

基于分形特征和阈值分析的图像边缘检测

罗洪平¹ 马洪兵² 王宏伟³

¹(新疆大学电气工程学院 新疆 乌鲁木齐 830046)

²(清华大学电子工程系 北京 100084)

³(大连理工大学控制科学与工程学院 辽宁 大连 110024)

摘要 针对传统的边缘检测算法对噪声敏感且伪边缘较多,提出一种基于分形特征和阈值分析的图像边缘检测方法。该方法利用改进的毯覆盖算法计算出图像的分形特征,将图像的灰度分布映射到分形维数空间上,再根据提取的分形特征图进行阈值分析,获得高低两个阈值,将像素值分为非边缘、弱边缘和强边缘3类,再对弱边缘像素进一步加以判断。实验结果与其他算法相比较表明,该算法检测出来的图像边缘伪边缘和噪声最少。

关键词 边缘检测 分形特征 毯覆盖法 阈值分析 双阈值

中图分类号 TP751.1 TP3

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.04.030

IMAGE EDGE DETECTION BASED ON FRACTAL FEATURE AND THRESHOLD ANALYSIS

Luo Hongping¹ Ma Hongbing² Wang Hongwei³

¹(School of Electrical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, Xinjiang, China)

²(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

³(School of Control Science and Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 110024, Liaoning, China)

Abstract Traditional edge detection algorithms are sensitive to noise and have many false edges. This paper proposes an image edge detection method based on fractal features and threshold analysis. The improved blanket covering algorithm was used to calculate the fractal features of the image, and the gray distribution of the image was mapped to the fractal dimension space. The threshold analysis was carried out according to the extracted fractal feature image to obtain the high and low thresholds. All the pixel values were divided into three categories: non-edge, weak-edge, and strong-edge, and the weak edge pixels were further judged. Compared with other algorithms, the experimental results show that the proposed algorithm can detect the image edge completely with the least false edge and noise.

Keywords Edge detection Fractal feature Blanket covering method Threshold analysis Double threshold

0 引言

由于边缘检测可以在图像处理中消除不相关的信息,以保持图像的重要结构属性,常作为图像分割的预处理步骤。传统的边缘检测算法有一阶边缘检测算子 Roberts、Sobel、Prewitt,二阶边缘检测算子 Canny、Log,小波变换理论等,但是这些算法都是基于待计算的像素点的相邻像素值变化进行分析,提取的图像边缘易受噪声影响,且判断是否为边缘的能力较弱。近期随

着深度学习的发展,尤其是 CNN 在自动学习图像的特征能力方面突出,利用 CNN^[1]、RCF^[2]、VGG16^[3] 等神经网络进行边缘检测成为一种新的趋势,但是该方法需要依赖大量注释良好的图像训练,过程耗时、费力且需要强大的硬件做支撑。

在几何学当中,Mandelbrot 从非规整几何的量测问题出发创立了分形理论,如今它常运用在特征提取当中。谷雨等^[4]将分形特征运用到图像增强当中,以提高红外图像里弱小目标的识别;徐文海^[5]引入分形特征作为遥感影像里的纹理信息,进行遥感影像精细

化分类;李山山^[6]运用分形布朗随机场模型提取出图像分形特征,以检测出矿相图的边缘;Xia等^[7]运用分形维数来表达多孔岩石的物理性质,并建立了分形维数与多孔岩石孔径分布之间的关系;Hamidi等^[8]将分形维数引入到心音信号分析中,以提高心脏疾病的诊断效率。

然而,分形理论提出在不同的分形维度下,事物存在自相似性。对于任意一幅图像来说,自相似性体现在图像局部上存在一定近似的分形结构,而分形结构可以用分形维数来衡量。图像中处在边缘区域的像素的分形维数往往变化较大,而处在平坦区域或纹理区域的分形维数变化相对较小,这给图像边缘检测提供了一个新的思路^[9]。

在图像边缘检测中,常常有许多伪边缘的存在,常用阈值加以区分。Otsu是大津法,又名最大类间方差法,是常用的单阈值分割算法,被用于图像的二值化处理。本文为了更加精确地检测出图像边缘,借鉴Otsu算法的思想,提出双阈值分析法,把处于两个阈值之间的像素判定为弱边缘,进一步加以区分,以提高图像边缘检测的精度。最后,本文在BSDS500数据集上进行图像边缘检测实验,验证了算法的可行性和有效性。

1 研究方法

1.1 分形特征计算

分形理论具有自相似性和标度不变性两种性质。其中分形维数是度量物体复杂性和不规则性的重要指标,也是定量描述图像分形结构的重要参数。本文准备计算出图像中每一个像元的分形维数,将图像灰度值映射到分形维数空间上进行边缘检测。其中分形维数的计算方法有两大类^[10],一类是根据盒维数的定义来计算,典型的方法有概率盒法、差分盒维数法等;另一类是基于分形模型来计算,典型的方法有分形布朗随机场模型的灰度统计法和毯覆盖法。

毯覆盖算法^[11]是一种计算分形维数的方法,它把一幅二维图像近似看作一个跌宕起伏的丘陵,将图像每一个像素点的灰度值比作丘陵的海拔高度,通过设计不同尺度的毛毯去覆盖丘陵表面,以得到不同的表面积。在计算出一系列的表面积和尺度后,运用最小二乘法得到分形维数。本文采用改进的毯覆盖算法进行分形维数计算,相比传统的毯覆盖算法,它减少了计算表面积所需要的迭代,近似处理处在不同尺度下的表面积,节省了运算成本和时间。它采用一种“奇行奇点,偶行偶点”的取点原则,以这些点为骨架,构造

一种大小高低变化,且仍能覆盖初始灰度图像表面的统计量,进而求出图像的分形特征^[12-13]。其具体算法如下:

设 $f(i,j)$ 代表图像灰度曲面, u_ε 、 b_ε 分别代表上毛毯和下毛毯。先令上毛毯和下毛毯的初始值为原始图像,即:

$$u_0(i,j) = b_0(i,j) = f_0(i,j) \quad (1)$$

当“ $|i-j| = \text{偶数}$ ”时,上下两张毛毯分别沿如下的方式进行生长。

$$u_\varepsilon(i,j) = \max \left\{ \begin{array}{l} u_{\varepsilon-1}(i,j) + 1, \\ \max_{d[(i,j),(m,n)] \leq 1} u_{\varepsilon-1}(m,n) \end{array} \right\} \quad (2)$$

$$\varepsilon = 1, 2, 3, \dots$$

$$b_\varepsilon(i,j) = \min \left\{ \begin{array}{l} b_{\varepsilon-1}(i,j) - 1, \\ \min_{d[(i,j),(m,n)] \leq 1} b_{\varepsilon-1}(m,n) \end{array} \right\} \quad (3)$$

$$\varepsilon = 1, 2, 3, \dots$$

式中: $d[(i,j),(m,n)]$ 代表像元 (i,j) 与周围像元 (m,n) 两点之间的距离。

当“ $|i-j| = \text{奇数}$ ”时,上下两张毛毯的生长方式如下:

$$u_\varepsilon(i,j) = b_\varepsilon(i,j) = f(i,j) \quad (4)$$

则分形曲面的表面积为:

$$A(\varepsilon) = \frac{\sum_{i,j} [u_\varepsilon(i,j) - b_\varepsilon(i,j)]}{2\varepsilon} \quad (5)$$

由于取点规则, $u_1(i,j)$ 始终大于其四邻域点的灰度值。 $b_1(i,j)$ 始终小于其四邻域点的灰度值。则式(5)复杂的迭代过程可以简化为:

$$A_\varepsilon = \frac{A(1) + (\varepsilon - 1) \cdot H/2}{\varepsilon} \quad (6)$$

式中: I 、 H 分别为图像的宽和高。

对于不同的 ε ,可以计算得到一系列 $\log[A(\varepsilon)]$ 和 $\log(\varepsilon)$ 。则由式(7)运用最小二乘法即可求出分形维数 D 。

$$\log[A(\varepsilon)] = (2 - D) \log(\varepsilon) + \log a \quad (7)$$

由于图像分形维数的取值范围在2~3之间,需将其映射到0~255的范围后转换成分形特征图。

1.2 双阈值图像边缘分割

在分形特征图像中,由于处在边缘的像素分形维数较大,导致在特征图像中边缘十分突出,但是也存在一些伪边缘现象,需进一步加以区分。

在图像二值化处理中Otsu算法使用十分广泛,它是一种自适应阈值分割方法,又名最大类间方差法。受Otsu算法的启发,本文提出双阈值分析法,将分形特征图的像素分为非边缘像素 e_0 、弱边缘像素 e_1 和强

边缘像素 e_2 。

对于给定的一幅灰度图像,其像素值范围为 $0 \sim 255$,可以用直方图的方式统计出每一个像素值所对应的个数,并求出每一个像素值的统计概率。若像素值 i 所对应的个数为 n_i ,图像像素点的总数量为 N ,则该像素值的统计概率为:

$$p_i = \frac{n_i}{N} \quad (8)$$

假设图像的低阈值为 S ,高阈值为 T ,则每一类的像素点总概率 w_j 以及每一类的平均灰度值 u_j 为:

$$\begin{cases} w_0 = \sum_{i=0}^{S-1} p_i \\ w_1 = \sum_{i=S}^{T-1} p_i \\ w_2 = \sum_{i=T}^{255} p_i \end{cases} \quad (9)$$

$$\begin{cases} u_0 = \frac{\sum_{i=0}^{S-1} ip_i}{w_0} \\ u_1 = \frac{\sum_{i=S}^{T-1} ip_i}{w_1} \\ u_2 = \frac{\sum_{i=T}^{255} ip_i}{w_2} \end{cases} \quad (10)$$

总的平均像素 u_T 为:

$$u_T = \sum_0^{255} ip_i \quad (11)$$

总的类间方差 σ_A^2 为:

$$\sigma_A^2 = \sum_{j=0}^2 w_j \times (u_j - u_T)^2 \quad (12)$$

最大化类间方差 σ_A^2 以求解出最优阈值 S 和 T ,将小于低阈值 S 的像素点判定为非边缘,大于高阈值 T 的像素点判定为强边缘,其余为弱边缘,而弱边缘需要进一步加以判断,以确定是否是伪边缘。

2 算法流程

本文首先将彩色图像滤波、灰度化处理以得到灰度图,运用改进的毯覆盖算法采用奇数大小的滑窗遍历图像中的每一个像素得到每一个像素点的分形维数,采用归一化的方法将分形维数映射到 $0 \sim 255$ 的范围,将其转换成分形特征图。将提取到的分形特征图运用双阈值分析方法,求得图像的低阈值 S 和高阈值 T ,处在两个阈值之间的像素判定为弱边缘,需进一步判断。如果以该弱边缘像素点为中心 3×3 的邻域 K

中,最小值大于高阈值 T ,则将其视为强边缘置 1,否则判定为非边缘置 0。

将得到的二值图运用数学形态学方法进行边缘细化,最终得到边缘检测图像,其操作流程如图 1 所示。

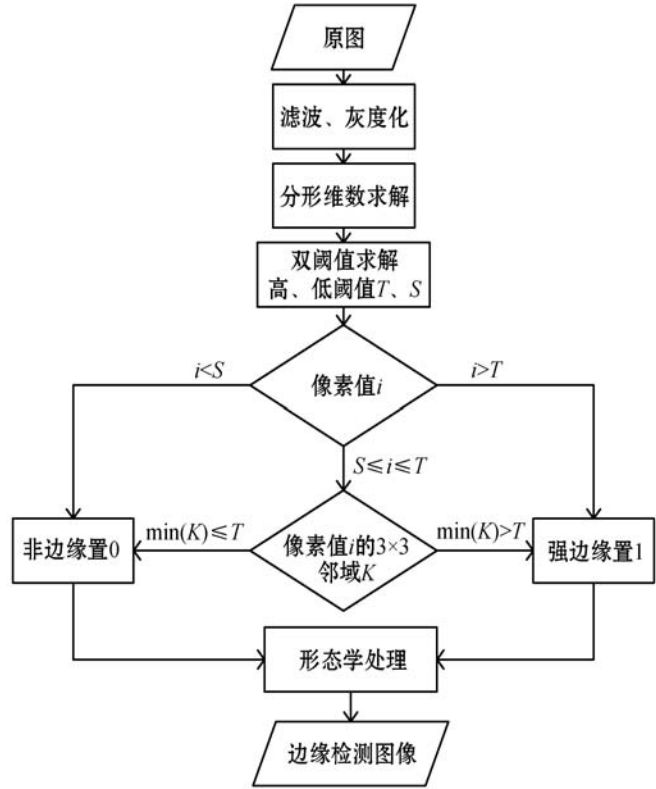


图 1 边缘检测流程

3 实验结果和分析

3.1 图像边缘检测效果分析

本文软件平台为 MATLAB2016b,实验所用图像为伯克利大学计算机视觉组建立的 BSDS500 数据集^[14],里面含有 500 幅图像,其中每一幅图像都包含有 5 个不等的 ground truth,这都是人工标记的图像边缘,边缘检测精度和准确率最高,根据需要可以选取其中一个 ground truth 作为理想的边缘检测图像作对比。

实验首先对原图像进行滤波和灰度化处理,然后采用 3×3 的滑窗利用改进的毯覆盖法遍历每一个像素求解分形维数,再用双阈值分析法进一步边缘检测,经各步处理得到的实验结果如图 2 所示。



(a) 原图



(b) 分形特征图



(c) 边缘检测结果

图 2 图像边缘检测实验结果比较

图 2(b)为改进的毯覆盖算法提取出的分形特征图,其描绘的图像轮廓清晰,增强了边缘的显示,方便了后续边缘的检测,实验发现改进的毯覆盖算法运行了 109 s,未改进的毯覆盖算法运行了 149 s,节省了 40 s,确实减少了计算分形维数的迭代步骤和运算成本。图 2(c)为经双阈值分析后检测出的图像边缘,有效地减少了伪边缘的存在,且椒盐噪声较少,达到了实验目的。

3.2 边缘检测的定量分析

为了更加直观地表述本文算法的边缘检测能力,实验采用了均方差(MSE)、峰值信噪比(PSNR)和品质因数(FOM)^[15-16]三个指标来定量说明。均方误差(MSE)和峰值信噪比(PSNR)作为图像质量评估的客观标准,能体现出算法检测出的图像是否失真。而品质因数是文献[15-16]提出的用于客观评价边缘检测算子性能优劣的量化指标,该指标涵盖了边缘检测时的三种误差:真实边缘的漏检、伪边缘的误检和边缘的定位误差,能有效反映算法的性能。其中 MSE、PSNR、品质因数 FOM 的计算公式如下:

$$M_{SE} = \frac{1}{M \times N} \left[\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I - I_o)^2 \right] \quad (13)$$

式中: $M \times N$ 表示图像大小; I 表示边缘检测后的图像; I_o 表示真实的边缘图像,实验采用 BSDS500 数据集人工标记的边缘图像。

$$P_{SNR} = 20 \times \log_{10} \left(\frac{M_{AXI}}{M_{SE}} \right) \quad (14)$$

式中: M_{AXI} 表示图像可能的最大像素值,此处取值 255。

$$F_{OM} = \frac{1}{\max(I_a, I_d)} \sum_{k=1}^{I_d} \frac{1}{1 + ad^2(k)} \quad (15)$$

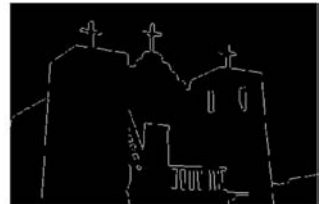
式中: I_a 表示理想边缘图像中边缘点的总数,实验采用 BSDS500 数据集人工标记的边缘作依据; I_d 表示实际边

缘检测方法检测到的边缘图像中边缘点的总数; d 表示实际检测到的边缘图像中的边缘点到理想边缘图中的边缘点之间连线的垂直距离; a 是常系数,一般取 1/9。

为了方便比较,将本文方法与经典的 canny 算子和近几年提出的改进蚁群算法的图像边缘检测^[17]、融合小波变换和新形态学的图像边缘检测作对比^[18],如图 3、图 4 所示。



(a) 原图 1



(b) 人工标记的边缘



(c) Canny



(d) 文献[17]



(e) 文献[18]



(f) 本文算法

图 3 图像 1 边缘检测结果比较



(a) 原图 2



(b) 人工标记的边缘



(c) Canny



(d) 文献[17]



(e) 文献[18]



(f) 本文算法

图 4 图像 2 边缘检测结果比较

从表 1 可以看出,本文算法是所比较的算法中均方误差最小、峰值信噪比和品质因数最高的,其中均方误差越小,峰值信噪比越高,表明图像同人工标记的边缘图像拟合的程度越好,失真越少,边缘提取得越真实。

品质因数越高,表明与人工标记的理想边缘越接近,漏检和误检的概率最低。综上,本文算法的边缘检测性能相比其他参与比较的边缘检测算法要优,提高了图像边缘检测能力。

表 1 不同算法的评价指标结果

评价指标	图像 1				图像 2			
	Canny	文献[17]	文献[18]	本文方法	Canny	文献[17]	文献[18]	本文方法
MSE	0.050 6	0.028 4	0.026 0	0.024 0	0.108 4	0.039 1	0.036 0	0.035 0
PSNR	61.092	63.605	63.977	64.321	57.782	62.213	62.568	62.665
FOM	0.398 5	0.659 2	0.666 8	0.720 4	0.184 4	0.468 5	0.494 6	0.587 3

4 结 语

本文所运用的改进的毯覆盖算法相比传统的毯覆盖算法,减少了迭代步骤,节省了运算空间和运行时间,且提取出来的分形特征图,突出了边缘的显示,提高了后续边缘检测的能力。随后引入双阈值分析方法,计算出图像的高低两个阈值,将像素分成非边缘、弱边缘和强边缘三类,并对弱边缘进一步加以判断,以减少伪边缘、椒盐噪声的存在,提高边缘检测精度。最后将本文方法与其他边缘检测算法相比较,均方误差最小,峰值信噪比和品质因数最高,验证了本文算法的有效性和可实施性。

但是本文算法步骤较多,尤其是利用改进的毯覆盖法提取分形特征图中,虽然减少了部分迭代过程,但是仍要遍历每一个像素求解分形维数,边缘运算时间有所增加,日后研究需要进一步加以改进。

参 考 文 献

- [1] Shen W, Wang X G, Wang Y, et al. DeepContour: A deep convolutional feature learned by positive-sharing loss for contour detection [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015.
- [2] Liu Y, Cheng M, Hu X W, et al. Richer convolutional features for edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2018, 41 (8): 1939 - 1946.
- [3] Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton G, et al. ImageNet classification with deep convolutional neural networks [J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84 - 90.
- [4] 谷雨, 刘俊, 沈宏海, 等. 基于改进多尺度分形特征的红外图像弱小目标检测 [J]. 光学精密工程, 2020, 28(6): 1375 - 1386.
- [5] 徐文海. 基于分形理论的遥感影像纹理分析与分类研究 [D]. 长沙: 中南大学, 2010.
- [6] 李山山. 基于矿相分形特征的边缘检测改进算法研究 [D]. 唐山: 华北理工大学, 2019.
- [7] Xia Y X, Cai J C, Wei W, et al. A new method for calculating fractal dimensions of porous media based on pore size distribution [J]. Fractals, 2018, 26(3): 1850006.
- [8] Hamidi M, Ghassemian H, Imani M. Classification of heart sound signal using curve fitting and fractal dimension [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2018, 39: 351 - 359.
- [9] 罗强, 任庆利, 杨万海. 基于分形理论的图像边缘提取方法 [J]. 通信学报, 2001, 22(11): 104 - 109.
- [10] 张涛. 基于分形特征的景象适配性分析 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2006.
- [11] Peleg S, Narorand J, Hartley R. Multiple resolution texture analysis and classification [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, 6(4): 518 - 523.
- [12] 杨斌利, 向健勇, 韩建栋. 一种新的基于分形特征的人造目标快速检测算法 [J]. 激光与红外, 2003(5): 372 - 374.
- [13] 张锋. 基于分形特征的人造目标检测方法研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2011.
- [14] Arbeláez P, Maire M, Fowlkes C, et al. Contour detection and hierarchical image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(5): 898 - 916.
- [15] 普拉特威廉. 数字图像处理 [M]. 3 版. 邓鲁华, 张延恒, 译. 北京: 机械工业出版社, 2005.
- [16] 陈宏希. 基于品质因数的边缘检测算子性能优劣客观评价研究 [J]. 自动化与仪器仪表, 2015, 190(8): 8 - 10.
- [17] 汪凯, 张贵仓. 基于改进蚁群算法的图像边缘检测研究 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(23): 171 - 176.
- [18] 余小庆, 陈仁文, 唐杰, 等. 融合小波变换和新形态学的含噪图像边缘检测 [J]. 计算机科学, 2018, 45(S2): 194 - 197.