

文章编号: 1007-4619 (2003)04-0299-05

小波多尺度影像边缘聚焦算法

赵西安, 李德仁

(武汉大学测绘遥感信息国家重点实验室 武汉 430070)

摘要: 讨论了基于光滑函数的二维小波极大模边缘算子和小波过零点边缘算子及其特性。提出了多尺度二进小波变换过零点边缘聚焦算法。通过对不同尺度下小波变换的遥感影像进行复合、边缘提取和聚焦后结果进行比较,可以发现该算法适应影像空间尺度不确定性目标边缘提取。既可保证大尺度下的轮廓信息不失真,又能在边缘定位上保持很高的精度。

关键词: 二维小波变换;边缘算子;多尺度聚焦

中图分类号: TP751.1/P237.3 **文献标识码:** A

1 引言

影像识别与计算机视觉中关键性技术之一是影像边缘探测与定位。特别是全自动数字摄影测量中,要求边缘定位与匹配精度达到像素级或亚像素级。由于图像函数受各种环境因素的影响,包括光照对灰度的影响、建筑物的阴影、采样误差和其它噪声等,对遥感影像识别与全自动数字摄影测量带来了极大困难。目前影像边缘探测方法仍是图像识别与理解研究中非常活跃的一个分支。Marr 根据图像函数一阶导数极大模和二阶导数过零点对应着其灰度突变位置,以及神经生理学中激励与抑制特性,构造了基于高斯光滑函数二阶导数的 Marr-Hildreth 边缘算子,并建立了 Marr 视觉计算理论^[1,2]。Canny 研究了图像函数极大模、梯度和梯度方向特性,提出了非极大抑制的著名 Canny 边缘算子^[3]。Mallat 将机器视觉的多通道金字塔算法与小波理论结合,建立小波多分辨分析和著名的二进小波分解与重构快速算法,并在奇异信号探测与影像边缘提取中得到了很好应用^[4-6]。李德仁等应用小波多分辨分析研究航空数字影像分层自动识别方法^[7]。王玉平、蔡元龙研究分析了 B 样条小波边缘算子与著名的 Marr-Hildreth 算子、Canny 算子的内在联系,建立了多尺度

B 样条边缘检测算子^[8]。贾天旭、郑南宁探讨 Bubble 小波多尺度边缘算法^[9]。T Lindeberg 和 P Angel 等提出边缘检测尺度自动选择方法^[10-13],近年来众多研究集中在边缘算子尺度确定与边缘探测精度方面。用大尺度边缘算子提取影像轮廓,小尺度用于发现影像的细节信息。由于影像空间尺度不确定性,在边缘提取中如何选择最佳尺度,使之获取的边缘信息即能不丢失边缘轮廓,又能保证影像边缘细节中没有不必要噪声,而多尺度小波边缘探测与定位不失为一好的方法,因而也是近年研究的热点。

本文分析研究了基于光滑函数的二维小波极大模和小波过零点影像边缘探测方法,提出小波过零点多尺度边缘聚焦算法。实验证明该算法特别适用于影像空间尺度不确定性边缘探测问题。

2 二维小波与多尺度边缘算子

2.1 多尺度二维小波极大模边缘算子

提取一图像函数 $f(x, y)$ 的边缘,通常是先用光滑函数 $\theta(x, y)$ 与其进行卷积运算

$$\begin{aligned} f(x, y) * \theta(x, y) \\ = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) \theta(x-u, y-v) du dv \quad (1) \end{aligned}$$

可在一定程度抑制 $f(x, y)$ 中的噪声,对(1)式求一

收稿日期: 2002-05-20; 修订日期: 2002-08-03

基金项目: 国家自然科学基金(49971069, 40023004), 陕西省自然科学基金(2001D09), 陕西省教委专项科学基金(编号:00JK212)

作者简介: 赵西安(1957—), 男, 在职博士生, 副教授。主要研究方向为数字摄影测量, 机器视觉和遥感影像识别与应用。现已发表论文近 20 篇。

阶偏导数,并顾及卷积运算的特性得:

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial}{\partial x}(f * \theta) &= f(x, y) * \frac{\partial}{\partial x}\theta(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y}(f * \theta) &= f(x, y) * \frac{\partial}{\partial y}\theta(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (2)$$

令:

$$\left. \begin{aligned} \psi^{(1)}(x, y) &= \frac{\partial}{\partial x}\theta(x, y) \\ \psi^{(2)}(x, y) &= \frac{\partial}{\partial y}\theta(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

若取 $\theta(x, y)$ 为高斯函数或三次 B 样条函数,可以证明: $\psi^{(1)}(x, y), \psi^{(2)}(x, y)$ 是具有良好局部特性的二维允许小波,并且满足小波稳定性条件。由(3)式得到二进小波变换:

$$\left. \begin{aligned} W_2^{(1)}[f(x, y)] &= f * \psi_2^{(1)}(x, y) \\ W_2^{(2)}[f(x, y)] &= f * \psi_2^{(2)}(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

在 $2^j (j \in z)$ 尺度下,梯度矢量的幅值和梯度方向定义为

$$\left. \begin{aligned} M_2^j[f(x, y)] &= \sqrt{[W_2^{(1)}]^2 + [W_2^{(2)}]^2} \\ A_2^j[f(x, y)] &= \arctg[W_2^{(2)}/W_2^{(1)}] \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

二维小波变换的极大模对应着图像函数中的边缘位置。并且图像函数增大的最大变化率方向与其梯度方向一致。若光滑函数取为高斯函数,其非极大抑制检测对应着同尺度下 Canny 边缘检测算子。当 $\theta(X, Y)$ 为三次 B 样条函数时,上述小波变换的极大模边缘算子为 Mallat B 样条小波边缘算子。

2.2 多尺度二维小波过零点边缘算子

为了推导基于高斯函数的二维小波过零点边缘算子,用:

$$\left. \begin{aligned} x &= r \cos \theta \\ y &= r \sin \theta \end{aligned} \right\} \quad (6)$$

代入二维高斯函数,并求二阶导数得:

$$\frac{\sigma^2}{\sigma^2} \theta(r) = c \cdot \left(1 - \frac{r^2}{\sigma^2}\right) e^{-\frac{r^2}{2\sigma^2}} \quad (7)$$

式中 c 为归一化参数,将(6)式代入(7)式,得:

$$\psi(x, y) = c \cdot \left(1 - \frac{x^2 + y^2}{\sigma^2}\right) e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

可知, $\psi(x, y)$ 是一允许小波,并满足小波稳定性条件。在 $2^j (j \in z)$ 尺度下二进小波变换为:

$$W_2^j f(x, y) = f(x, y) * \psi_2^j(x, y) \quad (9)$$

图像函数 $W_2^j f(x, y)$ 过零点位置必然对应着 $f(x, y)$ 边缘位置。当 $\theta(X, Y)$ 为 B 样条函数,可得

到 B 样条小波过零点边缘算子。需要说明的是:在相同的二进尺度下,小波极大模边缘算子与小波过零点边缘算子提取的是图像函数上相同的边缘位置,不同尺度下提取的边缘位移可保证在一个像素。对于阶跃型图像函数,其二阶导数过零点位置比其一阶导数极大模位置的确定更为方便和准确。

3 多尺度二维小波过零点边缘聚焦算法

影像边缘探测是遥感识别与计算机视觉中非常重要,同时又非常困难的一个问题,其困难之一就在于影像空间尺度不确定性。小波多分辨分析针对影像空间不同尺度的对象,将图像函数 $f(x, y)$ 分解为一组分辨率为 $2^j (0 \leq j \leq n)$ 的影像子集。其中大尺度(粗分辨率)子图像对应图像函数中的轮廓,小尺度(高分辨率)子图像保持图像函数中丰富的细节信息。由于影像空间尺度的不确定性,找到一个适合图像函数不同尺度边缘探测方法尤为重要。多尺度二维小波过零点边缘聚焦算法能够检测图像的重要边缘信息,又能获得高精度的定位。

多尺度边缘聚焦的思想是在大尺度下抑制噪声,提取图像函数轮廓,可靠的识别边缘,在小尺度提取图像函数的细节,由粗到细跟踪影像边缘,获得高精度的边缘定位。

多尺度二维小波过零点边缘聚焦算法:

(1) 对图像函数 $f(x, y)$ 作二进小波分解,保存 $\{W_2^j f(x, y), 0 \leq j \leq n\}$ 影像子集,对 $j = n$ 的子图像 $W_2^n f(x, y)$ 进行过零点边缘探测,得到 2^n 尺度下的边缘影像。

(2) 选取 $W_2^j f(x, y) (j \leq n)$ 子影像边缘的一定区域做为搜索空间,在 $W_2^{j-1} f(x, y)$ 子影像中进行过零点边缘探测,得到 2^{j-1} 尺度下的新边缘,用新边缘影像更新 2^j 尺度下旧的边缘影像。

(3) $j = j - 1$, 若 $j = 0$ 停止,否则返回步骤(2)。

这样从 $j = n$ 到 $j = 0$ 的过零点边缘聚焦,逐步得到最佳边缘定位。需要指出的是:我们在提取图像 $W_2^j f(x, y)$ 的过零点时,发现其值为零的位置多不存在,这是由于图像函数是按整数采样所致。根据相邻像素间灰度值为“+ -”、“- +”、“±”和“±”4种情况,按下列原则确定过零点位置,可保证一个像素的定位精度。

(1) 相邻像素间,灰度绝对值之差 $>$ threshold 时,其间存在过零点,即影像边缘。

(2) 过零点位置在相邻两像素灰度绝对值较小一侧。

(2) 将 $\{W_j f(x, y), 0 \leq j \leq 3\}$ 的子图像先进行复合, 将复合后的图像进行过零点边缘提取, 结果与图 6 比较, 图 6 效果明显为优, (限于篇幅, 两边缘子图象从略)。可得结论如下: (1) 多尺度小波过零点边缘聚

4 实验与结论

对于一幅遥感影像, 用多尺度二维小波过零点边缘算子进行边缘探测, 尺度参数取为 $j=0, 1, 2, 3$ 。图 1 为原始影像, 图 6 为用本文的多尺度二维小波过零点聚焦算法得到的边缘影像。与图 2 比较可以看出, 图 6 中保留了图 2 丰富的边缘细节, 同时对图 2 一些零散孤点(噪声)有明显抑制效应。比较图 4, 图 5, 可以看出图 6 中保留精确的轮廓信息, 并保证其轮廓没有失真。将不同尺度下提取的边缘影像进行比较, 可以看出轮廓边缘位移在 1 个像素。

为了进一步与本算法进行比较, 作者还做了两个实验: (1) 将 $\{W_j f(x, y), 0 \leq j \leq 3\}$ 的子图像分别进行过零点边缘提取, 将提取后边缘子图像进行复合;

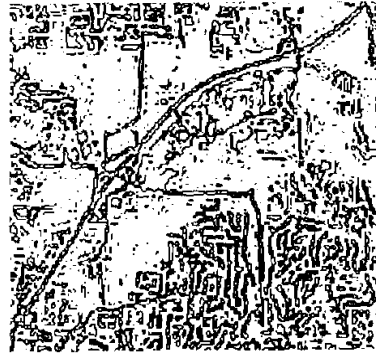


图 3 $j=1$ 边缘影像
Fig.3 $j=1$ Edge image



图 1 原始影像
Fig.1 Original image



图 4 $j=2$ 边缘影像
Fig.4 $j=2$ Edge image



图 2 $j=0$ 边缘影像
Fig.2 $j=0$ Edge image



图 5 $j=3$ 边缘影像
Fig.5 $j=3$ Edge image

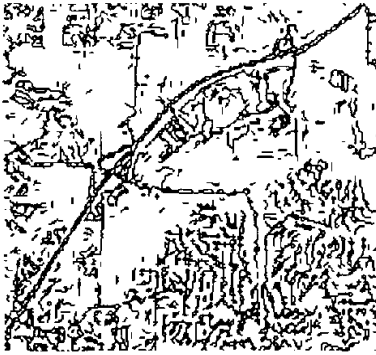


图 6 边缘聚焦

Fig.6 Focusing edge image

焦算法实现了保证提取的图像函数 $f(x, y)$ 轮廓不失真,又能使边缘定位达到高的精度,对于解决图像空间尺度不确定性问题的效果显著。(2)二进尺度下子图像的边缘间位移可保证在 1 个像素。(3)多尺度二维小波过零点边缘聚焦算法计算量明显优于 Marr-Hildreth 边缘聚焦算法。

由于小波多尺度边缘聚焦算法基本思想是先提取较大尺度下的过零点边缘(例,尺度为 2^j),获得相应边缘子影像,以该子影像边缘的一定区域做为搜索空间,在 2^{j-1} 尺度下的小波变换子影像中进行过零点边缘探测,得到 2^{j-1} 尺度下的新边缘,用新边缘影像更新 2^j 尺度下旧的边缘影像。如此进行边缘聚焦,直到 $j=0$ 结束。保证了提取的图像函数 $f(x, y)$ 轮廓不失真,又能保持边缘细节信息不丢失。但是,有些细小纹理在大尺度边缘子影像中未被探测到,因此也就无法在小尺度的边缘子影像中进行边缘聚焦,仍有丢失部分细小纹理信息的可能性。例如,图 1(尺度 = 2^0)右上方有一间断小路,图 5(尺度 = 2^3)中未探测出来,因而图 6 也没有反映。这是由于影像空间尺度不确定性所致,解决的方法是研究多尺度小波自适应边缘算子及顾及二进小波分解中水平

细节和垂直细节子影像边缘聚焦算法。

参 考 文 献 (References)

- [1] D Marr, E Hildreth. Theory of Edge Detection [J]. *Proc R Soc*, 1980, **B207**:187—217.
- [2] D Marr, E Hildreth. Theory of Edge Detection [A]. R Kasturi, R C Jain. *Computer Vision*, IEEE Los Alamitos CA[C]. 1991.
- [3] J F Canny. A Computational Approach to Edge Detection [J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 1986, **8**(6):679—698.
- [4] S Mallat. A Theory for Multiresolution Signal Decomposition: the Wavelet Representation [J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 1989, **11**(7):674—693.
- [5] S Mallat, Huang W L. Singularity Detection and Processing with Wavelets [J]. *IEEE Transactions on IT*, 1992, **38**(2): 617—643.
- [6] S Mallat, Zhong S. Characterization of Signals from Multiscale Edges [J]. *IEEE Transactions on PAMI*, 1992, **14**(7): 710—732.
- [7] Li Deren, Shao Juliang. Automatic Recognizing Buildings in Acroplane Image Integrating Multi-resolution Analysis with Information Fusion [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1994, **7**(3):234—240. [李德仁,邵巨良. 集多分辨率分析与信息融合的航空影像中房屋的自动识别[J]. 模式识别与人工智能, 1994, **7**(3):230—240.]
- [8] Wang Yuping, Cai Yuanlong. Multiscale Edge Detection Based on B-spline Wavelets [J]. *Science of China (A)*, 1995, **25**(4): 427—437. [王玉平,蔡元龙. 多尺度 B 样条小波边缘检测算子[J]. 中国科学(A 辑) 1995, **25**(4):427—437.]
- [9] Jia Tianxu, Zheng Nanning. Multiscales Edges Detsction Based On Bubble Wavelet [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1996, **24**(4):117—121. [贾天旭,郑南宁. 基于 Bubble 小波的多尺度边缘提取[J]. 电子学报, 1996, **24**(4):117—121.]
- [10] T Landberg. Edge Detection and Ridge Detection with Automatic Scale Selection [J]. *IJCV*, 1998, **30**:79—116.
- [11] P Angel, C Morris. Analyzing the Mallat Wavelet Transform to Delineate Contour and Textural Feature [J]. *CVIU*, 2000, **80**: 267—288.
- [12] L M Bruce, J Li. Wavelet for Computationally Efficient Hyperspectral Derivative Analysis [J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2001, **39**(7):1540—1546.
- [13] M Sonka, V Hlavac, R Boyle. *Image Arocessing, Analysis, and Machine Vision* [M]. Thomson Asia Pte Ltd and PPTPH, 2002.

Edge Focusing Based on Multiscales Wavelet Transform

ZHAO Xi-an, LI De-ren

(National Laboratory for Information Engineering in Surveying,

Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430070, China)

Abstract: The zero-crossings and the maximum of the wavelet transform are very effective for locating the edges of the image function. In this paper, we investigate the properties of the zero crossing and the maximum related the wavelet transform which are derived from the first derivative or the second derivative of the smooth function respectively. Multi-scale wavelet transform provides a pyramid hierarchic descriptive method of image features. Its main advantages are that both the algorithms involved do not create false generic features and the difference of edges derived from two near scale wavelet transforms is not larger than one pixel. Mallat discrete dyadic wavelet transform has the advantages. In multiscale wavelet transform, if a scale is bigger, the edge contour of image will be derived and the detail information be blurred or lost. If the scale is smaller, the details in image can be detected, in the same time, finer noise in image will be also kept. The object scale changes in remote sensing image occur over a wide range and vary unpredictably over the image. It is difficult to select an adaptive scale before or in the wavelet transform. Inspired by the scale-space theorem and wide and unpredictable scale changes in remote sensing image as mentioned above, and based on zero crossings of 2D multi-scale wavelet transform, the arithmetic of focusing edge in dyadic wavelet transform is introduced as follows.

1) The image function $f(x, y)$ is transformed by 2D Gaussian symmetric wavelet at dyadic scales, and subsets $\{W_2^j f(x, y), 0 \leq j \leq n\}$ related the transform are stored. The edge features in subimage $W_2^j f(x, y)$ (at scale $j = n$) are detected by zero-crossings of Gaussian symmetric wavelet transform and the map related to the edge features is derived and stored.

2) A special region around the edge related to $W_2^j f(x, y)$ ($j \leq n$) is selected as a searching area. The edge features in subimage $W_2^{j-1} f(x, y)$ are detected by zero-crossings of the same transform around searching area and a new edge map is derived. The former edge map is updated by the new edge map.

3) $j = j - 1$, if $j = 0$ stop, else go to step 2.

Experiments show that the arithmetic is effective to solve the problem, in which the object scale in image function is uncertain. The method is not only to eliminate fine scale noise and locate edge accurately, but also to extract edge contour correctly at larger scale.

Key words: 2D wavelet transform; edge operator; multiscale focusing edge