

文章编号:1004-9037(2014)05-0757-07

一种复合各向异性扩散的图像去噪算法

陈婷婷¹ 沈民奋² 杨金耀³

(1. 汕头大学工学院, 汕头, 515063; 2. 汕头大学广东省数字信号与图像处理技术重点实验室, 汕头, 515063;
3. 汕头市超声仪器研究所, 汕头, 515041)

摘要:本文提出一种复合各向异性扩散滤波算法,将降斑各向异性扩散(Speckle reducing anisotropic diffusion, SRAD)模型中对边缘敏感的瞬态系数(Instantaneous coefficient of variation, ICOV)算子运用到了非线性相干扩散(Nonlinear coherent diffusion, NCD)相干模型中,并基于统计学提出 ICOV 算子的相关系数矩阵对图像的相关度进行度量,系数矩阵的值是每个 ICOV 算子与其所在行与列的相关度,此相关度的值在边缘附近会取到极大值,这个对图像的边缘检测有很好的度量,根据每个像素与其周围像素的相关度对边缘附近的扩散的强度进行修改,对图像进行更为之有效、更准确的非线性去噪与边缘加强。实验结果表明,与其他各向异性算法相比,本算法可获得更好的性能指标,具有更好的去噪效果和保留边缘功能。

关键词:SRAD;非线性相关扩散;各向异性扩散;去噪

中图分类号:TP2;TP9 **文献标志码:**A

Algorithm Based on Compound Anisotropic Diffusion for Image Denoising

Chen Tingting¹, Shen Minfeng², Yang Jinyao³

(1. College of Engineering, Shantou University, Shantou, 515063, China; 2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Digital Signal and Image Processing Technology, Shantou University, Shantou, 515063, China; 3. Shantou Institute of Ultrasonic Instruments, Shantou, 515041, China)

Abstract: A compound anisotropic diffusion filter algorithm is presented to apply edge sensitive instantaneous coefficient of variation (ICOV) operator of the speckle reducing anisotropic diffusion (SRAD) model into the NCD model. The correlation coefficient matrix of ICOV operator which can measure the correlation of the image is proposed. The value of the coefficient matrix gets the maximum value in the vicinity of the edge. According to the correlation coefficient of the ICOV operator, This paper modifies the intensity of the diffusion and obtains effective nonlinear denoising. Compared with other algorithms, the experiment results show that the proposed algorithm has better effect in smoothing and edge preservation.

Key words: speckle reducing anisotropic diffusion (SRAD); nonlinear coherent diffusion (NCD); anisotropic diffusion; denoising

引 言

各向异性扩散滤波^[1]是目前滤除斑点噪声较好的方法,它利用梯度信息并结合斑点噪声的特性对图像作不同方向、不同程度的平滑,在去除斑点噪声的同时强化了边缘信息,目前得到了广泛应

用。文献[2]首先提出基于偏微分方程的各向异性扩散滤波 PM(Perona P, Malik J)模型,但其平滑效果较差,容易出现阶梯现象,边缘保持效果也不理想,且无法滤除边界上的噪声。为解决该问题,文献[3]先将原始图像与高斯滤波器进行卷积运算,降低噪声点的梯度,使强的灰度阶跃保留下来,再运用 PM 方程进行滤波。文献[4]对文献[3]的

Catte 算子做了进一步改进,较好地平滑了噪声,尖峰和窄边缘也得到较好的保持。文献[5]提出一种新的降斑各向异性扩散(Speckle reducing anisotropic diffusion,SRAD)模型,其中梯度算子能够很好地区分噪声点和检测边缘区域。文献[6]提出了基于结构张力矩阵的非线性相干扩散(Nonlinear coherent diffusion,NCD)模型,其可以在不同类型区域切换不同的扩散方法。

斑点噪声是由相干波形成的^[7],噪声中携带了图像信息,而图像像素点之间的相关性是图像的重要信息,现有的方法未能将图像像素点的相关性信息与边缘的检测算子结合进行斑点噪声的抑制,对此,本文提出的算法结合 NCD 模型和 SRAD 模型,将 SRAD 中的瞬态系数(Instantaneous coefficient of variation,ICOV)算子应用到了 NCD 模型中,并对图像的 ICOV 算子进行了统计得出其相关系数矩阵,相关系数可以较精确地确认边缘,根据相关系数矩阵对扩散的强度进行修改从而得到更好的去噪效果,不仅保留了原模型的优点而且增强了图像的边缘和特征结构。

1 斑点噪声模型

一个通用的散斑成像模型可以描述为

$$g = fn + m \quad (1)$$

式中: g 为所观测到的图像; f 为原始的图像信号; m 和 n 分别为图像形成过程中形成的加性噪声和乘性噪声。并且一般认为加性噪声(如传感器噪声)与乘性噪声相比非常小,所以将模型简化为

$$g = \hat{f}n \quad (2)$$

斑点噪声 n 的统计是根据超声扫描断层内的空间分布、散射体密度(Scatterer noise density,SND)以及超声成像系统的特性进行不同的分类。对于散射体密度(每分辨元散射体数目) >10 ,斑点服从信噪比 SNR 为 1.92 的瑞利分布。而对于散射体密度很小或散射体之间的相互干涉使得有效的散射体密度减小,则斑点服从 K 分布(瑞利分布是 K 分布的一种特例),并且 K 分布用于低信噪比的情况下,而高信噪比的斑点服从 Rician 模型。对斑点噪声的准确建模仍然是研究的热点,它涉及的很多复杂的解析模型。

2 各向异性扩散滤波

2.1 SRAD 模型

文献[5]在对比了 Lee 滤波器和各向异性扩散

模型之后提出了一种改进的各向异性模型,其总体模型可表达为

$$\begin{cases} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} = \text{div}[c(\|\nabla \mathbf{I}\|) \cdot \nabla \mathbf{I}] \\ \mathbf{I}(t=0) = \mathbf{I}_0 \end{cases} \quad (3)$$

式中:扩散强度是由图像的统计特性决定的,div 为散度算子, ∇ 为梯度算子, $\|\cdot\|$ 表示模, $c(\|\nabla \mathbf{I}\|)$ 为其边缘检测和扩散系数,表示为

$$\begin{aligned} c(x,y,t) &= \frac{1}{1 + \frac{(q(x,y;t) - q_0(t))^2}{[q_0(t)^2(1+q_0(t)^2)]}} \\ q(x,y;t) &= \sqrt{\frac{(1/2)(\|\nabla \mathbf{I}\|/\mathbf{I})^2 - (1/4^2)(\nabla^2 \mathbf{I}/\mathbf{I}^2)}{[1 + (1/4)(\nabla^2 \mathbf{I}/\mathbf{I}^2)]}} \end{aligned} \quad (4)$$

式中: $q_0(t) = \sqrt{\text{var}[z(t)]}/z(t)$, $q_0(t)$ 为尺度函数,是图像平坦区域的局域方差, $\text{var}[z(t)]$ 和 $z(t)$ 分别表示平坦区域 t 时刻的方差和均值。 $c(x,y,t)$ 的意义在于:当 $q \rightarrow q_0$ 时,表示图像均匀平坦的区域, $c(x,y;t) \rightarrow 1$,此时 SRAD 表现为各向同性平滑滤波器;当 $q \geq q_0$ 时,表示图像的细节边缘区域, $c(x,y;t) \rightarrow 0$,SRAD 表现为保持细节。 $q(x,y;t)$ 被用作是边缘检测算子 ICOV,此算子结合了梯度算子和拉普拉斯算子,所以可以区分由噪声引起的灰度变化和由边缘引起的灰度变化,使得在斑点噪声环境中的边缘检测更加准确。

2.2 NCD 模型

文献[6]为了区分不同类型的散斑提出的 NCD 模型,NCD 可以根据图像的局部统计特性在非线性各向同性扩散、各向异性扩散和平均曲率运动扩散的 3 种扩散方法间进行过渡切换。可以表达为

$$\frac{\partial \mathbf{I}(x,y,t)}{\partial t} = \text{div}[\mathbf{D} \nabla \mathbf{I}] \quad (5)$$

式中: $\mathbf{D} \in R^{2 \times 2}$ 是对称的半正定扩散矩阵,它分别决定了梯度方向和与梯度垂直方向的扩散强度,所以它在加强相干性的同时加强边缘。 \mathbf{D} 的设计是基于结构张力矩阵

$$\mathbf{J}_\rho(\mathbf{I}) = \begin{bmatrix} K_\rho * \mathbf{I}_x^2 & K_\rho * (\mathbf{I}_x \mathbf{I}_y) \\ K_\rho * (\mathbf{I}_x \mathbf{I}_y) & K_\rho * \mathbf{I}_y^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: \mathbf{I}_x 和 \mathbf{I}_y 分别表示 x 和 y 方向上的偏导,* 表示卷积,卷积核表达为

$$K_\rho(x,y) = (2\pi\sigma^2)^{-1} \cdot \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

经过特征值分解,可变换成

$$J(I) = (\omega_1 \ \omega_2) \begin{pmatrix} \mu_1 & 0 \\ 0 & \mu_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_1^T \\ \omega_2^T \end{pmatrix} \quad (8)$$

式中:特征向量 ω_1, ω_2 表示了最大和最小的领域变化方向,而特征值 μ_1, μ_2 表示了对应这些变化方向上的强度。当 $|\mu_1 - \mu_2|$ 值相差很大也就说明图像在这个像素点在一个方向上有一个大的突变,而这样大的突变是边缘才会造成的,而对于噪声来说在两个方向的突变都会很大,所以其 $|\mu_1 - \mu_2|$ 的值就会很小,因此根据结构张力矩阵的扩散可以将每一领域分为全斑点噪声区,半结构区,全结构区,进而对这 3 个不同的区域分别进行同性扩散、各向异性扩散和平均曲率运动扩散,使其有很好地保留细节的能力。表达如下

$$D(I) = (\omega_1 \ \omega_2) \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1^T \\ \omega_2^T \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\lambda_1 = \begin{cases} \partial \cdot \left(1 - \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{s^2}\right) & (\lambda_1 - \lambda_2)^2 \leq s^2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$\lambda_2 = \alpha \quad (10)$$

式中: s 为一个阈值。

3 本文的算法

3.1 c_{SRAD} 的相关系数矩阵

在统计学中,皮尔逊积矩相关系数(Pearson product-moment correlation coefficient, PMCC),用来度量两个变量 X 和 Y 之间的相关性,通常用 r 表示,取值范围在 $[-1, 1]$ 之间,皮尔逊积矩相关系数被广泛应用来度量两个变量线性相关性的强弱。两个变量之间的皮尔逊积矩相关系数定义为这两个变量的协方差与二者标准差积的商,即

$$r(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (11)$$

$|r|$ 越接近于 1,表明两变量相关程度越高,当 $|r|$ 的取值范围为 $[0.20, 0.39]$ 被视为是低度相关, $[0.00, 0.19]$ 被视为是极低相关。这种相关度的计算对散斑图像区分是全噪声区还是结构区有很好的效果。本文对皮尔逊积矩相关系数的应用是取 5×5 的窗口,分别计算中心像素 ICOV 算子所在的列和行与其他 4 个列和行的相关系数,以这 8 个

相关系数的均值做为该像素点的相关系数,得到其相关系数矩阵, c_{SRAD} 是图像的 ICOV 算子矩阵,图像的 ICOV 算子相关系数矩阵表示如下

$$c_{r1}(i, j) = \sum_{n=-2}^2 r(c_{SRAD}(i, :), c_{SRAD}(i + n, :))$$

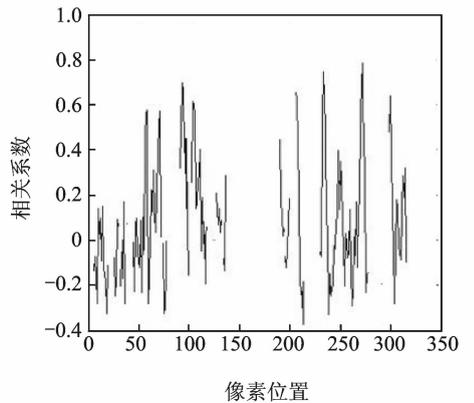
$$c_{r2}(i, j) = \sum_{n=-2}^2 r(c_{SRAD}(:, j), c_{SRAD}(:, j + n)) \quad (12)$$

$$c_r(i, j) = (c_{r1}(i, j) + c_{r2}(i, j)) / 8$$

式中:矩阵 $c_r(i, j), c_r(i, j)$ 中每个值表示矩阵 c_{SRAD} 中每个值与其领域值的相似程度(即相关系数)。对于散斑图像的像素,若其与领域的相关度越高说明其是图像的结构部分。图 1(a)是散斑仿真图像,图像中的黑线是图像第 100 行,图 1(b)为图像第 100 行像素的 c_{SRAD} 的相关系数。由图 1 可以得出,在边缘处都会有相关系数的峰值出现,这就给图像保留边缘和扩散提供了很好的参考,它有更好地确认边缘的能力。



(a) 散斑仿真图像
(a) Speckle image



(b) c_{SRAD} 的相关系数
(b) Correlation coefficient of c_{SRAD}

图 1 散斑仿真图像第 100 行像素的相关系数对照
Fig. 1 Correlation coefficient of 100 line in speckle simulation image

3.2 复合扩散滤波

复合扩散滤波结合 SRAD 和 NCD,其扩散矩阵 \mathbf{D} 选用了与 \mathbf{J} 矩阵相同的特征向量,而其特征值选取了不同的扩散强度,也就是其对最大和最小的领域变化方向进行更精确的扩散,表达如下

$$\frac{\partial \mathbf{I}(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}[\mathbf{D} \nabla \mathbf{I}]$$

$$\mathbf{D}(\mathbf{I}) = (\boldsymbol{\omega}_1 \quad \boldsymbol{\omega}_2) \begin{bmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{\omega}_1^T \\ \boldsymbol{\omega}_2^T \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\lambda_1(i, j) = \begin{cases} c_{\text{SRAD}} & |c_r(i, j)| \leq 0.5 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$\lambda_2 = c_{\text{tang}}$$

式中: c_{SRAD} 为 SRAD 扩散中的 $c(q)$, c_{tang} 是一个常数, $c(q)$ 有更好地区分边缘和噪声, c_{SRAD} 对图像的边缘很敏感,领域 c_{SRAD} 值的相关程度更是对图像噪声和特征的更精确的度量。本文提出的算法在对图像进行扩散滤波的同时也对边界和高对比度的特征进行了加强,所以得到更好的去噪效果。

3.3 离散方案

模型的最后形式可以写成

$$\frac{\partial \mathbf{I}}{\partial t} = \text{div} \left[\begin{pmatrix} \mathbf{a} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c} & \mathbf{d} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_x \\ \mathbf{I}_y \end{bmatrix} \right] \quad (14)$$

式中: $\begin{bmatrix} \mathbf{a} & \mathbf{b} \\ \mathbf{c} & \mathbf{d} \end{bmatrix}$ 是扩散矩阵, $\begin{bmatrix} \mathbf{I}_x \\ \mathbf{I}_y \end{bmatrix}$ 是梯度向量。

在本模型中,为计算 I_{xx}, I_{yy}, I_{xy} 每个像素点的 8 个领域点都会用到,并选用了可以在较长步长下依然稳定的半精确方案。此方案可以描述为

$$\frac{I_{j,l}^{k+1} - I_{j,l}^k}{\Delta t} = \frac{1}{\Delta y^2} \left\{ \left(\frac{d_{j,l}^k + d_{j,l+1}^k}{2} \right) (I_{j,l+1}^{k+1} - I_{j,l}^{k+1}) + \left(\frac{d_{j,l}^k + d_{j,l-1}^k}{2} \right) (I_{j,l-1}^{k+1} - I_{j,l}^{k+1}) \right\} + \frac{1}{\Delta x^2} \left\{ \left(\frac{a_{j,l}^k + a_{j+1,l}^k}{2} \right) (I_{j+1,l}^{k+1} - I_{j,l}^{k+1}) + \left(\frac{a_{j,l}^k + a_{j-1,l}^k}{2} \right) (I_{j-1,l}^{k+1} - I_{j,l}^{k+1}) \right\} + \frac{1}{4\Delta x \Delta y} \cdot \left\{ c_{j+1,l}^k (I_{j+1,l+1}^k - I_{j+1,l-1}^k) - c_{j-1,l}^k (I_{j-1,l+1}^k - I_{j-1,l-1}^k) \right\} + \frac{1}{4\Delta x \Delta y} \left\{ b_{j,l+1}^k (I_{j+1,l+1}^k - I_{j-1,l+1}^k) - b_{j,l-1}^k (I_{j+1,l-1}^k - I_{j-1,l-1}^k) \right\} \quad (15)$$

式中: $I_{i,j}^t$ 表示第 t 次迭代中位置为 (i, j) 的像素值。

假设 $\Delta t = \tau, \Delta x = \Delta y = 1$, 离散结果可以写成

$$(1 - \tau \sum_{l=1}^2 A_l(\mathbf{I}^k)) \mathbf{I}^{k+1} = \mathbf{J}^{k+1/2} \quad (16)$$

使用加性分裂算子可以解出

$$\mathbf{I}^{k+1} = \frac{1}{2} \sum_{l=1}^2 (1 - 2\tau A_l(\mathbf{I}^k))^{-1} (\mathbf{J}^{k+1/2}) \quad (17)$$

$$\text{式中: } a_{i,j} = \begin{cases} \frac{a_{i,j}^k + a_{i,j\pm 1}^k}{2} & j = i \pm 1, l = 1 \\ \frac{a_{i,j}^k + a_{i,j\pm 1}^k}{2} & j = i \pm 1, l = 2 \\ a_{i,i-1} + a_{i,i+1} & j = i \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

$$J_{j,l}^{k+1/2} = I_{j,l}^k + \frac{\Delta t}{4} (c_{j+1,l}^k (I_{j+1,l+1}^k - I_{j+1,l-1}^k) - c_{j-1,l}^k \cdot (I_{j-1,l+1}^k - I_{j-1,l-1}^k)) + \frac{\Delta t}{4} (b_{j,l+1}^k (I_{j+1,l+1}^k - I_{j-1,l+1}^k) - b_{j,l-1}^k (I_{j+1,l-1}^k - I_{j-1,l-1}^k))$$

3.4 算法步骤

本文算法流程图如图 2 所示。

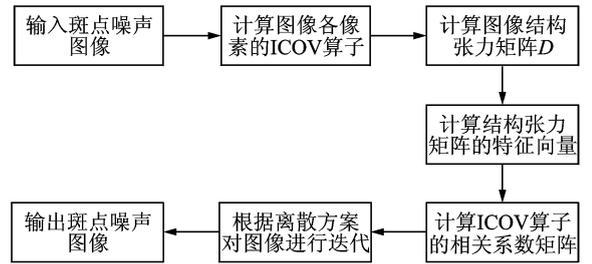


图 2 算法流程图

Fig. 2 Algorithm flowchart

复合扩散滤波算法步骤

(1) 根据式(4)计算图像 $\mathbf{I}(i, j)$ 的 c_{SRAD} 算子值 $\mathbf{I}_c(i, j)$;

(2) 根据式(6~8)计算图像 $\mathbf{I}(i, j)$ 的结构张力矩阵 $\mathbf{J}(i, j)$ 并得出特征向量;

(3) 选取 5×5 的窗口,依次将中心对准每一个像素由式(11)计算得出 c_{SRAD} 的相关系数矩阵 $\mathbf{c}_r(i, j)$, 根据 $\mathbf{c}_r(i, j)$ 得出扩散矩阵 \mathbf{D} 的特征值;

(4) 根据式(14)对模型进行离散化,得到图像迭代的系数;

(5) 根据扩散矩阵对图像进行复合扩散滤波,得到去噪图像。

4 实验结果及对比

对算法的实验结果比较在合成的仿真图像和医学超声图像上进行去噪处理。实验将本文提出的算法分别与 PM 模型、SRAD 模型、NCD 模型进行对比,如图 3 所示。

图 3 为仿真图像去噪实验结果,图像大小是



图3 不同算法对仿真图像去噪处理的结果对比
Fig. 3 Comparison of denoising processing results of different algorithms in simulation image

350×350。图3(a)为原始图像,图3(b)为图2(a)添加了噪声方差为0.04的斑点、噪声的加噪图像,图3(f)为本文提出的算法对图3(b)的处理结果。从图3可以看出:PM模型扩散处理之后的图像存在明显的“阶梯”效应;SRAD模型虽然可以在保留边缘的情况下去除噪声,但其会产生部分突变的亮点,PM模型和SRAD模型一样对低像素区域都有比较好的去斑效果,但在高像素区有较大的波动。NCD模型的非线性特性克服了线性同态扩散易模糊图像细节的缺陷,在阻止边缘垂直方向上的平滑的同时加强边缘平行方向上的平滑,但会出现一些伪边缘的现象,不可避免地对于斑点噪声的去除会以边缘的弱化做为代价,而本文所提出的算法能在两者间达到很好的平衡,抑制噪声且有效的加强边缘,得到了更清晰的更接近原图像的去噪图。

在实验结果比较中,引入了量化的评价指标峰值信噪比(Peak signal to noise ratio, PSNR)、平均均方误差(Mean squared error, MSE)^[8]和图像佳数(Figure of merit, FOM)^[9],定义如下

$$\text{PSNR} = 10 \lg \frac{[\max(\mathbf{X}) - \min(\mathbf{X})]^2}{\text{mean}(\mathbf{X} - \mathbf{Z})} \quad (18)$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J [X(i, j) - Z(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J X(i, j)^2} \quad (19)$$

$$\text{FOM} = \frac{1}{I_N} \sum_{i=1}^{I_A} \frac{1}{1 + \alpha d_i^2} \quad (20)$$

式中: $X(i, j)$ 为原始无噪图像像素值, $Z(i, j)$ 为滤波后图像的像素值, $I_N = \max(I_I, I_A)$, I_I 和 I_A 分别代表理想和实际边缘分布图上的点数, α 是比例常数,一般设 $\alpha=1/9$, d 实际边缘点离理想边缘线的法线距离(可认为是实际边缘点与理想边缘点的距离),FOM是归一化的,对于最优检测的边缘 $\text{FOM}=1$ 。PSNR, MSE是对斑点去噪效果的评价,PSNR越大, MSE越小则其去噪效果越好;而FOM是对边缘保留效果的评价, FOM越接近1,则表明边缘保留效果越佳。表1是不同算法仿真图像去噪的3个指标的对比结果。实验结果可以得出,本文提出的算法将PSNR和FOM分别提高到了22.47和0.69,将MSE降低到了411.7,相比其他模型得到更好的去噪效果,表1中的PSNR, MSE和FOM 3个评价指标则验证了本文算法的优越性。由于图像斑点的“相关性”,PM模型和SRAD模型较NCD和本文算法的去噪效果较差,由于背景的“伪细节”较多,其去斑效果也不明显。表2是当噪声方差增大为0.1时,对不同算法去噪效果的参数比较,可以得出本文算法依然优于其他算法,并且有很好的去噪效果,也再一次说明了本文算法在考究了“相关性”的测量对图像的斑点去除是有效的。

表1 由4种算法处理后图像的参数对比1

Table 1 The first case of comparison of image parameters processed by four kinds of algorithms

V=0.08	PSNR	MSE	FOM
PM	19.96	656.0	0.41
SRAD	20.24	468.2	0.51
NCD	21.91	418.9	0.62
本文算法	22.47	411.7	0.69

表 2 由 4 种算法处理后图像的参数对比 2

Table 2 The second case of comparison of image parameters processed by four kinds of algorithms

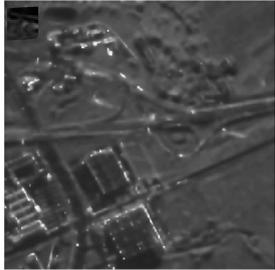
$V=0.08$	PSNR	MSE	FOM
PM	13.62	965.1	0.29
SRAD	14.31	734.2	0.41
NCD	17.57	623.7	0.47
本文算法	21.24	417.4	0.68

图 4 是 5 种算法在真实的 SAR 图像上的去噪效果,图像的大小为 320×320 。图 4(a)是一幅包含城市立交桥的 SAR 图像,图 4(e)为本文提出算法对图 4(a)的处理结果。

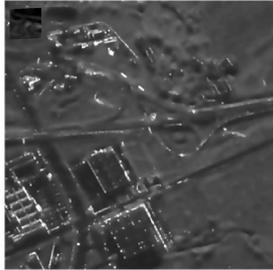
图 4 表明,由于扩散力度的不恰当,使图像边



(a) 原始SAR图像
(a) Original SAR image



(b) PM模型
(b) PM model



(c) SRAD模型
(c) SRAD model



(d) NCD模型
(d) NCD model



(e) 本文算法
(e) The proposed algorithm

图 4 对 SAR 图像去噪处理的结果对比

Fig. 4 Comparison of denoising processing results of SAR image

缘过于平滑而失真,PM 模型和 SRAD 模型在去噪的同时,不能很好地保留立交桥边缘;NCD 模型对图像的结构区域有很好地识别作用,但在对图像中非边缘区域去噪的同时,产生了伪边缘;本文算法减少了伪边缘的出现,提高了空间分辨率和对比度分辨率,从主观视觉上本文提出的算法与 PM, SRAD 和 NCD 模型相比具有最佳的斑点抑制效果,同时清晰地保留了立交桥边缘。本文算法使用的局部统计信息实际上是各向异性的,这对于斑点的去除和边缘的保留有很好的效果,同时结合 NCD 模型中对保留细节能力较为突出的非线性滤波^[10]环节可以去除大量的噪声残留,而灵敏的边缘检测算子和相关性的测量有效地提高了空间细节描述的准确程度,也对图像结构的保持起到了很好的作用,进而得到了图像中较为清晰的边缘结构。

5 结束语

传统的各向异性扩散去噪模型算法对斑点噪声抑制有很多的不足,这主要由对图像噪声模型建模不准确与边缘检测算子不能准确确定扩散强度^[7]。从实验结果可以得出,本文算法结合了 SRAD 和 NCD 两种模型,将 ICOV 算子应用到了 NCD 相干模型中,并根据 ICOV 算子的相关系数对重要的图像特征进行了更精确的判断和保留边缘等重要结构。实验结果表明:本文提出的算法更具优越性,与原有的一些算法相比,具有更好的去噪效果和边缘检测能力,为处理这类问题提供了一种新的思路。今后的工作可以考虑将非扩散滤波与多尺度相结合^[11],以得到更好的处理结果。

参考文献:

- [1] 余锦华,汪源源. 基于各向异性扩散的图像降噪算法综述 [J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25 (2): 105-116.
Yu Jinhua, Wang Yuanyuan. Image noise reduction based on anisotropic diffusion: A survey [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2011, 25 (2): 105-116.
- [2] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12 (7): 629-639.
- [3] Alvarez L, Lions P L, Morel J M. Image selective smoothing and edge detection by nonlinear diffusion [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29

- (1): 182-19.
- [4] 林宙辰,石青云. 一个能去噪和保持真实感的各向异性扩散方程 [J]. 计算机学报, 1999, 22(11): 1133-1137.
Lin Zhouchen, Shi Qingyun. An anisotropic diffusion equation that can remove noise and keep naturalness [J]. Chinese Journal of Computers, 1999, 22(11): 1133-1137.
- [5] Yu Y J, Acton S T. Speckle reducing anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 11(11): 1260-1270.
- [6] Abd-elmoniem K Z, Youssef A M. Real-time speckle reduction and coherence enhancement in ultrasound imaging via nonlinear anisotropic diffusion [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2002, 49(9): 997-1014.
- [7] 许慰玲,沈民奋,杨金耀. 基于 DTCWT 方向信息的超声图像斑点噪声消除 [J]. 数据采集与处理, 2011, 26(6): 671-675.
Xu Weiling, Shen Mingfen, Yang Jinyao. Speckle reduction for ultrasound image using edge directions in DTCWT domain [J]. Journal of Data Acquisition and Processing. 2011, 26(6): 671-675.
- [8] Salinas H M, Ferbandez D C. Comparison of PDE-based nonlinear diffusion approaches for image enhancement and denoising in optical coherence tomography [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(6): 761-771.
- [9] 刘芬,孙丰荣,耿俊卿,等. 一种基于各向异性扩散方程的医学超声图像降噪方法 [J]. 山东大学学报, 2009, 39(5): 38-42.
Liu Feng, Sun Fengrong, Geng Junqing, et al. A medical ultrasound image filtering method based on the anisotropic diffusion equation [J]. Journal of Shandong University, 2009, 39(5): 38-42.
- [10] Yu Y, Acton S T. Edge detection in ultrasound imagery using the instantaneous coefficient of variation [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2004, 13(12): 1640-1655
- [11] Finn S, Glavin M. Echocardiographic speckle reduction comparison [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, 2011, 58(1): 82-101.
- 作者简介:**陈婷婷(1988-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理,E-mail: 342262989@qq.com; 沈民奋(1957-),男,教授,研究方向:现代信号处理、医学信号分析、图像处理;杨金耀(1962-),男,高级工程师,研究方向:超声仪器开发。