 不同旋转角度 θ 的图像具有不同的 D_b 值, 这也解释了图像分辨率对计盒法的影响, 当分辨率越低, 覆盖图像所用的盒子就越大, 像素点也越少, D_b 值与真实值的误差也越大。为了缩小图像 A 与原物体 A' 之间的差异, 应使原物体所占的像素点数量越少越好。以图 1 为例, 对于同一相机, 当图像中物体结构的分辨率(单个像素点所代表真实范围)一定, 即相机与物体在 Z 方向距离相同时, 只能调节相机(或物体)的 X 、 Y 方向的位置和旋转角度, 设单个像素点所代表的真实范围 σ 的长度为 l (假设为一个方形区域), 如果保持 θ 一定, 通过移动相机位置对原物体拍照, 根据相机的位置不同, 所成图像将分别在 X 、 Y 方向呈周期为 $l' = scale \times l$ 的变化, 其中 $scale$ 为生成的图像相对于真实物体的缩小或放大倍率, 由于 l' 通常都极小, 要在 σ 范围内找到合适的位置使得物体结构所占像素点最少是相当困难的, 幸运的是, 现在相机的分辨率普遍较高, 相机位置对于 D_b 值的影响很小, 通常情况下可以忽略不计。接下来探究 θ 对于 D_b 值的影响, 图 1 和图 2 显示了同一物体不同旋转角度下所成的二值图像, 它们具有不同的形状结构, 这也意味着它们具有不同的 D_b 值。为了进一步探究旋转对于 D_b 的影响, 将 5 次迭代的科赫海岸线(矢量图, 图 3(a))看做原物体, 从不同旋转角度对图像进行拍照, 结果如图 4 所示, 然后改用不同分辨率的相机从多个角度对科赫海岸线进行拍照, 即采用不同尺度 r 的盒子对矢量图进行覆盖, 记录每次覆盖的盒子数量 N_r , 结果(如图 5 所示)表明: 当图像旋转后, 虽然 N_r 变大, 按照分形理论 D_b 值也

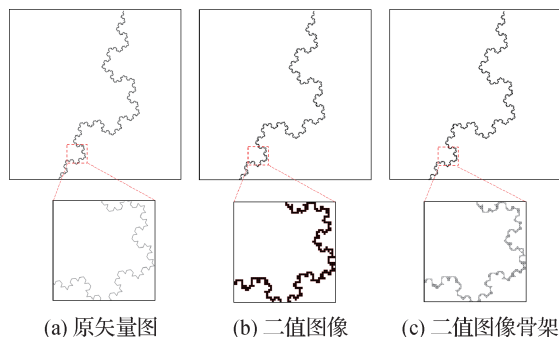


图 3 5 次迭代的科赫海岸线

Fig. 3 Koch coastline of 5 iterations ((a) original vector image; (b) binary image; (c) skeleton of binary image)

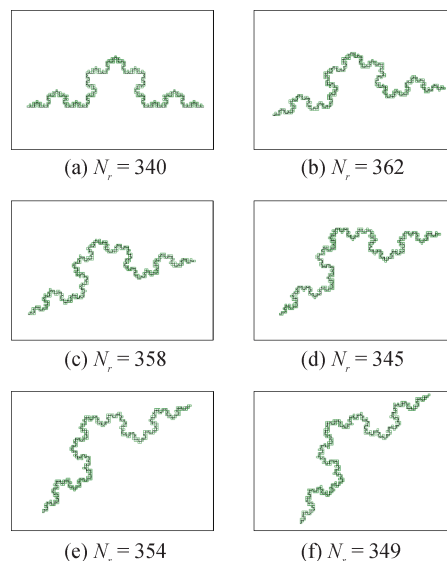


图 4 相同分辨率(512 × 512 像素)条件下, 不同旋转角度的覆盖盒子数量

Fig. 4 Number of cover boxes with different rotation angles at the same resolution (512 × 512 pixels)
((a) $N_r = 340$; (b) $N_r = 362$; (c) $N_r = 358$; (d) $N_r = 345$; (e) $N_r = 354$; (f) $N_r = 349$)

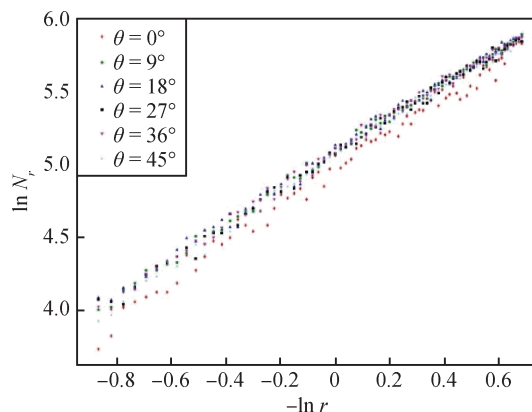


图 5 不同角度、不同盒子尺度条件下 5 次迭代的科赫海岸线的覆盖盒子数量

Fig. 5 Number of cover boxes of koch coastline with five iterations under different angles and box sizes

应增大, 但不同尺度 r 条件下 N_r 增量不相等, 在大尺度条件下的 $\ln N_r$ 增加幅度大于小尺度条件下的增加幅度, 反而导致了 D_b 的下降; 在旋转角度为 0° 时, N_r 通常最小, 这也印证了 Foroutan-pour 等人(1999)认为的应使图像旋转角度为 0° 的观点。然而, 在拍照时很难保证旋转角度为 0° , 对于已经发生旋转的二值图像, 如果直接在二值图像(设结构所占集合为 P)上对结构进行旋转, 设新生成的二值图像中结

构的像素集合为 P' , 由于二值图像的旋转算法不可避免地会使用插值, 则通常 $P \neq P'$, 这会导致 FD 值的误差进一步扩大, 因此, 解决图像旋转的问题对于计盒法准确性的提高具有重要意义。

2 旋转骨架法

为了解决二值图像的旋转问题, 提出一种新的分形维数计算方法, 称之为旋转骨架法 (skeleton rotating method, SRM)。首先提取图像的骨架, 如图 6 所示, 图像大小为 15×15 像素的字符“6”的二值图像及其提取的骨架, 图像左边显示了骨架提取的判定顺序、搜索范围等信息, 右边为提取的骨架。设原物体、二值图像的结构 (将单个像素点看做一个方形面)、骨架的集合分别 S_1, S_2, S_3 。结合式 (4) 可知 $S_1 \subseteq S_2, S_3 \subseteq S_2$, 事实上, 可以提取任意多种图像的骨架, 本文采用的骨架是较为简单的一种, 通常 $S_1 \neq S_3$, 则 $FD(S_1) \neq FD(S_3)$ 。提取骨架的过程也就是反推原物体结构的过程, 虽然骨架与原物体会有一定差距, 但在合适的尺度范围内却更能反映原物体的 FD 值, 同时也能够避免二值图像旋转产生的插值问题。旋转骨架法的伪代码如下:

```

 $i = 1$ ; # 起始判定横坐标
 $j = 1$ ; # 起始判定纵坐标
 $M, N = \text{crop}(\text{structure})$ ; # 裁剪图像为结构所占大小, 并将结构长宽赋值给  $M, N$ 
 $\text{lines} = \text{set}()$ ; # 创建空集合, 保存骨架线段
While ( $i \leq M, j \leq N$ ) do begin
    If  $z(i, j) = 1$ 
         $\text{count} = 0$ ; # 统计满足条件的线段个数
        For each point ( $i', j'$ ) around ( $i, j$ )
            If  $z(i', j') = z(i, j)$  and  $i' \leq M, j' \leq N$ 
                 $\text{lines.add}([i - 0.5, j - 0.5, i' - 0.5, j' - 0.5])$ ; # 满足条件的线段加入集合
                 $\text{count} += 1$ ;
        End For
        If  $\text{count} = 0$  # 若范围内无满足条件的线段
             $\text{lines.add}([i - 1, j - 0.5, i - 1, j - 0.5])$ ; # 孤立点提取骨架
        End While
     $\text{lines} = \text{Unique}(\text{lines})$ ; # 去除多余线段
    该算法考虑到提取骨架连续性和复杂性等问

```

题, 同一个物体在观测尺度通常都是连续的, 若只对像素点的上下左右 4 个方向进行搜索, 不能保证图像中结构的连续性, 造成图像结构的离散化, 出现很多孤立点, 降低原本结构的复杂度, 影响计算精度。图 3 显示了原物体 (矢量图)、拍照所得二值图像以及二值图像的骨架 (矢量图), 得到骨架之后, 需要将其旋转一定的角度, 使骨架的旋转角度为 0° , 其过程如图 7 所示。首先确定骨架的最小包容矩形, 使用 python 编程软件的 inspyred 库中的遗传算法进行最小包容矩形的计算, 设置初始子代数量 100, 突变概率 0.1, 共繁殖 10 000 代, 适应度为包容矩形的面积, 求得最小包容矩形与图像的旋转角度 θ (该设置条件下 θ 的变化幅度为 $\pm 0.002^\circ$, 满足精度条

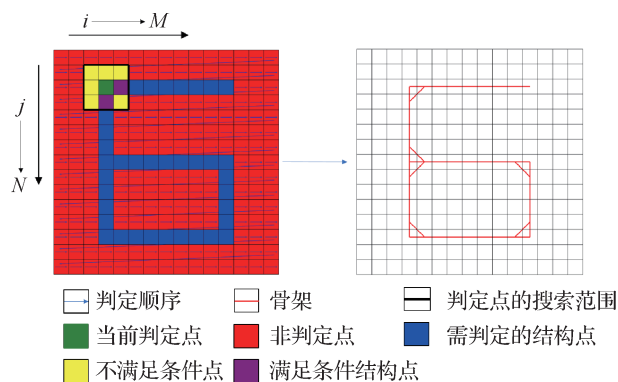


图6 二值图像骨架提取流程图

Fig. 6 Skeleton extraction flowchart of binary image

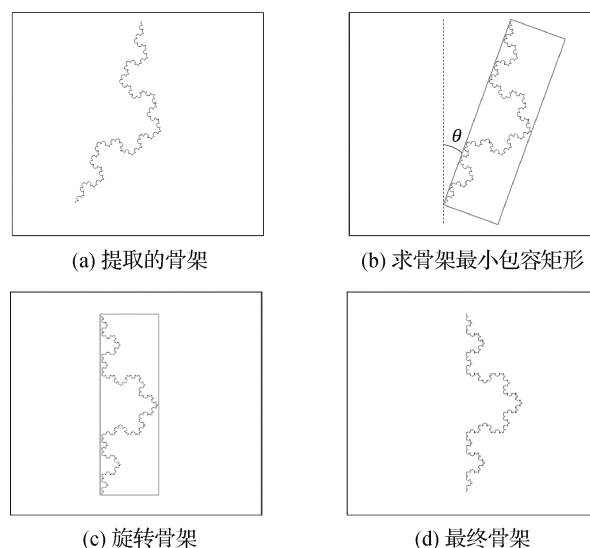


图7 骨架的旋转示意图

Fig. 7 Schematic diagram of skeleton rotation ((a) extracted skeleton; (b) determining minimum containment rectangle of the skeleton; (c) rotating skeleton; (d) final skeleton)

件),然后旋转 θ 角度得到最终的骨架。最后,使用不同尺度 r 的盒子对骨架进行覆盖,记录每次覆盖的盒子数量 N_r ,得到一组 $(-\ln r, \ln N_r)$ 序列,在无标度区内用最小二乘法计算 $(-\ln r, \ln N_r)$ 的斜率,该斜率即为该骨架的分形维数。

3 图像分析及结果

根据分形理论,分形可以分为两大类:规则分形与无规则分形。规则分形是具有严格自相似的几何图像,例如科赫曲线、康托集和谢尔宾斯基三角垫片等,除此以外的称为无规则分形。为了更好地比较SRM方法的实用性,通过BCM方法与旋转骨架法(SRM)对自相似分形图像、文字扫描图像以及植物图像进行了对比计算分析,其中自相似分形图像代表了规则分形图像,文字扫描图像与植物图像代表非规则分形图像,而文字扫描图像可更具体地代表人造物体的图像,植物图像代表自然物体的图像。

3.1 自相似分形图像分析

自相似的分形图像是图8中3幅带旋转的自相似分形图像D01(理论值1.5850)、D02(理论值1.4650)和D03(理论值1.2619),每一种图像有 0° 至 44° 旋转角度的图像,共计45幅图像,单幅图像的分辨率为 2048×2048 像素,图像生成方式采用

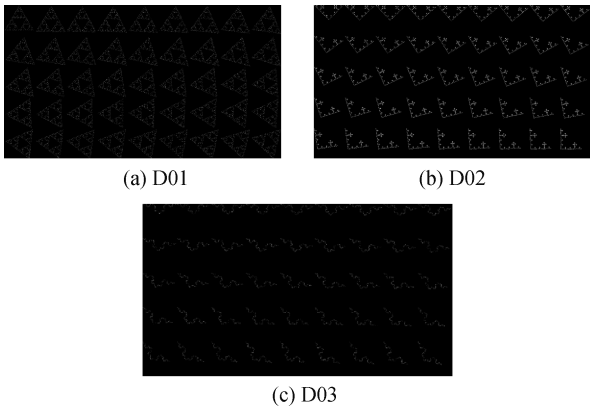


图8 不同旋转角度的自相似分形图像
Fig. 8 Self-similar fractal images with different rotation angle((a) D01;(b) D02;(c) D03)

python编程方式,通过特定大小的盒子覆盖原矢量图像得到。结合表1和图9的计算结果可以看出:

表1 带旋转的自相似分形图像的分形维数计算结果
Table 1 Fractal dimension calculation results of self-similar fractal images with rotation

图像名称	理论分形维数	BCM		本文(SRM)	
		平均误差/%	变化幅度	平均误差/%	变化幅度
D01	1.5850	2.6151	0.0699	1.8899	0.0126
D02	1.4650	6.3068	0.1013	3.2463	0.0130
D03	1.2619	3.4072	0.0957	1.1087	0.0098

注:加粗字体表示最优结果。

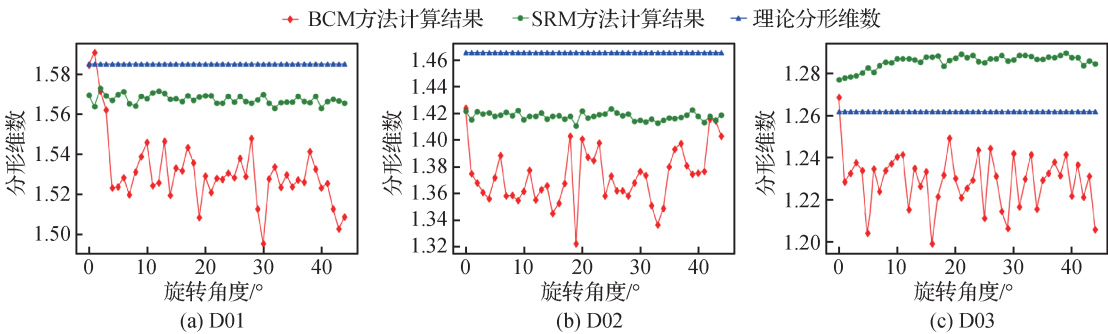


图9 旋转角度 $0^\circ \sim 44^\circ$ 的D01、D02、D03图像分形维数计算结果

Fig. 9 Fractal dimension calculation results of D01, D02 and D03 images with rotation angle of $0^\circ \sim 44^\circ$ ((a) D01;(b) D02;(c) D03)

1) BCM计算的分形维数值具有较大偏差和变化幅度,相较之下,SRM的误差和变化幅度更小, D_b 值更为准确;

2) 旋转骨架法减少了旋转对图像 D_b 值的影响,但当 $\theta < 2^\circ$ 时,采用该方法可能会增大 D_b 值的误差,这是由于当 θ 角度过小,此时提取骨架的过程对

D_b 值的影响大于旋转角度 θ 对 D_b 值的影响,说明旋转骨架法适用于 θ 角度大于一定旋转角度的图像。

3.2 文字扫描图像分析

除了自然景观以外,人造物体在日常生活中也随处可见,大都呈现较规则的几何形态,例如住房、汽车、飞机和文字等。图10为4幅分辨率为 $512 \times$

512 像素的文字扫描图像,其中 T01 是旋转角度为 0.503° 的图像,因其旋转角度小,将 T01 图像采用 BCM 求取的 D_b 值作为参考值,从表 2 可以看出:

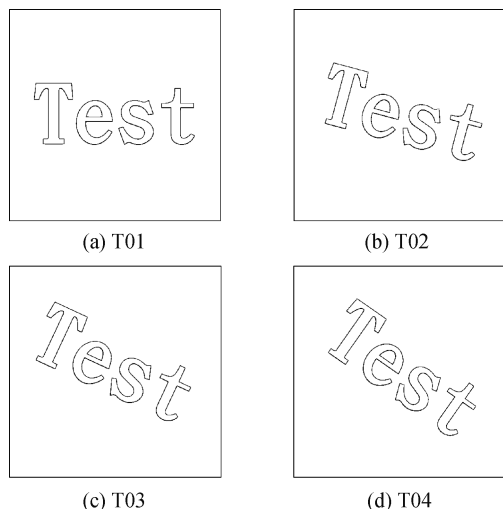


图 10 不同旋转角度的文字扫描图像

Fig. 10 Characters scanning images with different rotation angles((a) T01;(b) T02;(c) T03;(d) T04)

表 2 不同旋转角度的文字扫描图像计算结果

Table 2 Calculation results of text scanning images with different rotation angles

图像名称	BCM		本文(SRM)	
	分形维数	拟合误差	分形维数	拟合误差
T01	1.195 91	0.006 07	1.208 74	0.005 69
T02	1.175 89	0.006 36	1.201 14	0.005 05
T03	1.169 39	0.006 05	1.194 97	0.004 84
T04	1.186 00	0.007 07	1.198 37	0.004 85

注:加粗字体表示最优结果。

1)采用 BCM 时,同样也出现了图像旋转导致的偏差问题;

2)相对于参考值 1.195 91,BCM 方法的平均变化幅度为 0.026 52,平均拟合误差为 0.006 39,SRM 的平均变化幅度为 0.013 77,平均拟合误差为 0.005 11。SRM 方法计算出的分形维数与参考值最接近,同时分形维数的变化幅度与拟合误差也相对小,具有很高的稳定性。

3.3 植物图像分析

自然物体是分形理论应用的重点,因此,对自然物体的图像进行分析具有重要意义,常见的自然物体包括河流、山脉、云、动物和植物等,甚至人的血

管、大脑和虹膜都呈现出高度的分形特征。本文从叶子的正上方以不同距离(分辨率不同)、不同旋转角度对同一片叶子进行拍照,拍照结果如图 11 所示,将图 11 中叶子提取轮廓后如图 12 所示。图 11 中的 F01 与图 12 中的 F01* 对应,其他依次对应。图 12 中单幅图像的右下角显示了图像的分辨率。对图 12 中的轮廓图像进行 D_b 值计算,由于图像分辨率不同,因此需要选择合适的盒子尺度来使不同图像所使用的覆盖盒子的感受范围相同(即单个盒子所能代表的真实范围相同)。由于拍摄的是同一片叶子,所以各图像中的物体存在成比例的放大或缩小关系,它们的最小包容矩形也存在这种比例关系,通过计算各图像中物体的最小包围矩形,根据其长边(或距边)比例设置对应比例大小的盒子,例如有两幅图像中物体的最小包容矩形的长边分别为 $l_1=512, l_2=1\ 024$,则所采用的盒子的大小 $r_1/r_2 = l_1/l_2 = 0.5$ 。最后的计算结果见表 3,BCM 方法的 D_b 值变化幅度为 0.044 52,平均拟合误差为 0.008 01,SRM 方法为 0.027 48,平均拟合误差为 0.007 51。说明旋转骨架法对不同分辨率及旋转角度的图像

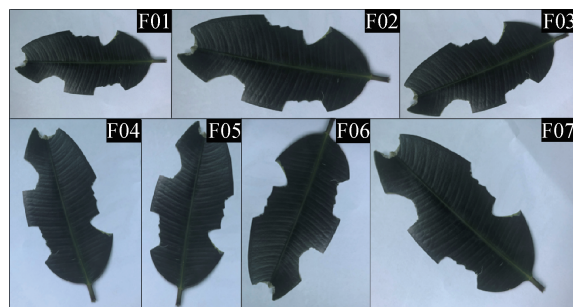


图 11 不同分辨率与旋转角度下的植物叶子图像

Fig. 11 Plant leaf images with different resolution and rotation angles

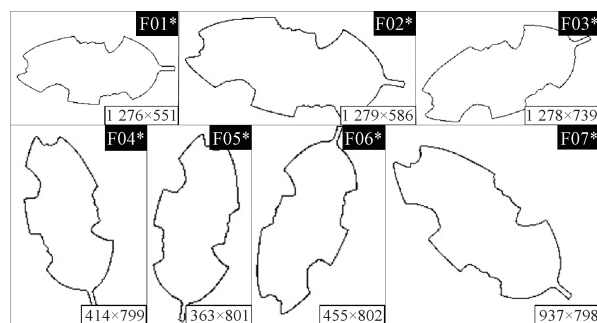


图 12 不同分辨率与旋转角度下的植物叶子轮廓图像

Fig. 12 Outline drawing of plant leaf at different resolutions and rotation angles

表3 不同分辨率与旋转角度的叶子轮廓图像的计算结果
Table 3 Calculation results of leaf countour images with different resolution and rotation angles

图像名称	BCM		本文(SRM)	
	分形维数	拟合误差	分形维数	拟合误差
F01 *	1.023 24	0.008 02	1.030 59	0.007 50
F02 *	0.998 77	0.007 12	1.040 90	0.006 31
F03 *	1.022 97	0.007 51	1.037 78	0.007 39
F04 *	1.043 29	0.014 95	1.055 16	0.013 44
F05 *	1.034 11	0.010 15	1.056 96	0.007 20
F06 *	1.019 38	0.005 89	1.029 48	0.005 42
F07 *	1.026 19	0.002 42	1.034 24	0.005 36

注:加粗字体表示最优结果。

具有较高的稳定性,拟合误差也相对较低。

4 结 论

本文提出了一种新的二值图像的分形维数计算方法——旋转骨架法(SRM),将二值图像转化为矢量图骨架,并将骨架旋转 θ 角度使其旋转角度变为 0,最后对旋转后的骨架进行分形维数求取。通过对已知自相似分形图像、文字扫描图像和植物图像的分析,对比实验证明了旋转骨架法的高稳定性与准确度,相比于 BCM 方法,自相似分形图像的平均误差分别降低了 0.725 2%、3.060 5%、2.298 5%,变化幅度分别降低了 0.057 3、0.088 3、0.085 9;文字扫描图像的变化幅度降低了 0.012 75,平均拟合误差降低了 0.001 28;植物图像的变化幅度降低了 0.017 04,平均拟合误差降低了 0.000 5。同时,该方法可以解决尺度 r 非整数的问题,尤其适用于 $\theta \geq 2^\circ$ 的二值图像,为图像分形维数的研究提供了新的思路。

本文算法在计算二值图像分形维数时有很好的稳定性与准确度,但是当旋转角度 $\theta < 2^\circ$ 时,SRM 方法的精度有所下降,该方法适用于旋转角度 $\theta \geq 2^\circ$ 的二值图像。同时,使用矢量图会增加计算时长,特别当图像结构的像素点数量较多时,计算时长会大幅增加。将来的研究方向可以围绕矢量图的计算参数进行优化,比如优化盒子尺度范围、盒子覆盖方式等参数,以提高计算速度。

参考文献 (References)

Ai T, Zhang R, Zhou H W and Pei J L. 2014. Box-counting methods to directly estimate the fractal dimension of a rock surface. *Applied Surface Science*, 314: 610-621 [DOI: 10.1016/j.apsusc.2014.06.152]

Buczowski S, Kyriacos S, Nekka F and Cartilier L. 1998. The modified box-counting method; analysis of some characteristic parameters. *Pattern Recognition*, 31 (4): 411-418 [DOI: 10.1016/S0031-3203(97)00054-X]

Cai J C, Lin D L, Singh H, Wei W and Zhou S W. 2018. Shale gas transport model in 3D fractal porous media with variable pore sizes. *Marine and Petroleum Geology*, 98: 437-447 [DOI: 10.1016/j.marpetgeo.2018.08.040]

Cai J C. 2014. A fractal approach to low velocity non-Darcy flow in a low permeability porous medium. *Chinese Physics B*, 23(4): #044701 [DOI: 10.1088/1674-1056/23/4/044701]

Chen W S, Yuan S Y and Hsieh C M. 2003. Two algorithms to estimate fractal dimension of gray-level images. *Optical Engineering*, 42(8): 2452-2464 [DOI: 10.1117/1.1585061]

Foroutan-pour K, Dutilleul P and Smith D L. 1999. Advances in the implementation of the box-counting method of fractal dimension estimation. *Applied Mathematics and Computation*, 105 (2/3): 195-210 [DOI: 10.1016/S0096-3003(98)10096-6]

Fortin C S, Kumaresan R, Ohley W J and Hoefer S. 1992. Fractal dimension in the analysis of medical images. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 11(2): 65-71 [DOI: 10.1109/51.139039]

Gagnepain J J and Roques-Carnes C. 1986. Fractal approach to two-dimensional and three-dimensional surface roughness. *Wear*, 109(1/4): 119-126 [DOI: 10.1016/0043-1648(86)90257-7]

Jiang J F, Zhu W L, Shi F, Zhang Y C, Lin L and Jiang T Z. 2008. A robust and accurate algorithm for estimating the complexity of the cortical surface. *Journal of Neuroscience Methods*, 172 (1): 122-130 [DOI: 10.1016/j.jneumeth.2008.04.018]

Jin X C, Ong S H and Jayasooriah. 1995. A practical method for estimating fractal dimension. *Pattern Recognition Letters*, 16 (5): 457-464 [DOI: 10.1016/0167-8655(94)00119-N]

Kaewaramsri Y and Woraratpanya K. 2015. Improved triangle box-counting method for fractal dimension estimation. *Recent Advances in Information and Communication Technology*, 361: 53-61 [DOI: 10.1007/978-3-319-19024-2]

Keller J M, Chen S S and Crownover R M. 1989. Texture description and segmentation through fractal geometry. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 45 (2): 150-166 [DOI: 10.1016/0734-189X(89)90130-8]

Lai K X, Li C C, He T, Chen L, Yu K and Zhou W S. 2016. Study on an improved differential box-counting approach for gray-level varia-

- tion of images//Proceedings of the 10th International Conference on Sensing Technology (ICST). Nanjing: IEEE; 1-6 [DOI: 10.1109/ICSensT.2016.7796217]
- Li J, Du Q and Sun C X. 2009. An improved box-counting method for image fractal dimension estimation. *Pattern Recognition*, 42(11): 2460-2469 [DOI: 10.1016/j.patcog.2009.03.001]
- Liu Y, Chen L Y, Wang H M, Jiang L L, Zhang Y, Zhao J F, Wang P Y, Zhao Y C and Song Y C. 2014. An improved differential box-counting method to estimate fractal dimensions of gray-level images. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 25(5): 1102-1111 [DOI: 10.1016/j.jvcir.2014.03.008]
- Mandelbrot B B and Wheeler J A. 1983. The fractal geometry of nature. *American Journal of Physics*, 51(3): 286-287 [DOI: 10.1119/1.13295]
- Mandelbrot B B. 1977. *Fractals: Form, Chance and Dimension*. San Francisco: Freeman
- Marchette D J, Lorey R A and Priebe C E. 1997. An analysis of local feature extraction in digital mammography. *Pattern Recognition*, 30(9): 1547-1554 [DOI: 10.1016/S0031-3203(96)00173-2]
- Novianto S, Suzuki Y and Maeda J. 2003. Near optimum estimation of local fractal dimension for image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 24(1/3): 365-374 [DOI: 10.1016/S0167-8655(02)00261-1]
- Panigrahy C, Seal A and Mahato N K. 2019. Quantitative texture measurement of gray-scale images: fractal dimension using an improved differential box counting method. *Measurement*, 147: #106859 [DOI: 10.1016/j.measurement.2019.106859]
- Sandau K and Kurz H. 1997. Measuring fractal dimension and complexity—an alternative approach with an application. *Journal of Microscopy*, 186(2): 164-176 [DOI: 10.1046/j.1365-2818.1997.1270685.x]
- Sarkar N and Chaudhuri B B. 1994. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 24(1): 115-120 [DOI: 10.1109/21.259692]
- Tolle C R, McJunkin T R and Gorsich D J. 2003. Suboptimal minimum cluster volume cover-based method for measuring fractal dimension. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(1): 32-41 [DOI: 10.1109/TPAMI.2003.1159944]

- Voss R F. 1986. Characterization and measurement of random fractals. *Physica Scripta*, 1986(T13): 27-32 [DOI: 10.1088/0031-8949/1986/T13/004]
- Zborovský I. 2018. A conservation law, entropy principle and quantization of fractal dimensions in hadron interactions. *International Journal of Modern Physics A*, 33(10): #1850057 [DOI: 10.1142/S0217751X18500574]

作者简介



纪佑军, 1983年生, 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为地质资源与地质工程, 数字图像处理及其在油气开发中的应用。
E-mail: jiyoun0319@163.com



何杰, 通信作者, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为地质资源与地质工程, 数字图像处理及可视化。
E-mail: 841555319@qq.com

- 韩海水, 男, 博士研究生, 主要研究方向为油气田开发工程, 数字图像处理及其在油气开发中的应用。
E-mail: 254281893@qq.com
- 程忠钊, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为油气田开发工程, 数字图像处理及其在油气开发中的应用。
E-mail: 360949436@qq.com
- 曾保全, 男, 博士研究生, 主要研究方向为油气田开发工程, 数字图像处理及其在油气开发中的应用。
E-mail: 541243729@qq.com