

基于分数阶微分差与高斯曲率滤波的边缘检测算法

张文坤¹, 汪西原^{1,2}, 宋佳乾¹

(1. 宁夏大学 物理与电子电气工程学院, 银川 750021; 2. 宁夏沙漠信息智能感知重点实验室, 银川 750021)

摘 要: 应用梯度变化检测遥感图像纹理边缘信息时存在过检、漏检、错检和弱抗噪性等问题。为此, 结合分数阶微分差和高斯曲率滤波, 提出一种边缘检测算法。通过分数阶微分差运算对全色遥感图像的梯度场进行非线性增强, 利用高斯曲率滤波平滑图像非线性扩散部分, 并寻找正则化能量最速下降点, 优化微分过程中的分数阶次和迭代次数, 改善有噪图像的边缘信息提取质量。实验结果表明, 该算法可抑制遥感图像纹理边缘提取过程中噪声非线性放大和扩散产生的背景伪噪声, 保留图像纹理边缘信息, 具有较好的图像增强和边缘检测效果。

关键词: 边缘检测; 分数阶微分差; 高斯曲率滤波; 图像熵; 峰值信噪比

中文引用格式: 张文坤, 汪西原, 宋佳乾. 基于分数阶微分差与高斯曲率滤波的边缘检测算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(2): 213-219.

英文引用格式: ZHANG Wenkun, WANG Xiyuan, SONG Jiaqian. Edge detection algorithm based on fractional differential difference and Gaussian curvature filtering[J]. Computer Engineering, 2019, 45(2): 213-219.

Edge Detection Algorithm Based on Fractional Differential Difference and Gaussian Curvature Filtering

ZHANG Wenkun¹, WANG Xiyuan^{1,2}, SONG Jiaqian¹

(1. School of Physics and Electronic-Electrical Engineering, Ningxia University, Yinchuan 750021, China;

2. Ningxia Key Laboratory of Intelligent Sensing for Desert Information, Yinchuan 750021, China)

[Abstract] Gradient changes are used to detect edge information of remote sensing image texture which leads to over-detection, missed detection, wrong inspection and weak noise immunity. Therefore, an edge detection algorithm is proposed by combining fractional differential difference and Gauss curvature filtering. Fractional Differential Difference Operation(FDDO) is used to realize nonlinear enhancement of gradient fields of panchromatic remote sensing images. The Gaussian curvature is used to smooth the non-linear diffusion of the image to find the fastest descent point of the regularized energy. The number of fractional orders and iterations of the differential process are optimized to improve the quality of edge information of the noisy image. Experimental results show that the algorithm can suppress background pseudo-noise caused by non-linear amplification and diffusion of noise in the process of texture edge extraction of remote sensing images, and retain texture edge information. It has better image enhancement and edge detection effect.

[Key words] edge detection; fractional differential difference; Gaussian curvature filtering; image entropy; Peak Signal to Noise Ratio(PSNR)

DOI:10.19678/j.issn.1000-3428.0049341

0 概述

遥感图像信息量大, 边缘细节丰富, 包含重要的感知信息, 是进行图像理解与场景感知的基础^[1]。影像的纹理边缘信息一定程度上决定了遥感影像的判读、解释、识别等。遥感图像中边缘和噪声区域邻近的像素值变化剧烈, 相当于高频信号。纹理区域邻近的像素值变化相对微弱, 相当于中频信号^[2]。平滑区域邻近的像素值变化平稳, 相当于低频信号。常见的

边缘检测算法有一阶微分算子、二阶微分算子、Canny 边缘检测算法、小波变换边缘检测算法。在一阶微分算子中, Roberts 梯度算子适用于噪声低、边缘明显的图像, Prewitt 梯度算子和 Sobel 梯度算子因邻域平均作用(平滑噪声)具有一定的抗噪力, 但这些一阶微分算子在图像边缘提取过程中均会产生较宽的响应, 需要进一步细化边缘。二阶微分 Laplacian 算子可以较好地提取边缘信息, 但抗噪性弱^[3]。相比一二阶微分算子, Canny 边缘检测算法具有更高的检测精度和信

基金项目: 国家自然科学基金(41561087)。

作者简介: 张文坤(1991—), 男, 硕士研究生, 主研方向为遥感图像处理; 汪西原(通信作者), 教授; 宋佳乾, 助教、硕士。

收稿日期: 2017-11-17 **修回日期:** 2018-02-06 **E-mail:** 895636649@qq.com

噪比,但检测边缘的连接相互独立。小波变换边缘检测算法实现了空间域中频域变换,但在频域成分的抽取与变换部分无法准确分辨高中频信息,导致结果出现偏差。以上算法在检测遥感图像时,容易造成纹理信息漏检、错检。

经实验研究和分析发现分数阶微分差运算(Fractional Differential Difference Operation, FDDO)对遥感图像边缘和纹理信息的检测优于以上算法,但 FDDO 在图像处理过程中,噪声和中高频信息也会被非线性增强和扩散,导致边缘位置发生偏移,影响边缘定位。在平滑噪声方面,其削弱噪声影响的同时部分边缘信息也会被削弱,导致图像的细节信息缺失。因此,本文引入高斯曲率滤波理论^[4],构建基于分数阶微分差和高斯曲率滤波的边缘检测算法(FG)。

1 FDDO 与高斯曲率滤波理论

1.1 FDDO 对信号的影响分析

信号 $f(x)$ 的 $v \in \mathbb{C}$ 阶前向和后向微分 Riemann-Liouville(R-L) 定义如式(1)、式(2)所示。信号 $f(x)$ 的 Laplace 变换定义如式(3)所示。Caputo 定义的 v 阶分数阶微分表示如式(4)所示。根据 Caputo 定义推导,前后向分数阶微分的 Laplace 变换如式(5)、式(6)所示。

$$\begin{aligned} {}_0^{\text{RL}} D_x^v f(x) &= \frac{d^n}{dx^n} {}_0^{\text{RL}} I_x^{n-v} f(x) = \\ &= \frac{1}{\Gamma(n-v)} \frac{d^n}{dx^n} \int_0^x (x-u)^{n-1-v} f(u) du \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} {}_x^{\text{RL}} D_x^v f(x) &= \frac{d^n}{dx^n} {}_x^{\text{RL}} I_x^{n-v} f(x) = \\ &= \frac{(-1)^n}{\Gamma(n-v)} \frac{d^n}{dx^n} \int_x^0 (u-x)^{n-1-v} f(u) du \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\tau \in \mathbb{C}, \text{Re}(v) > 0, \Gamma(v) = \int_0^\infty e^{-t} t^{v-1} dt, n-1 \leq v < n$ 。

$$\mathcal{L}\{f(x)\} = \int_0^\infty e^{-sx} f(x) dx \quad (3)$$

其中, $s = j\omega, j = \sqrt{-1}, \omega$ 为频率。

$${}_a^{\text{C}} D_x^v f(x) = \frac{1}{\Gamma(n-v)} \int_a^x f^{(n)}(u) (x-u)^{n-1-v} du \quad (4)$$

$$\mathcal{L}\{{}_0^{\text{C}} D_x^v f(x)\} = s^v \mathcal{L}\{f(x)\} \quad (5)$$

$$\mathcal{L}\{{}_0^{\text{C}} D_x^v f(x)\} = (-s)^v \mathcal{L}\{f(x)\} \quad (6)$$

其中, $s^v, (-s)^v$ 为分数阶微分核,将两微分核相减,取差得:

$$\begin{aligned} s^v - (-s)^v &= (j\omega)^v - (-j\omega)^v = \\ \omega^v e^{j\frac{\pi}{2}v} - \omega^v e^{-j\frac{\pi}{2}v} &= j2\omega^v \sin \frac{\pi}{2}v \end{aligned} \quad (7)$$

由式(7)可知,微分核相减得到的差值的幅频特性为 $|j2\omega^v \sin \frac{\pi}{2}v|$,受控于微分阶次,相频特性恒为 $\frac{\pi}{2}$ 。根据文献[5-7],将空间域前后向微分相减得到新的滤波器(h 趋向于无穷小),如式(8)所示。

$$\begin{aligned} D^v f(x) &= D_+^v f(x) - D_-^v f(x) = \\ &= \frac{1}{h^v} \sum_{k=0}^\infty [a_k f(x-kh) - a_k f(x+kh)] \end{aligned} \quad (8)$$

其中, $a_k = \frac{1}{2} [(-1)^k - (-1)^{v-k}] \frac{v(v-1)\cdots(v-k+1)}{k!}$ 。

文献[5]实验使用阶跃型抛物过渡曲线 $f(x)$ 分析微分差函数 $D^v f(x)$ 对信号的检测性能。

$$f(x) = \begin{cases} 0, & x \leq 0 \\ ax^2, & 0 < x \leq x_0 \\ -ax^2 + 4ax_0x - 2ax_0^2, & x_0 < x \leq 2x_0 \\ 2ax_0^2, & x > 2x_0 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $a = \frac{1}{2x_0^2}, x_0 = 200$ 。

信号 $f(x)$ 在点 x_0 存在一个奇异点,代表二维图像中的边缘像素点,假设边缘位置两侧像素点之间的距离为 Δx ,检测精度为 S 。

$$S = \frac{1}{\Delta x} \quad (10)$$

阶跃型抛物线 $f(x)$ 的 $\tau \in (1, 2)$ 阶分数阶微分归一化结果见图 1。由此可知,尖峰在 $x_0 = 200$ 处出现,且 Δx 的值相对较小,即分数阶微分差滤波器不仅能够准确地检测出边缘,而且提高了检测精度。 Δx 随着微分阶次的增加逐渐趋于 0,检测精度趋于无穷。阶跃型抛物线 $f(x)$ 的 $\tau \in (0, 1)$ 阶分数阶微分归一化结果见图 2。

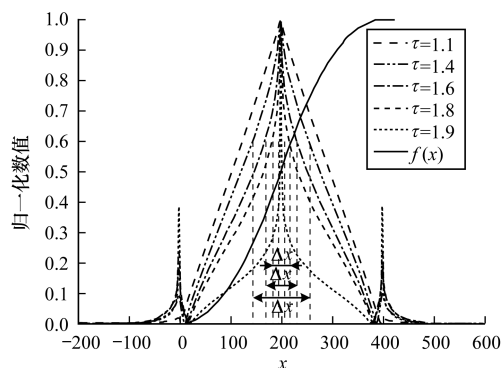


图 1 抛物线 $f(x)$ 的 $\tau \in (1, 2)$ 阶微分归一化结果

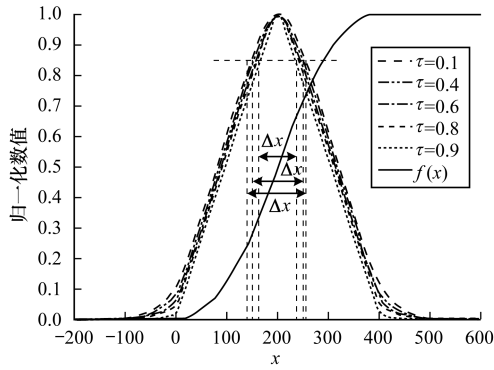


图 2 抛物线 $f(x)$ 的 $\tau \in (0,1)$ 阶微分归一化结果

在 FDDO 信号检测过程中,不仅可以准确检测出奇点变化,在奇点周围的信号也得到非线性增强。遥感图像的分辨率高,细节信息丰富,选择较低阶数进行 FDDO 处理,非边缘像素值也会随之增强,产生伪噪声,影响边缘检测的精确度;选择较高阶数会导致部分纹理边缘信息被忽略,出现漏检、低准确性。文献[8-10]在处理高频部分时选择大于 1 的阶数,低频部分选择小于 1 的阶数,并且通过不断实验得到最优阶数。在一幅遥感影像中,高低频信息丰富,针对不同区域选择最优阶数进行处理才可得到最好的边缘检测图像。为此,本文引入高斯曲率滤波理论^[4]来解决该问题。

1.2 高斯曲率滤波理论

文献[4]详细论述了高斯曲率滤波理论。在数学意义上,原始图像可能属于 C^0 而不属于 C^2 ,也就是说它本身就是不可导的。对于本身不可导的函数求二阶导数,常见方法是对正则项求未知图像的偏导数,并没有考虑优化正则项的几何意义。在曲率滤波理论中,假设图像是分段可展曲面^[11],使用已知的几何曲面来优化其对应的正则项,并利用图像的离散特性来隐式地优化曲率,即减小曲率而无需计算曲率。高斯曲率滤波充分利用了图像的离散特征及微分几何的连续理论,避免了计算曲率和复杂的几何流,如数值稳定性、步长、时间离散化等问题。

在图像处理中主要是减少变分模型的能量 $\varepsilon(U)$ 。 $\varepsilon(U) = \varepsilon_{\phi_0}(U, I) + \lambda \varepsilon_{\phi_1}(U)$, 其中, U 为拟合数据, I 为规范化数据, $\varepsilon(U)$ 为总能量, $\varepsilon_{\phi_0}(U, I)$ 为数据拟合能量, $\varepsilon_{\phi_1}(U)$ 为正则化能量, λ 为标量系数^[4]。在以正则化为主的变分模型图像处理中,数据拟合总能量最初以增加为初始条件,正则化最初主导总能量的减少。高斯曲率滤波主要是在图像处理中减少正则化能量 $\varepsilon_{\phi_1}(U)$ 。

假设 $\mathbf{x} = (x, y) \in \Omega$ 表示空间坐标, $U(\mathbf{x})$ 表示重建图像, U_{xx}, U_{xy}, U_x, U_y 为偏导数, 则曲率为:

$$K(U(\mathbf{x})) = \frac{U_{xx}U_{yy} - U_{xy}^2}{(1 + U_x^2 + U_y^2)^2} \quad (11)$$

高斯曲率正则化能量为:

$$\varepsilon_{\phi_1}^{\text{GC}}(U) = \int_{\Omega} |k_1 k_2| d\mathbf{x} = \int_{\Omega} |K(u)| d\mathbf{x} \quad (12)$$

高斯曲率滤波能够较好地保留图像边缘细节,并且大幅降低滤波运算的复杂度,具有较高的执行效率。本文采用高斯曲率滤波对 FDDO 过程中的梯度值进行平滑,既降低了边缘检测后图像中的噪声和伪噪声,又保留了纹理信息。本文采用变分模型理论,假设图像是分段可展曲面,寻找像素点与邻域像素点所构成的切平面之间的最小投影 d_n 。如图 3 所示,柱体高度为像素值大小,顶层三角形为所选三角形超平面(TS)。在 3×3 的像素矩阵中选择三角形超平面,循环遍历 9 个像素点,寻找最小投影算子 d_n ($n=1, 2, \dots, 8, d$ 为当前点到切平面的实际距离),更新像素,实现图像滤波处理。

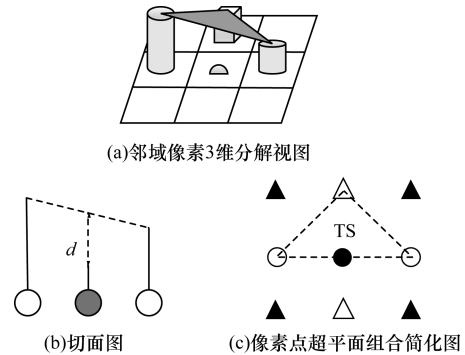


图 3 高斯曲率滤波的变分模型示意图

2 FG 算法实验研究

2.1 FG 算法最优参数与实现步骤

为得到空间域水平方向 FDDO 滤波算子,在式(8)中取像素点间隔 $h=1$,因计算 $(-1)^{v-k}$ 会出现复数,在与图像做卷积运算前取算子的实部。文献[6,10]中构建不同的分数阶模板均取得了较好的效果。本文采用分形几何理论、皮亚诺曲线原理,构建 S 型和 Z 型 3×3 分数阶模板,相比经典 CRONE 算子^[5]获得更好的滤波效果。

在 FDDO 过程中微分阶次的选择可基于图像的梯度信息、信息熵、图像的亮度和对比度,以及反正切函数模型构建自适应分数阶数学模型^[9]。本文引入高斯曲率滤波算法来选取最优微分阶数,首先选取三角形超平面构建高斯曲率滤波窗口;然后规定 FDDO 过程中阶次范围 $(0, 2)$, 构建分数阶滤波模板,并对图像进行初始化处理^[6-7]。依据 FDDO 模板对图像进行卷积处理,得到 $\Delta f(i, j)$ (Δ 为分数阶算子, $f(i, j)$ 为图像梯度场), 获取高斯曲率滤波处理结果 $\hat{\Delta f}(i, j)$, 进而计算在分数阶次范围内最速下降 $\varepsilon_{\phi_1}^{\text{GC}}(\hat{\Delta f})$, 获得在滤波过程中最优迭代次数和最优微分阶次,实现分数阶次自适应。通过遍历整幅图像得到一幅图像中不同区域的最优微分阶次。

以 lena 图像某局部信息为例,对 FDDO 取不同

阶数和高斯曲率滤波处理,获取正则化能量最速下降时间点与对应阶数关系曲线,见图4。

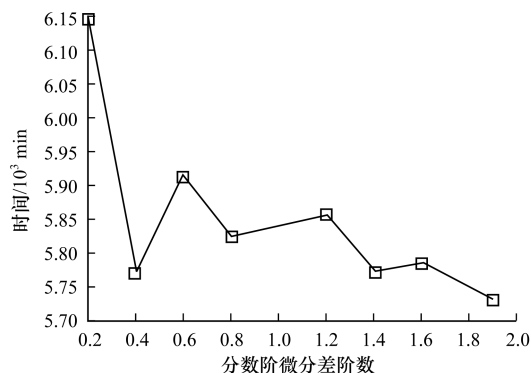


图4 不同微分阶次下高斯曲率滤波运算时间

由图4可知,正则化能量下降最速时的最优分数阶数为1.9。定义高斯曲率滤波函数为 ϕ_{GC} ,FG算法的实现步骤为:

步骤1 对图像进行基本初始化处理,设定高斯曲率滤波窗函数大小为 3×3 ,分数阶阶数 ν 的取值范围为 $(0, 2)$ 以及FDDO算子。

步骤2 对图像进行FDDO处理,获取图像 g_1 。

步骤3 进行高斯曲率滤波处理 $\phi_{GC}(g_1)$,寻找最速下降正则化能量 $\varepsilon_{\phi_1}^{GC}$ 所对应的分数阶次、滤波器迭代次数,转到步骤2,更新重构后的图像,得到抑制非线性扩散图像 g_2 。

步骤4 继续步骤2、步骤3对图像进行处理,直至窗函数遍历整幅图像,得到边缘图像 g_3 。

2.2 FG算法实验结果与目视评价

实验选取lena灰度图像、GF-2号全色遥感影像(谱段范围为 $0.45 \mu\text{m} \sim 0.90 \mu\text{m}$ 、空间分辨率为 1 m)和肺部核磁共振医学图像,通过二阶微分Laplacian算子、Canny算法、小波变换边缘检测算法、FDDO算法和FG算法,在无噪、有噪2种情况下进行图像边缘检测实验,结果见图5~图10。

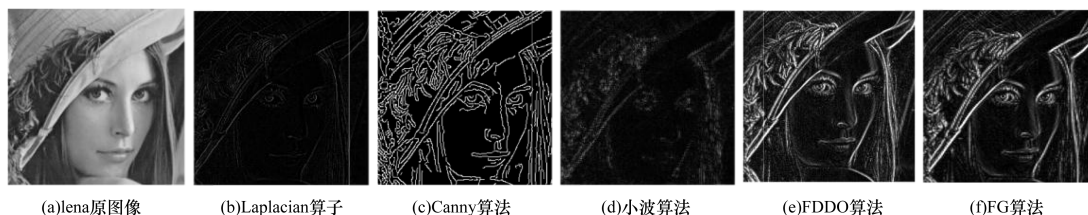


图5 无噪lena图像边缘信息提取结果

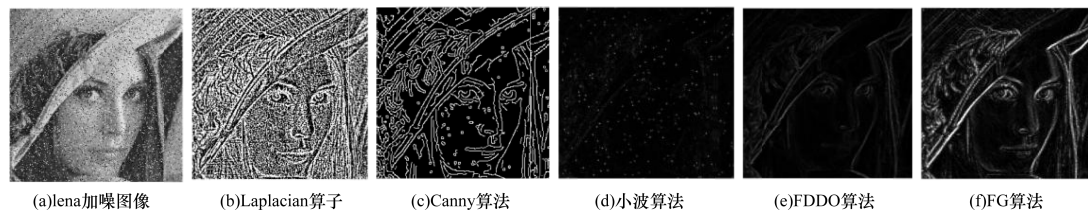


图6 加噪lena图像边缘信息提取结果

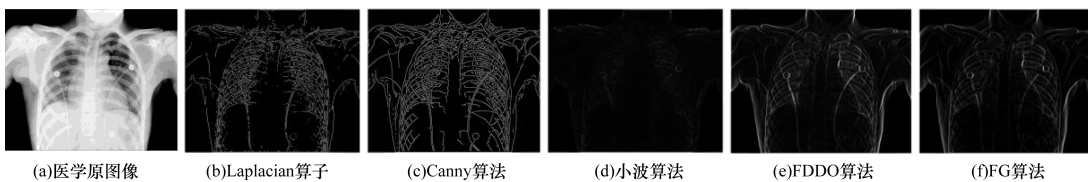


图7 无噪医学图像边缘信息提取结果

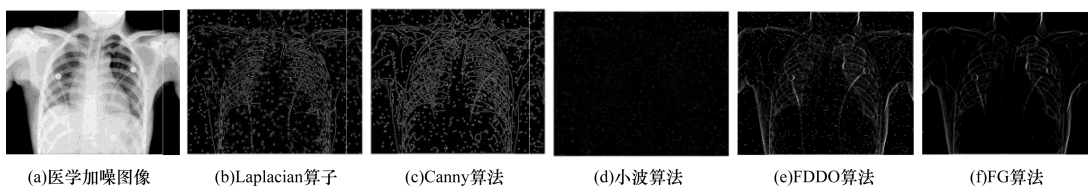


图8 加噪医学图像边缘信息提取结果

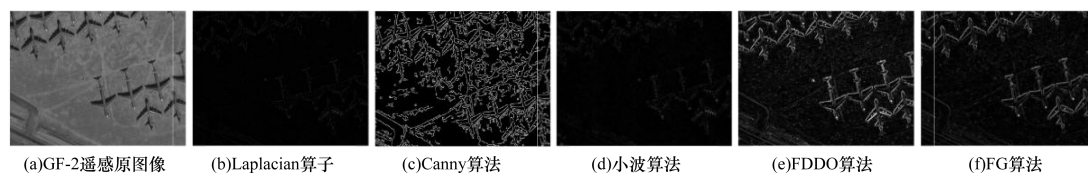


图9 无噪GF-2遥感图像边缘信息提取结果

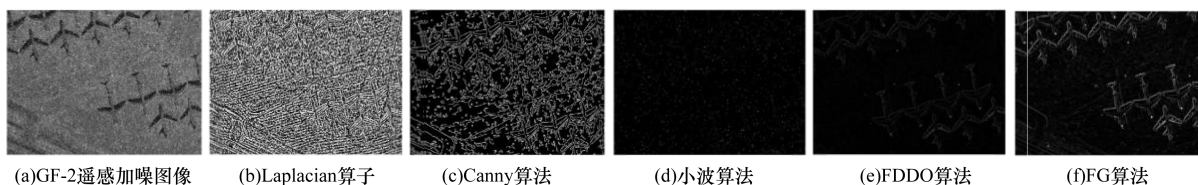


图 10 加噪 GF-2 遥感图像边缘信息提取结果

在无噪时,分析图 5、图 7 和图 9 可知,5 种算法均能检测出图像中显著边缘信息。Laplacian 算子在检测纹理信息时出现漏检情况。Canny 算法导致部分边缘连接相互独立。小波变换边缘检测算法由于小波基的选取和中高频信息抽取问题,导致边缘信息漏检、错检。FDDO 算法相比以上算法检测精度高,不仅能够准确检测出图像中的边缘信息而且能够检测出纹理信息,但是在中高频信息处理中,图像出现伪噪声,导致过检测。已有研究通过选取不同的微分阶次逐渐取得良好的边缘增强效果,而通过降低分数阶次来降低噪声的影响,忽略了一幅图像中不同区域高低频信息分布不同这一因素,不能很好地解决噪声问题。FG 算法能够准确地提取图像中的显著边缘、纹理边缘信息,并去除背景伪噪声。

在密度为 0.005 的椒盐噪声影响下,分析图 6、图 8 和图 10 可知,Laplacian 算子不能提取图像显著边缘信息,检测结果无价值。Canny 算法的检测结果相比 FDDO、FG 算法明显较差。若不设置最优频谱阈值,则小波变换边缘检测算法很难提取完美的边缘信息。FDDO 算法检测精度高,能够准确检测出图像中的边缘信息,但是由于噪声的影响,导致纹理信息出现过检、错检、漏检情况。FG 算法不仅能准确地检测出图像中显著边缘,而且能提取图像中纹理边缘信息,并去除图像中的噪声,获取较好的边缘图像。

3 FG 算法定量评价

边缘检测定量评价方法有信息熵法、峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)、基于信息检索标准的评价准则 PR(Precision-Recall) 曲线^[12-13]、Pratt 品质因数、Strickland 自适应品质度量(EQS)、Canny 准则等。Pratt 品质因数需在已有边缘检测结果上进行算法对比,遥感图像信息量大,很难人工标记边缘信息。EQS、Canny 准则理论性强、实现难。本文采用前 3 种方法实现算法定量评价。

3.1 图像熵与 FG 算法检测性能

熵是信息量大小的一个概率统计量,从整体和平均的意义上描述图像的信息含量。为表征二维图像灰度分布空间特征信息,引入二维图像熵。图像熵选取图像邻域灰度均值作为空间特征向量,并与原像素灰度值组成特征二元组,定义为:

$$P_{ij} = f(i, j) / N^2$$

$$H = \sum_{i=0}^{255} P_{ij} \lg P_{ij} \quad (13)$$

其中, $i \in (0, 255)$ 表示像素灰度值, $j \in (0, 255)$ 表示邻域灰度值, $f(i, j)$ 为特征二元组 (i, j) 出现的频数, N 为图像尺度, P_{ij} 反映某像素位置上的灰度值与其周围像素灰度分布的综合特征。

在无噪、加噪 2 种情况下, lena、医学和遥感这 3 类属性图像经 5 种算法处理,依式 (13) 计算图像熵并绘图,见图 11。分析可知, FDDO 与 FG 算法作用于 3 类无噪图像,获取的边缘检测结果的图像熵明显高于前 3 种算法; FG 算法很好地平滑了 FDDO 算法中由于非线性扩散导致的背景伪噪声,得到相对较低的图像熵及更加丰富、精确的边缘信息;在密度为 0.005 椒盐噪声污染下, Laplacian 算子在 lena、遥感图像处理中,相比其他算法,效果最差,抗噪力弱; Canny 算法优于 Laplacian 算子,图像熵变化平稳,但是整体检测结果偏低;小波边缘检测算法与 FDDO 算法在 lena 图像与遥感图像处理中,图像熵大幅减少,边缘信息漏检过多; FDDO 算法在处理医学图像方面,图像熵较高,效果显著,获取的边缘信息丰富; FG 算法处理结果的图像熵变化微弱且相对均衡。综上所述, FDDO 算法与 FG 算法在边缘检测和抗噪性方面明显优于其他 3 种算法,但 FDDO 算法相比 FG 算法,由于中高频出现扩散、增强,在 lena 图像与遥感图像处理中表现出弱抗噪性,图像熵变化差异较大,导致过检测。FG 算法在无噪和有噪情况下的边缘检测过程中,不仅获取了较高的图像熵,而且图像熵变化幅度相对较小,尤其是在遥感图像处理中,图像熵基本一致,表明 FG 算法具有更高的边缘检测质量与更好的去噪性能。

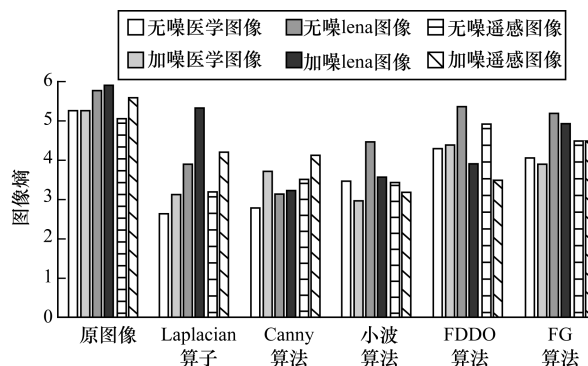


图 11 边缘检测结果的图像熵

3.2 峰值信噪比与 FG 算法抗噪性

图像均方差 (Mean Square Error, MSE) 和峰值信噪比^[10]定义如式(14)、式(15)所示。

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} |f(i,j) - \hat{f}(i,j)|^2 \quad (14)$$

$$PSNR = 10 \lg \left(\frac{\max^2}{MSE} \right) = 20 \lg \left(\frac{\max}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (15)$$

其中, $f(i,j)$ 是不加噪声提取的图像边缘信息, $\hat{f}(i,j)$ 是加椒盐噪声后提取的图像边缘信息, (m,n) 为图像大小。PSNR 值越大, 算法抗噪性越好。

对 lena 图像和 GF-2 号全色遥感影像加入不同密度(ρ)的椒盐噪声, 分别用二阶微分 Laplacian 算子、FDDO 算法和 FG 算法进行边缘检测, 计算 PSNR 结果见表 1、表 2。分析实验结果可得, PSNR 随着椒盐噪声密度的降低而增加; 在相同密度椒盐噪声影响下, FG 算法的 PSNR 优于另外 2 种; 在高密度椒盐噪声影响下, FG 算法比另外 2 种算法有更高的 PSNR, 适于高噪声污染下的图像处理; GF-2 遥感图像比 lena 图像信息量大、细节丰富, FG 算法的抗噪性能好。

表 1 lena 图像加入不同密度椒盐噪声时 3 种算法提取的图像边缘信息 PSNR

算法	$\rho=0.002$	$\rho=0.004$	$\rho=0.006$	$\rho=0.008$	$\rho=0.010$	$\rho=0.012$	$\rho=0.016$	$\rho=0.020$	$\rho=0.030$	$\rho=0.040$
FG	31.20	28.13	22.29	21.96	22.56	22.54	20.29	21.52	20.29	19.64
FDDO	27.91	26.08	22.03	21.01	17.05	13.95	12.15	11.87	9.43	7.68
Laplacian	25.18	20.72	17.52	17.22	13.45	12.07	9.80	7.71	4.43	2.21

表 2 GF-2 遥感图像加入不同密度椒盐噪声时 3 种算法提取的边缘信息 PSNR

算法	$\rho=0.002$	$\rho=0.004$	$\rho=0.006$	$\rho=0.008$	$\rho=0.010$	$\rho=0.012$	$\rho=0.016$	$\rho=0.020$	$\rho=0.030$	$\rho=0.040$
FG	29.82	23.58	21.39	20.54	19.56	19.83	19.75	19.06	18.91	17.32
FDDO	23.46	23.09	19.38	17.23	16.05	12.59	11.70	10.46	8.21	5.80
Laplacian	20.21	18.24	14.71	11.42	8.59	7.06	5.23	4.31	2.15	1.39

3.3 PR 曲线与 FG 算法边缘检准率

在 PR 曲线中, P 为查准率, 反映了正确检出边缘占实际边缘的比例; R 为查全率, 反映了正确检出边缘占检出边缘的比例^[14]。综合 P 和 R 定义评价量 T :

$$T = \frac{2PR}{P+R} \quad (16)$$

在相同 P 或 R 值下, T 值越高, 表明算法检测性能越好。

实验通过一阶微分 Robers、Sobel、Prewitt 这 3 种梯度算子和 FG 算法, 在无噪、密度为 0.005 椒盐噪声污染下, 选取加利福尼亚大学伯克利计算机视觉研究组组建的 BSDS500 数据库原图, 在不同阈值(0,1)之间提取的边缘作为边缘检测基准, 进行数据检测及其性能分析。计算获得 4 种算法在无噪、有噪 2 种情况下的 PR 曲线见图 12、图 13, 图像边缘信息提取结果见图 14、图 15, 所选阈值对应于图 12、图 13 中各算子的最大 T 值。当无噪时, 在相同 R 值下, Robers、Sobel、Prewitt 这 3 种梯度算子和 FG 算法的 P 值依次增加, FG 算法检测质量最高; R 值取 0.5 时, FG 算法和 Robers、Sobel、Prewitt 这 3 种梯度算子的 T 值依次为 0.55、0.48、0.49、0.50, 可见 FG 算法的 T 值更高, 检测质量优于其他算法。在数据库图像加入密度 0.005 的椒盐噪声且 R 值取 0.5 时, Robers、Sobel、Prewitt 这 3 种梯度算子和 FG 算法的 T 值依次为 0.39、0.40、0.41、0.52, 常见算法的

T 值大幅下降, 检测质量明显降低, 抗噪性差, 而 FG 算法 T 值波动很小, 抗噪性优于其他算法。

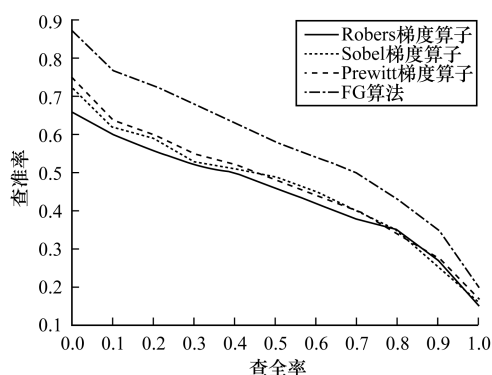


图 12 算法在无噪图像上的 PR 曲线定量分析结果

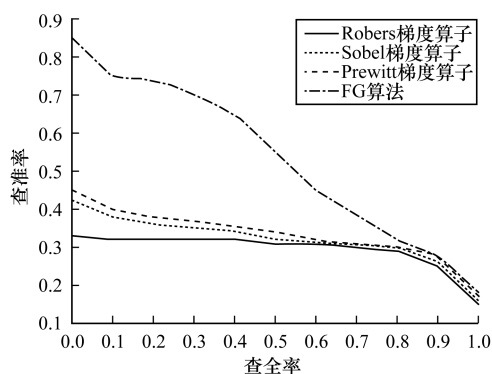


图 13 算法在 0.005 密度椒盐噪声图像上的 PR 曲线定量分析结果

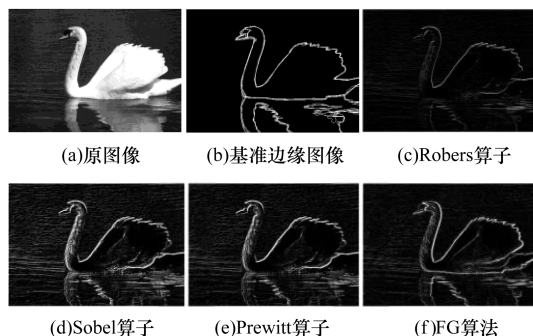


图14 无噪图像边缘信息提取结果

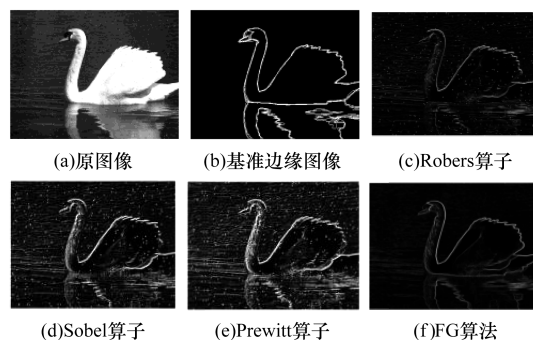


图15 0.005 密度椒盐噪声下图像边缘信息提取结果

综合分析图12、图13中Roberts、Sobel、Prewitt这3种梯度算子和FG算法的凸曲线与坐标轴所围成的面积(AUC)^[15],FG算法的AUC明显大于其他算法,能够取得最优PR曲面,得到平均最好水平,从而表明FG算法具有更优的检测质量和抗噪性。

4 结束语

本文基于分数阶微分理论,通过FDDO对信号作用的时域分析,得出FDDO在增强高频信息的同时可加强中频信息,并且保留低频和甚低频信息。针对FDDO在图像边缘提取过程中出现过检、漏检、错检和弱抗噪性问题,引入高斯曲率滤波理论,构建FG算法,选择4类图像、7种边缘检测算法,分别从图像熵、PSNR和PR曲线3个角度,进行实验研究、分析和评价。综合实验结果和评价结论表明,FG算法既能抑制分数阶运算中噪声的非线性扩散,又能削弱伪噪声,取得了良好的图像增强和边缘检测效果,适合处理遥感影像。鉴于FG算法在图像边缘检测方面的优越性能,下一步可将FG算法引入图像分割研究中,提高图像分割性能。

参考文献

- [1] 魏巍,吴孔平,郭来功,等. 基于联合非负字典学习的遥感图像超分辨率重建[J]. 计算机工程,2016,42(8): 271-276.
- [2] 杨柱中,周激流,晏祥玉,等. 基于分数阶微分的图像增强[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2008,20(3):343-348.
- [3] 薄亦非. 将分数微分演算引入数字图像处理[J]. 四川大学学报(工程科学版),2007,39(3):124-132.
- [4] GONG Yuanhao, SBALZARINI I F. Curvature filters efficiently reduce certain variational energies[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2017,26(4):1786-1798.
- [5] MATHIEU B, MELCHIOR P, OUSTALOU P, et al. Fractional differentiation for edge detection[J]. Signal Processing,2003,83(11):2421-2432.
- [6] 陈青,刘金平,唐朝晖,等. 基于分数阶微分的图像边缘细节检测与提取[J]. 电子学报,2013,41(10):1873-1880.
- [7] 程金梅,叶永强,姜斌. 利用复合导数的边缘检测新算法[J]. 中国图象图形学报,2012,17(3):393-401.
- [8] 蒲亦非,王卫星. 数字图像的分数阶微分掩模及其数值运算规则[J]. 自动化学报,2007,33(11):1128-1135.
- [9] 韩毅,赵凯,周晏. 基于分数阶变换和改进最小生成树的图像配准算法[J]. 计算机工程,2017,43(9):263-269.
- [10] 杨柱中,周激流,黄梅,等. 基于分数阶微分的边缘检测[J]. 四川大学学报(工程科学版),2008,40(1):152-157.
- [11] 成宽洪,周慧鑫,秦翰林,等. 基于曲率滤波和梯度变换的图像增强[J]. 光子学报,2017,46(7):159-164.
- [12] ABDOU I E, PRATT W. Quantitative design and evaluation of enhancement/thresholding edge detectors[J]. Proceedings of the IEEE,1979,67(5):753-763.
- [13] GONG Y, LAZEBNIK S, GORDO A, et al. Iterative quantization; a procrustean approach to learning binary codes for large-scale image retrieval[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2013,35(12):2916-2929.
- [14] DAVIS J, GOADRIC M. The relationship between precision-recall and ROC curves[C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning. New York, USA:ACM Press,2006:233-240.
- [15] FAWCETT T. An introduction to ROC analysis[J]. Pattern Recognition Letters,2006,27(8):861-874.

编辑 陆燕菲