

基于小波的多尺度边缘检测在遥感图像处理中的应用

文 武, 苗 放

(成都理工大学 信息科学与技术学院, 四川 成都 611844)

摘 要: 本文引入小波多尺度边缘检测, 将小波的尺度因子与不同方向的梯度联系起来在梯度大的方向(垂直边缘方向)采用小尺度的因子, 突出细节. 在梯度小的方向(沿着边缘方向)采用大尺度因子, 可提高信噪比. 试验结果表明: 该算法具有很好的边缘细节的保持性, 较常见的 P-M 模型滤波方法算法效果有明显优势.

关键词: 各向异性滤波; P-M 模型; 小波多尺度边缘检测; 尺度因子

中图分类号: TP200

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2013)02-0018-03

Multi-Scale Edge Detection for Remote Sensing Image Processing Bases on the Wavelet Transform

WEN Wu, MIAO Fang

(School of Information Science and Technology, Chengdu University of Technology, Chengdu 611844, China)

Abstract: This paper introduces the wavelet multi-scale edge detection, which correlated wavelet scale factor and different direction gradient. Using small scale factor in the large gradient direction, which can highlight the details. Using a large scale factor in the small gradient direction, which can improve signal to noise ratio. The test results show that: the algorithm has very good edge retention, has obvious advantages compared with P-M model filtering algorithm.

Key words: anisotropic filtering; P-M model; wavelet multi-scale edge detection; scale factor

1 引言

通常情况下, 一幅图像同时拥有不同类型的边缘(缓变边缘或非缓变边缘), 如果仅用一个尺度对图像进行处理很难得到满意结果; 目前已有不少基于多尺度的图像处理方法, 但通常的多尺度方法存在两个问题: 如何选择合理的尺度仍没有很好解决; 为了简化推导和计算, 这些算法一般都采用高斯函数来实现对图像的处理, 该算法由于对图像的平滑区和边缘进行相同的处理, 处理后会使得边缘模糊甚至边缘消失.

为了解决这个问题, 不少研究者做了大量的工作. 各向异性扩散滤波技术是图像处理中强有力的去噪方法^[1]. Malik(1990)首先提出基于偏微分方程的各向异性扩散滤波技术(即 P-M 模型), 但其平

滑效果较差. 为解决该问题, Cattaf(1992)先将原始图像与高斯滤波器进行卷积运算, 若想有效突出边缘, 需多次迭代. 本文将各向异性扩散滤波的思想引入小波多尺度边缘检测, 取得了很好的效果.

2 小波各向异性边缘检测原理

(1)小波多尺度边缘检测原理^[2-3]

通过选择适当的小波函数, 可以使小波分解的细节分量真实地反映出信号的局部突变点. 对函数 $\phi(x, y)$ 引入尺度因子 $a(x, y)$:

$$\phi_{a(x,y)}(x,y) = \frac{1}{a(x,y)} \phi\left(\frac{x}{a(x,y)}, \frac{y}{a(x,y)}\right) \quad (1)$$

函数 $f(x, y)$ 在尺度 $a(x, y)$ 和位置 (x, y) 的小波变换由以下卷积得到

收稿日期: 2012-05-08; **修回日期:** 2012-06-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(40904034); 国家“八六三”计划项目(2010AA122202-12)

$$w_{a(x,y)} f(x,y) = f * \psi_{a(x,y)}(x,y) \quad (2)$$

对于某些特殊的小波函数 $\psi(x,y)$, 小波变换的极大值对应于信号的突变点. 设 $\theta(x,y)$ 为一平滑函数, 定义 $\psi(x,y)$ 是 $\theta(x,y)$ 的二阶导数:

$$\psi(x,y) = \frac{d^2 \theta(x,y)}{dx dy} \quad (3)$$

记 $\theta_{a(x,y)}(x,y) = \frac{1}{a(x,y)} \theta\left(\frac{x}{a(x,y)}, \frac{y}{a(x,y)}\right)$, 则在尺度 $a(x,y)$ 的小波变换为:

$$w_{a(x,y)} f(x,y) = f * \psi_{a(x,y)}(x,y) \quad (4)$$

$$\begin{aligned} f * \psi_{a(x,y)}(x,y) &= f * (a(x,y) \frac{d^2 \theta}{dx dy}) \\ &= a(x,y) \frac{d}{dx} (f * \theta_{a(x,y)}(x,y)) \end{aligned} \quad (5)$$

小波变换 $w_{a(x,y)} f(x,y)$ 正比于被 $\theta_{a(x,y)}(x,y)$ 所平滑 $f(x,y)$ 的一阶导数. 因此, $|w_{a(x,y)} f(x,y)|$ 的极大值对应于 $f * \psi_{a(x,y)}(x,y)$ 导数的极大值, 它正是在尺度 $a(x,y)$ 时信号的局部突变点. 因而, 小波变换模的极大值检测对应于信号的边缘检测. 在利用小波边缘检测中, 小尺度的边缘检测可检测出小的撞击坑的坑唇, 但可能将一些噪声误认为是坑唇; 而大尺度的边缘检测虽有较高的信噪比, 但对于边缘的定位精度又会降低. 为此, 本文将小波的尺度因子与不同方向的梯度联系起来, 提出了小波各向异性边缘检测.

(2) 各向异性扩散滤波原理

1990年, Perona 和 Malik(1990) 首先提出基于偏微分方程的各向异性扩散滤波方程(即 P-M 方程):

$$\frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(g(|\nabla I|) \cdot \nabla I) \quad (6)$$

式中, I 为初始图像数据, t 为尺度参数, ∇I 为图像数据的梯度, div 为散度算子, $|\nabla I|$ 为梯度的模, 扩散系数 $g(x)$ 是扩散程度的主控因子, 是非负单调递减函数. 即 $|\nabla I|$ 越大, $g(|\nabla I|)$ 越小, 平滑量越小, 进而保证了垂直边缘方向平滑较小. 这里需要注意, 各向异性扩散滤波技术仅是一种滤波技术, 若想有效突出边缘, 需多次迭代.

(3) 小波各向异性边缘检测原理

小波各向异性边缘检测将小波的尺度因子与不同方向的梯度联系起来. 令尺度 a :

$$a(m,n) = \begin{cases} a_{\max} & |\nabla I(m,n)_\eta| < \epsilon \\ a_{\max} - |\nabla I(m,n)_\eta| & \epsilon < |\nabla I(m,n)_\eta| < \zeta \\ a_{\min} & |\nabla I(m,n)_\eta| > \zeta \end{cases} \quad (7)$$

其中, m, n 为沿 x, y 方向点的序号, $I(m,n)$ 为 (m,n) 点的灰度, $|\nabla I|_\eta$ 为该点数据沿某一方向 η 的梯度的模. $a_{\max}, a_{\min}$ 为拟选用的最大、最小尺度. ϵ 为最小阈值, ζ 为最大阈值. 则:

$$\psi(I)_\eta = \begin{cases} \frac{1}{a_{\max}} \psi\left(\frac{I}{a_{\max}}\right) & |\nabla I(m,n)_\eta| < \epsilon \\ \frac{1}{a_{\max} - |\nabla I(m,n)_\eta|} \psi\left(\frac{I}{a_{\max} - |\nabla I(m,n)_\eta|}\right) & \epsilon < |\nabla I(m,n)_\eta| < \zeta \\ \frac{1}{a_{\min}} \psi\left(\frac{I}{a_{\min}}\right) & |\nabla I(m,n)_\eta| > \zeta \end{cases} \quad (8)$$

下面来讨论 k 的选取. 对多尺度边缘检测方法而言, 尺度因子不宜太大, 也不宜太小. 以二进小波为例, 一般取 $2^1, 2^2$ 两个尺度, 因为尺度太大, 许多边缘细节被平滑掉了, 而且得到的往往是移位后的结果; 尺度太小, 位置和幅度受噪声控制, 很难利用小波模极大值进行边缘检测. 因此此处选取 $2\text{ave}(|\nabla I|) \leq k \leq 4\text{ave}(|\nabla I|)$, $\text{ave}(|\nabla I|)$ 为所有方向 $|\nabla I|$ 的均值.

具体计算时, 可沿不同方向计算出小波边缘检测数据体, 然后取各方向检测值中的极大值作为最终检测结果. 在平滑区, 沿各个方向梯度都比较小, 因而检测值较小, 即无边缘. 同时由于此时的尺度比较大, 有较强的滤波作用. 在边缘位置, 虽然沿边缘走向梯度值较小, 但垂直边缘方向梯度值较大, 尺度因子小, 能准确检测出边缘^[4].

3 算法描述

算法步骤如下:

第1步: 选择(1)式作为小波函数, 利用式(5)对图像进行小波变换, 求出小波变换 $w_a f(x)$;

第2步: 进行模极大值点图像阈值化处理, 根据图像调整门限值;

第3步: 选取尺度调节因子, 根据最大最小门限值选取调节尺度因子;

第4步: 根据式(7)式计算尺度函数;

第5步: 利用式(8)式对 $w_a f(x)$ 进行变换;

第6步: 输出边缘图像.

4 实验与结果分析

在实验中, 首先针对嫦娥一号 CCD(Charge-coupled Device)影像进行实验. 为了对月球撞击坑影像和几何特征进行提取, 对撞击坑的影像和几何

特征进行综合分析,研究和建立月球撞击坑重叠顺序的判定方法.通过实验测试可以更为清晰的看出在边缘某些特殊方向上,小波各向异性边缘检测方法优于 P-M 方法.

图 1 为真实嫦娥一号 CCD 区域数据,迭代次数为 10 次.通过测试看出,P-M 方法未能达到理想情况,图 2 所示.同等时间的小波多尺度检测获得的数据效果良好,如图 3 所示^[5-6].



图 1 原始模型

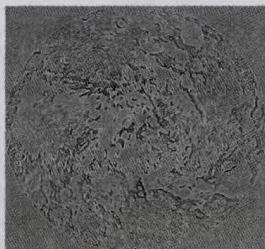


图 2 P-M 方法图

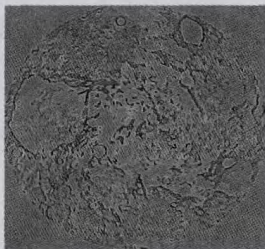


图 3 小波各向异性边缘检测

从表 1 看出,算法得到的结果在信噪比上略低于 P-M 方法,但在运行时间上要远好于 P-M 方法,且边缘检测效果也较 P-M 方法好许多.

表 1 算法评价

检测方法	信噪比/%	运行时间/s
P-M 方法	68.74	67
本文方法	67.1	71

5 结束语

本文从图像处理的角度,阐述小波多尺度边缘检测原理,建立了小波变换用于图像多尺度边缘检测的有效流程,根据月球图像的特点,设计了合适的尺度函数,提高了图像边缘检测的精度,通过研究得出以下结论:

(1)小波多尺度边缘检测可以有效检测出图像边缘,且在方向变化敏感较 P-M 模型效果更好;

(2)由于 P-M 模型需要多次迭代,因此小波多尺度边缘检测效率上远好于 P-M 模型.

参考文献:

- [1] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7):629-638.
- [2] 荷量,彭真明.小波多尺度边缘检测及其在裂缝预测中的应用[J].石油地球物理勘探,2005,40(3):309-313.
- [3] 于梅,殷兵,何国栋,等.一种基于小波-Contourlet 变换的图像去噪算法[J].微电子学与计算机,2008,25(12):100-102.
- [4] 朱锡芳,陶纯堪.一种用于遥感图像云雾处理的小波系数加权算法[J].微电子学与计算机,2008,25(11):141-145.
- [5] 王溪筠.移动机器人非结构场景图像边缘检测算法[J].红外技术,2012,34(2):99-102.
- [6] 黄茜,吴炜峰,董肖.基于局部尺度控制的模糊边缘检测算法[J].模式识别与人工智能,2011,24(6):875-881.

作者简介:

文武男,(1979-),博士研究生.研究方向为信号检测及处理.