

中图分类号: TN391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)10-1900-08

论文索引信息: 王相海, 陈明莹, 徐孟春. Contourlet 概率分布的遥感图像边缘检测方法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1900-1907

Contourlet 概率分布的遥感图像边缘检测方法

王相海^{1),2)}, 陈明莹¹⁾, 徐孟春¹⁾

¹⁾ (辽宁师范大学计算机与信息技术学院, 大连 116029)

²⁾ (南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 南京 210093)

摘要: 提出一种新的基于 Contourlet 概率分布的边缘检测算法, 首先, 对图像 Contourlet 系数概率分布的混合高斯分布特性进行分析, 并建立图像 Contourlet 系数大小状态的概率模型, 同时对基于该模型的图像线状奇异信号进行分离; 其次, 改进最大类间方差的阈值选取方法, 提出一种基于类间距离和类内方差的阈值选取方法, 在保证类间距离最大的同时提高了类内聚合度; 最后, 利用所选阈值对分离的图像线状奇异信号进行二值化处理, 并对边缘信息进行提取。实验结果表明, 与传统经典边缘检测方法相比, 所提出的边缘检测方法在有效检测出遥感图像中光滑边缘的同时可以对图像中次要的奇异信息进行有效的屏蔽, 具有很好的实用性。

关键词: 遥感图像; Contourlet 变换; 高斯混合模型; 边缘检测

Edge detection of remote sensing image based on contourlet probability distribution

Wang Xianghai^{1),2)}, Chen Mingying¹⁾, Xu Mengchun¹⁾

¹⁾ (College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029 China)

²⁾ (State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093 China)

Abstract: We propose a new approach for detecting edges based on Contourlet probability distribution. First we analyze the mixture of Gaussian distribution traits of the Contourlet coefficients. Then we establish the probability model regarding the Contourlet coefficients which can be described by the big state and the small state. At the same time, we separate the linear singular signals on the model of the image. Afterwards, we improve the maximal between-class variance by a threshold selection method based on the variance between different classes and the in-class variance. This can ensure the maximum distance between classes, while simultaneously increasing the degree of polymerization in a class. Furthermore, we use the threshold for the binarization of the separated singular signals and extract the edge message. Compared to traditional methods, our method detects smooth edges in remote sensing images effectively. Meanwhile, it can shield the unimportant singular information, making it is useful for practical applications.

Keywords: remote sensing image; Contourlet transform; Gaussian mixture model(GMM); edge detection

收稿日期: 2010-06-23; 修回日期: 2010-11-10

基金项目: 辽宁省自然基金项目(20102123); 辽宁百千万人才工程基金项目(2008921036); 南京邮电大学图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金项目(LBEK2010003)。

第一作者简介: 王相海(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 中国计算机学会高级会员。主要研究方向为多媒体信息处理、计算机图形学。E-mail: xhwang@lnu.edu.cn。

0 引言

遥感图像的边缘反映了地物间波谱的差异以及物体的轮廓特征,其灰度值与周围像素相比存在明显突变且呈不连续性和一定的方向性,它是图像中属性区域的分界和不确定性最大的地方,对遥感图像的应用和处理具有重要作用^[1-2]。经典的边缘检测算子包括 Sobel 算子、Canny 算子和 Kirsch 算子等,其中较有代表性的是 Canny 边缘检测算法,它是在 Canny 所提出的 Canny 准则^[3]的基础上得到的,该算法具有较好的边缘检测性能,但对图像中的噪声过于敏感^[4]。小波变换作为一种有效的时、频域处理工具被广泛的应用在图像处理领域。由于小波变换的模极大值点对应于图像中的奇异信号,从而为图像的边缘检测奠定了基础^[5]。但是,由于其基函数是各向同性的,所以它只能检测点状奇异信号,而遥感图像中多数物体所具有的平滑边缘,使得图像中的奇异点往往不会独立分布,而是聚集成具有某些几何特征的奇异曲线,此时小波变换无法为图像提供最优的表示。此外,遥感图像在获取和传输过程中会受到内部和外部环境等因素的干扰而引起图像质量下降,这给遥感图像的边缘检测和识别带来一定困难^[6-7]。

近年来,Contourlet 变换作为新发展起来的“多尺度几何分析”工具的重要成员具有良好的各向异性特征,为图像提供了一种“真正”的 2 维表示方法^[8-9],进而被应用于图像处理的多个领域。文献[10]提出一种基于 Contourlet 变换和 Canny 算子的边缘检测算法,先对图像进行 Contourlet 变换后利用各方向子带的方向信息及梯度方向对各尺度进行检测,再通过逆变换获得边缘图像,该算法能检测出一些弱小的边缘信息,但同时也增加了繁杂的独立点,在边缘的连续程度方面还有待提高;文献[11]对原始图像进行非下采样 Contourlet 变换后,对各子带进行阈值处理,通过搜索模极大值获得图像边缘。由于无须复杂的连接模极大值点操作,复杂度得以降低,对平滑边缘进行有效逼近,但由于对弱小的奇异信号过于敏感,所以很难有效屏蔽掉一些无用信号。本文首先对 Contourlet 系数概率分布的混合高斯分布特性进行分析,建立一种图像

Contourlet 系数大小状态的概率分布模型;同时对传统的基于最大类间方差的阈值选取方法进行了改进,提出一种基于类间距离和类内方差的阈值选取方法。在此基础上,提出一种基于 Contourlet 概率分布模型的遥感图像边缘检测方法。实验结果表明,所提出的遥感图像边缘检测方法能够有效的检测出遥感图像中的自然光滑边缘,并且对点状奇异信号有很好的抑制作用,在极大的保留了遥感图像中主要边缘信息的基础上,可有效去除无关的干扰信号。

1 图像 Contourlet 系数的概率模型

1.1 Contourlet 变换及其特性

Contourlet 变换也称为金字塔型方向滤波器组 PDFB(pyramidal directional filter bank),它继承了 Curvelet 变换的各向异性尺度关系,并且其变换是直接数字域构建的,即首先由拉普拉斯塔式分解(LP)捕捉点奇异,把原始图像分解为低频子带和高频子带;然后由方向滤波器组(DFB)将分布在同方向上的奇异点合成为一个系数^[8-9]。

PDFB 的实现包括两个过程,即首先对图像进行 LP 变换,然后对获得的带通图像进行 DFB 分解,以捕获方向信息。上述过程可重复进行,从而将图像分解为多尺度方向子带(见图 1)。

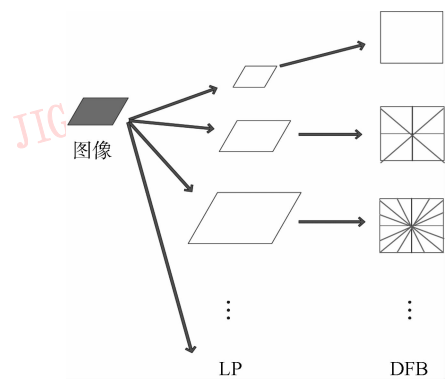


图 1 图像进行 PDFB 变换过程示意图

Fig. 1 Diagram of image PDFB transformation process

由于 Contourlet 变换具有方向滤波器组(可产生 2 的任意次幂个方向),这使得它比小波变换(只有水平、垂直、对角线 3 个方向)具有更多的方向信息。图 2 给出了 Zoneplate 图像经过 Contourlet 变换后的系数图像,其中各尺度从粗到细依次具有 4 个、4 个、8 个、8 个方向子带。

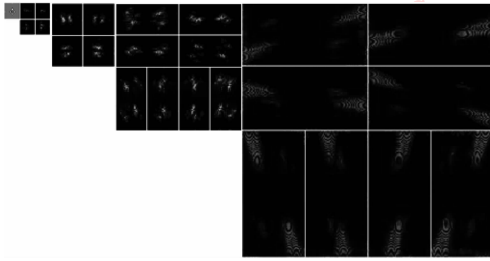
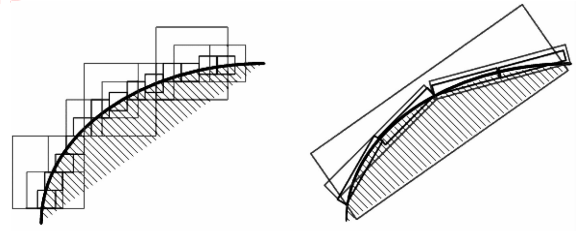


图 2 Zoneplate 图像的 Contourlet 分解示例图

Fig. 2 The example of Contourlet decomposition of Zoneplate



(a) Wavelet 逼近曲线

(b) Contourlet 逼近曲线

图 3 Contourlet 比 wavelet 用更少的系数逼近曲线的示例
Fig. 3 The instantiate of using Contourlet to approximate curve with fewer coefficients than wavelet coefficient coefficient coefficient

Contourlet 变换是一种不可分离的多尺度信号表示方法,与小波变换相比具有如下特性: 1) 不仅保持了小波的多尺度和时-频局部化等多种重要的特性,而且还具有各向异性,能够很好地表示图像的线奇异性和面奇异性特征。2) 与 2 维小波变换的正方形支撑区间相比,Contourlet 变换具有长条形的支撑区间(见图 3),因而它可用更少的基函数来逼近曲线,即具有更好的稀疏性。这些特性使 Contourlet 变换以较少的系数逼近自然图像中光滑的边缘轮廓。

1.2 图像 Contourlet 系数建模

Contourlet 系数的稀疏性使得它对自然图像中的线状奇异信号具有很好的“集中”能力。图 4 给出了 Lena 图像、Baboon 图像、遥感陆地图像和遥感岛屿图像经 4 层 Contourlet 变换(各尺度从粗到细依次为 4 个、4 个、8 个、8 个方向子带)得到较细尺度系数的概率分布图,其均值基本都为 0,峰度(kurtosis)分别为 4. 306 1, 3. 498 4, 4. 162 3, 6. 566 4, 接近或高于高斯分布的峰度 3, 从而表现出 Contourlet 系数的分布具有高尖峰、长拖尾的特点, 这些特点在其余方向子带上也同样存在。

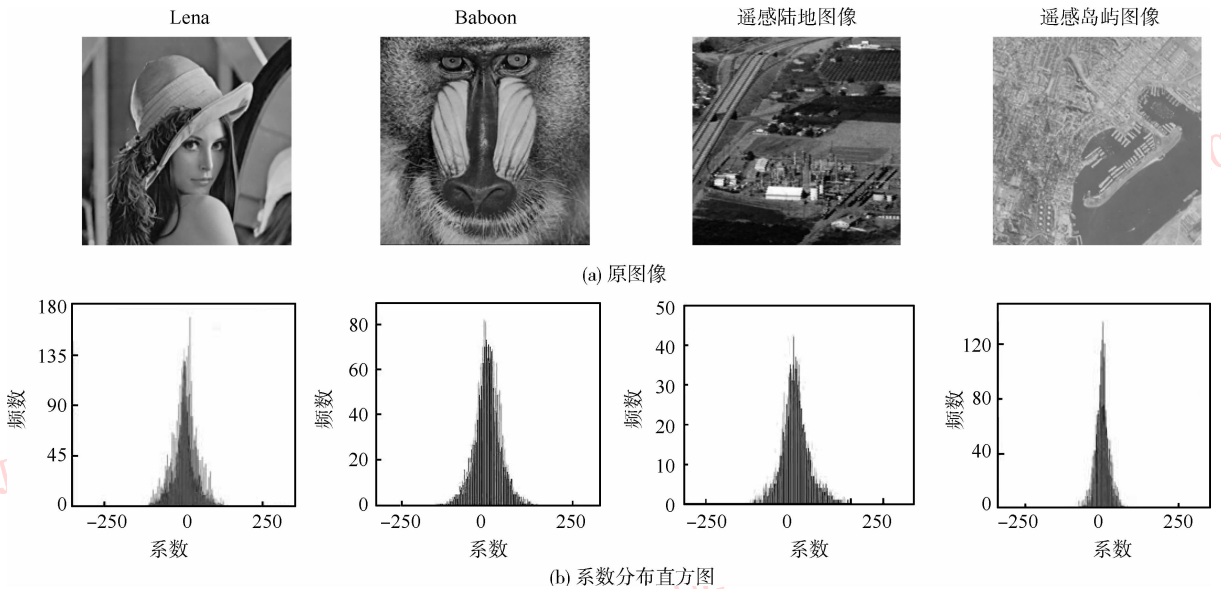


图 4 测试图像及其 Contourlet 变换较细尺度系数的分布直方图

Fig. 4 Test image and its distribution histogram about finer scale coefficients of Contourlet transformation

基于以上分布特点,Contourlet 系数可以用混合高斯概率分布进行建模,即将 Contourlet 系数分为大、小两个状态,其中大状态对应少量的具有大幅值

的系数,而图像边缘附近的像素灰度通常具有阶跃或屋顶状变化,其数量所占比重小、分布较分散且呈大幅度状态,因而可用大状态来表示(见图 5(a));

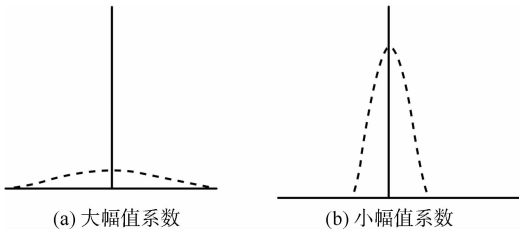


图 5 Contourlet 系数的大小状态系数分布特点

Fig. 5 Distribution of Contourlet coefficients with large and small states

同理可用小状态对应大量的具有小幅值的系数,表示除目标边缘外的区域(见图 5(b))。这样,分别用方差较大和较小的高斯分布对应大状态和小状态,对每个 Contourlet 系数进行建模,从而使每个系数都可由两个混合的高斯分布来表示。图 6 为 4 个测试图像 Contourlet 变换细尺度系数的交斯混合模型图形。

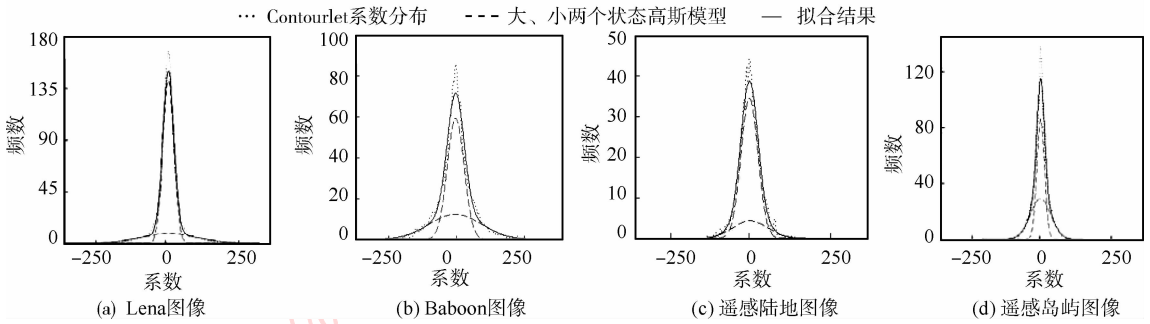


图 6 测试图像 Contourlet 变换较细尺度的高斯混合模型

Fig. 6 The Gaussian mixture models about Contourlet transformation finer scale of test image

2 基于 Contourlet 概率分布的遥感图像边缘检测算法

2.1 基本思想

传统的基于小波的图像边缘检测通常采用将小波变换系数模的极值点作为图像边缘的位置,通过计算图像小波变换后各系数的模值和幅角,若某一点的模值大于沿着其幅角方向上与其相邻的像素的模值,则认为该点是局部极大值点,保留它的模值不变;否则,将其模值设为零^[5]。这种做法的缺点在于,图像中小波系数的模极值点并不一定是边缘,它有可能是一些噪声或者纹理信息,而遥感图像的边缘往往是那些线状奇异信号聚集点。此外,该方法无论采用全局阈值还是动态阈值来确定模的极大值点都很难准确的确定阈值的大小,通常会陷于丢失边缘信息(漏检)和无法抑制噪声(过检)的两难境地,而且检测出的边缘连接比较复杂,很难剔除冗余信息。与小波方法不同,本文所提出的算法从 Contourlet 系数的概率分布特点出发,根据其具有混合高斯分布的特性,通过对系数建立大、小状态的概率模型分离出线状的奇异信号。由于图像中的边缘往往是那些光滑的连续曲线,而这些

曲线恰恰对应着 Contourlet 系数中那些幅值较大而个数却很少的大状态系数,这样通过混合高斯模型可以很好地将图像中的大状态系数分离出来;进一步,通过采用基于类间距离和类内方差的自动化阈值,对这些大状态系数所对应的遥感图像灰度值进行二值化处理等获得遥感图像的二值化边缘。

2.2 算法的具体实现

1) 基于 Kirsch 算子的图像锐化预处理

Kirsch 算子是一种非线性方向算子,具有很好的方向性,且易于实现。在进行边缘检测之前,首先通过 Kirsch 算子对图像进行锐化,以增强图像的边缘信号,具体过程如下。

采用一组如图 7 所示的 3×3 的方向模板,计算在不同方向上的差分值,其中 $I_{x,y}$ 为模板的中心,记该 2 维矢量为 F 。

$I_{x-1,y-1}$	$I_{x-1,y}$	$I_{x-1,y+1}$
$I_{x,y-1}$	$I_{x,y}$	$I_{x,y+1}$
$I_{x+1,y-1}$	$I_{x+1,y}$	$I_{x+1,y+1}$

图 7 像素 $I_{x,y}$ 的 3×3 邻域示意图

Fig. 7 3×3 neighborhood of pixel $I_{x,y}$ diagram

选取 Kirsch 算子的 8 个方向(各方向间的夹角为 45°)卷积模板

$$\begin{aligned}
 \mathbf{M}_1 &= \begin{bmatrix} -5 & -5 & -5 \\ 3 & 0 & 3 \\ 3 & 3 & 3 \end{bmatrix} & \mathbf{M}_2 &= \begin{bmatrix} 3 & -5 & -5 \\ 3 & 0 & -5 \\ 3 & 3 & 3 \end{bmatrix} \\
 \mathbf{M}_3 &= \begin{bmatrix} 3 & 3 & -5 \\ 3 & 0 & -5 \\ 3 & 3 & -5 \end{bmatrix} & \mathbf{M}_4 &= \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 3 & 0 & -5 \\ 3 & -5 & -5 \end{bmatrix} \\
 \mathbf{M}_5 &= \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ 3 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & -5 \end{bmatrix} & \mathbf{M}_6 &= \begin{bmatrix} 3 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & -5 & 3 \end{bmatrix} \\
 \mathbf{M}_7 &= \begin{bmatrix} -5 & 3 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ -5 & 3 & 3 \end{bmatrix} & \mathbf{M}_8 &= \begin{bmatrix} -5 & -5 & 3 \\ -5 & 0 & 3 \\ 3 & 3 & 3 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

经过 Kirsch 算子变换后的像素值为

$$I'_{x,y} = \max_{dir=1}^8 (I \mathbf{M}_{dir}^T \mathbf{F} |) \quad (1)$$

2) 基于 Contourlet 概率模型的图像奇异信号获取

图像经上述预处理后突出了边缘信息,接下来对其进行 Contourlet 变换,同时将获得的低频子带系数设为 0,对各方向子带的系数进行如下处理:

对于系数集 $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$, 其高斯混合分布函数为

$$p(x_i | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{m=1,2} \pi_m p_m(x_i | \mu_m, \sigma_m) \quad (2)$$

式中: m 为 1 和 2 分别表示系数取大、小两种状态的状态变量; π_m 为系数取大、小状态的先验概率,且 $\sum_{m=1,2} \pi_m = 1$; $\boldsymbol{\theta} = \{(\pi_m, \mu_m, \sigma_m), m = 1, 2\}$ 为待估计的 GMM 参数; $p_m(x_i | \mu_m, \sigma_m)$ 为系数取大、小状态条件下,对应高斯模型的概率密度函数,形式为

$$p_m(x_i | \mu_m, \sigma_m) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_m} \exp\left[-\frac{(x_i - \mu_m)^2}{2\sigma_m^2}\right] \quad (3)$$

整个图像分布的似然函数为

$$L(\mathbf{X} | \boldsymbol{\theta}) = \sum_{i=1}^N \ln p(x_i | \boldsymbol{\theta}) \quad (4)$$

为了判决系数所在的状态类别,首先要对系数的 GMM 模型参数进行估计。其似然估计函数为

$$\boldsymbol{\theta} = \arg \max L(\mathbf{X} | \boldsymbol{\theta}) \quad (5)$$

采用 EM 极大似然估计算法^[12]对模型的参数进行如下迭代训练:

$$\begin{cases}
 \alpha_m^t = \sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^t) \\
 \pi_m^t = \frac{1}{N} \alpha_m^t \\
 \mu_m^{t+1} = \frac{1}{\alpha_m^t} \sum_{i=1}^N x_i p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^t) \\
 \sigma_m^{t+1} = \frac{1}{\alpha_m^t} \sum_{i=1}^N p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^t) (x_i - \mu_m^{t+1})(x_i - \mu_m^{t+1})^T
 \end{cases} \quad (6)$$

式中, $p(m | x_i, \boldsymbol{\theta}^t) = \frac{\pi_m^t p_m(x_i | \boldsymbol{\theta}^t)}{\sum_{n=1}^2 \pi_n^t p_n(x_i | \boldsymbol{\theta}^t)}$ 。

进一步,对方向子带上的每个系数考察它处于大、小两个状态的概率,保留那些大状态系数,而对于小状态系数将它们的系数值设为 0。

3) 基于类间距离和类内方差的自动阈值选取

设对于大状态系数所对应的奇异信号灰度图像具有 L 个灰度级,其中灰度级为 i 的像素出现的概率为 P_i 。假设一个候选的阈值 t 将所有的像素分为边缘和非边缘两类,其中边缘类和非边缘类的灰度级分别为 $0 \sim t$ 和 $t + 1 \sim L - 1$, 则图像的总平均灰度级为

$$\mu_{\text{all}} = \sum_{i=0}^{L-1} ip_i, \text{ 边缘类的平均灰度级为 } \mu_0(t) = \sum_{i=0}^t ip_i,$$

非边缘类的平均灰度级为 $\mu_1(t) = \mu_{\text{all}} - \mu_0(t)$, 则两部分所占的比例分别为

$$\alpha = \sum_{i=0}^t p_i, \beta = \sum_{i=t+1}^{L-1} p_i = 1 - \alpha$$

令 $\mu_0 = \mu_0(t)/\alpha, \mu_1 = \mu_1(t)/\beta$, 定义类间方差为

$$\sigma_t^2 = \alpha(\mu_0 - \mu_{\text{all}})^2 + \beta(\mu_1 - \mu_{\text{all}})^2 \quad (7)$$

则传统的阈值选取方式是取 σ_t^2 达到最大的那个 t 值作为阈值^[13]。事实上,方差反映了图像像素灰度分布的均匀特性,方差越大图像的均匀性就越差,从而使图像中目标和背景的区分就越明显。然而过大的方差通常会增加类内灰度值的波动,即会过于关注类内纹理的细节。这样在阈值的选择上,在追求类间具有较大方差的同时,还应该考虑类内灰度具有较小的聚合度。为此,本文采用如下基于类间距离和类内方差的阈值自动选取方法。

对应候选阈值 t , 定义边缘类和非边缘类的类内平均方差分别为

$$\begin{cases} \bar{\zeta}_0^2 = \sum_{i=0}^{i=l} \frac{(i - \mu_0)^2 p_i}{\alpha} \\ \bar{\zeta}_1^2 = \sum_{i=l+1}^{i=L-1} \frac{(i - \mu_1)^2 p_i}{\beta} \end{cases} \quad (8)$$

进一步引入边缘类和非边缘类的类间距离度量

$$D^2 = (\bar{\zeta}_0^2 - \bar{\zeta}_1^2)^2 \quad (9)$$

从式(8)(9)可知, $\bar{\zeta}_0^2$ 和 $\bar{\zeta}_1^2$ 越小,类内越均匀,聚合度越好;而 D^2 越大,则边界越清晰。这样,阈值 t 的选取应保持类间距离尽可能大,而类内均方差尽可能小。为此,我们定义如下最优阈值

$$T = \arg \max \left(\frac{\alpha \beta D^2}{\bar{\zeta}_0^2 + \bar{\zeta}_1^2} \right) \quad (10)$$

4) 算法的实现流程

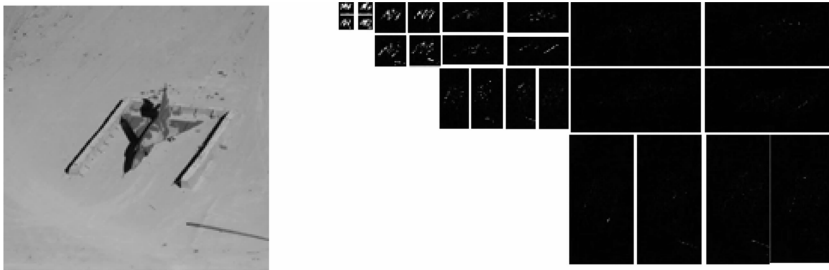
算法的总体实现过程如下:

- (1) 输入遥感图像;
- (2) 图像 Kirsh 算子预处理;
- (3) 对图像进行 Contourlet 变换;

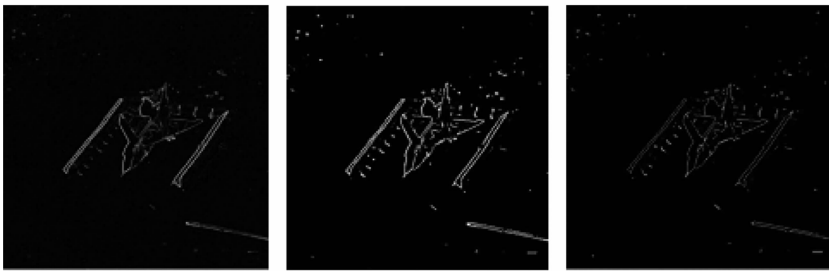
- (4) 根据大小状态进行建模,提取边缘奇异点;
- (5) 逆 Contourlet 变换获空间域奇异信号图像;
- (6) 使用自动阈值将其二值化;
- (7) 对二值图像边缘细化;
- (8) 输出单像素宽边缘检测结果。

3 实验及分析

在 MATLAB R2007 环境下进行仿真实验。图 8 给出了算法实现过程的中间结果,其中(a)为遥感图像(airplane)及其 Contourlet 变换后系数按照高斯混合模型进行分类后的子带图像,其中各个子带的白色区域代表大状态点,黑色区域代表小状态点,由粗到细依次为 4 个、4 个、8 个、8 个方向;(b)为逆 Contourlet 变换后获得的奇异信号图像;(c)为经所选择的阈值分割后的二值图像;(d)为按照邻域连续性原则进行细化和链接处理的单像素宽度的边缘图像。



(a) 遥感灰度图像及其 Contourlet 系数高斯混合分类子带图像



(b) 奇异信号

(c) 二值化图像

(d) 单像素宽图像

图 8 算法实现过程的中间图像

Fig. 8 Intermediate image of algorithm implementation process

进一步,对包含平滑区域和细节纹理区域的一些遥感图像,诸如航拍遥感图像 San Diego (Point Loma)和 San Diego (North Island NAS),以及来自 Landsat5 卫星,名字分别为 LT51390382007276BKT01 和 LT5125026007274MGR01 的 TM 类型遥感图像进行了实验,同时分别与经典的边缘检测算法 Canny、

Prewitt、Roberts 和基于 Wavelet 图像边缘检测检测算法进行了对比(见图 9),进一步根据文献[14]的图像边缘评估方法,对不同方法所检测的边缘进行了定量统计(见表 1),其中 X 表示检测出的边缘点数, Y 、 Z 分别表示边缘检测图的 4 连通和 8 连通数目, Z/X 、 Z/Y 体现了检测结果的边缘线连接程度,

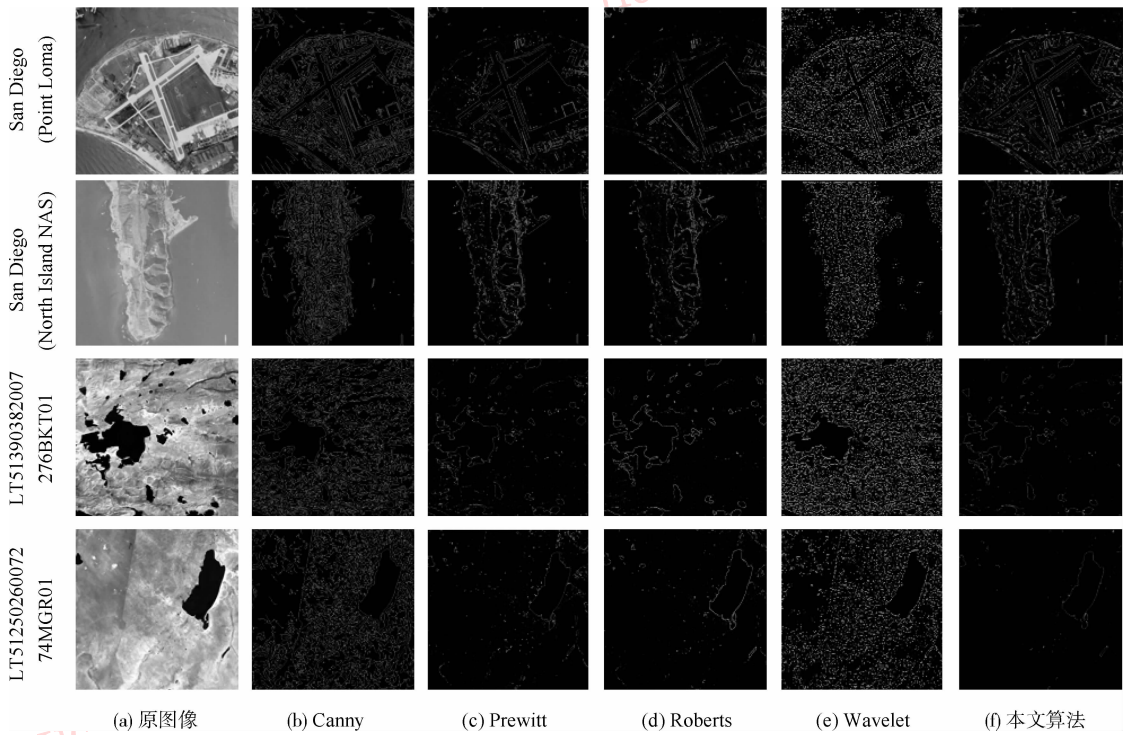


图 9 对遥感图像的边缘检测的比较结果

Fig. 9 Comparison results of remote sensing image edge detection

表 1 不同边缘检测方法的定量统计

Tab. 1 Different edge detection methods quantitation statistic

统计指标	San Diego (Point Loma)					San Diego (North Island NAS)				
	X	Y	Z	Z/X	Z/Y	X	Y	Z	Z/X	Z/Y
Canny	25 938	12 780	762	0.029 4	0.059 6	22 679	9 497	1 098	0.048 4	0.115 6
Robert	9 920	3 415	1 959	0.197 5	0.573 6	7 546	2 468	1 775	0.235 2	0.719 2
Prewitt	11 135	5 453	1 377	0.121 3	0.252 5	10 262	3 786	1 313	0.127 9	0.346 8
Wavelet	9 009	6 824	3 844	0.426 7	0.563 3	4 386	3 438	2 071	0.472 2	0.602 4
本文算法	16 721	8 663	1 855	0.110 9	0.214 1	9 287	4 209	1 235	0.133 1	0.293 4
统计指标	LT51390382007276BKT01					LT5125026007274MGR01				
	X	Y	Z	Z/X	Z/Y	X	Y	Z	Z/X	Z/Y
Canny	37 498	15 684	1 136	0.030 3	0.072 4	32 103	14 879	1 089	0.033 9	0.073 2
Robert	6 478	1 608	1 202	0.185 6	0.747 5	4 035	1 360	1 059	0.262 5	0.778 7
Prewitt	6 899	2 745	1 036	0.150 2	0.377 4	4 883	2 186	971	0.198 9	0.444 2
Wavelet	11 758	8 340	3 988	0.339 2	0.478 2	6 666	5 121	3 381	0.507 2	0.660 2
本文算法	4 686	2 101	458	0.097 7	0.218 0	1 263	611	149	0.118 0	0.243 9

Z/X 和 Z/Y 值越小,错检和漏检就越少,边缘连接的就越好。

从实验结果可以看出,Canny 边缘检测方法的 Z/X 和 Z/Y 值较小,能够较好的检测出图像中的边缘信息,但是检测出的边缘较为复杂,对背景的冗余

信息较为敏感,难以克服与前景图像无关的背景信息以及细节纹理的干扰;Robert 和 Prewitt 的 Z/X 和 Z/Y 值都较大,尽管能克服一定的冗余背景信息,但对目标的检测不够精确,边缘不够平滑,且滤掉了过多边缘点;基于 Wavelet 的边缘检测方法检测到

的边缘连接比较复杂,连接度也较低,不能很好地检测到前景的边缘区域。本文方法通过对 Contourlet 系数的高斯混合模型,将图像中各个方向上的线性奇异信号进行分离,有效的将线性奇异信号作为边缘轮廓提取出来, Z/X 和 Z/Y 值相对较小,边缘连接程度较好,在尽可能保留了图像中光滑边缘信息的同时,对诸如细小的纹理、杂质和孤立点等次要的奇异信息很好地进行了屏蔽和抑制。

4 结 论

针对 Contourlet 系数的概率分布具有混合高斯分布的特点,对系数建立大、小状态的概率模型,利用该模型分离出图像的线状奇异信号,进一步通过类间距离和类内方差的阈值选取方法获取阈值,进行边缘提取。本文提出的边缘检测方法在有效保留目标各方向边缘信息及其连接程度的同时,很好地对遥感图像中次要的奇异信息进行了屏蔽,具有很好的鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] Kaplan N H, Erer I, Kent S. Edge detection in remote sensing images via lattice filters based subband decomposition [C] // Recent Advances in Space Technologies, 2009. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 437-440.
- [2] Cai Yinqiao, Tong Xiaohua, Shu Rong. Multi-scale segmentation of remote sensing image based on watershed transformation [C] // Urban Remote Sensing Event, 2009 Joint, Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 1-6.
- [3] Canny John. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1986, 8(6): 679-698.
- [4] Wang Zhi, He Saixian. An adaptive edge-detection method based on Canny algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 9(8): 957-958. [王植, 贺赛先. 一种基于 Canny 理论的自适应边缘检测方法 [J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(8): 957-958.]
- [5] Li Bicheng, Peng Tianqiang, Peng Bo, et al. Intelligent Image Processing Technology [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004. [李弼程, 彭天强, 彭波, 等. 智能图像处理技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.]
- [6] Gao Lianru, Zhang Bing, Zhang Xia, et al. Study on the method for estimating the noise in remote sensing images based on local standard deviations [J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(2): 201-208. [高连如, 张兵, 张霞, 等. 基于局部标准差的遥感图像噪声评估方法研究 [J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 201-208.]
- [7] Moser G, Serpico S B. Edge-preserving classification of high-resolution remote-sensing images by Markovian data fusion. [C] // IEEE International, IGARSS (4). New York: IEEE Press, 2009: 765-768.
- [8] Do M N, Vetterli M. The Contourlet transform: an efficient directional multi-resolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [9] Po D D-Y, Do M N. Directional multiscale modeling of images using the Contourlet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [10] Xiang Jingbo. Edge detection of image based on Canny operator and Contourlet transform [J]. Infrared Technology, 2009, 31(8): 479-482. [向静波. 基于 Contourlet 变换和 Canny 算子的图像边缘检测方法 [J]. 红外技术, 2009, 31(8): 479-482.]
- [11] Zhang Yueting, Meng Xiaofeng, Yin Zhongke, et al. Image edge detection based on Contourlet modulus maxima [J]. Journal of the China Railway Society, 2008, 30(5): 41-45. [张悦庭, 孟晓锋, 尹忠科, 等. 基于 Contourlet 模极大值的图像边缘检测 [J]. 铁道学报, 2008, 30(5): 41-45.]
- [12] Bilmes J A. A gentle tutorial of the EM algorithm and its application to parameter estimation for Gaussian mixture and hidden Markov models [EB/OL]. (2000-05-22) [2010-06-15] <http://www-ssl. ee. washington. edu/people/bilmes/mypapers/em. Ps. g2>
- [13] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Trans. SMC, 1979, 9(1): 62-66.
- [14] Lin Hui, Shu Ning, Zhao Changsheng. A new edge evaluation method based on connection component. [J]. Modern Surveying and Mapping, 2003, 26(2): 8-11. [林卉, 舒宁, 赵长胜. 一种新的基于连通成分的边缘评价方法 [J]. 现代测绘, 2003, 26(2): 8-11.]