

基于图像熵的各向异性扩散相干斑噪声抑制*

李金才^{1)†} 马自辉²⁾ 彭宇行¹⁾ 黄斌³⁾

1) (国防科学技术大学计算机学院, 长沙 410073)

2) (长沙师范学校教育技术中心, 长沙 410100)

3) (怀化学院计算机系, 怀化 418008)

(2012年10月17日收到; 2012年11月20日收到修改稿)

本文提出了一种基于图像熵的各向异性扩散滤波方法. 该方法使用图像熵作为边缘检测算子, 避免了由于均值和方差等统计量的估计带来的误差, 提高了边缘检测能力. 试验结果表明该方法能够获得比传统方法更好的相干斑噪声抑制效果.

关键词: 相干斑抑制, 各向异性扩散, 图像熵, 合成孔径雷达

PACS: 95.75.Mn, 42.30.Va, 42.30.Sy

DOI: 10.7498/aps.62.099501

1 引言

相干斑噪声是乘性噪声, 存在于合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR)、医学超声图像、激光和声学等相干成像系统中. 由于相干成像系统中固有的相干斑噪声, 为其图像的解释和应用带来了困难. 相干斑噪声的抑制成为相干成像系统图像解释和应用的基础和关键.

相干斑噪声抑制方法主要包括: 基于局部统计特性的滤波方法^[1-4], 基于变换域的滤波方法^[5,6]和基于偏微分方程的滤波方法^[7-10]. 其中基于偏微分方程的滤波方法, 将各向异性扩散和迭代平滑的概念引入到图像处理中, 抑制噪声的同时, 保留甚至增强图像中的边缘纹理信息, 被广泛应用于图像去噪、边缘检测和图像分割等领域.

1990年, Perona和Malik^[7]首先将各向异性扩散方程用于图像噪声抑制, 为图像噪声抑制提供了一种新的思想. Perona和Malik提出的方法被称为P-M模型, 其基本原理^[11]是利用梯度算子来辨别由噪声引起的图像梯度变化和由边缘引起的图像

梯度变化, 然后用邻域加权平均去除由噪声引起的小梯度变化, 同时保留由边缘引起的大梯度变化, 这个过程迭代进行, 直至图像中的噪声被去除. P-M模型对加性噪声有很好的滤波效果, 但是对乘性噪声效果一般, 甚至有反作用. 并且, 当图像受到强噪声污染时, 由噪声引起的梯度变化可能比由边缘引起的梯度的变化更大, 此时由梯度作为边缘检测算子可能造成边缘的模糊. Yu和Acton^[8]通过分析传统的Lee滤波^[1]、Frost滤波^[2]与P-M模型之间的联系, 提出了称为SRAD (speckle reducing anisotropic diffusion)的基于各向异性扩散的相干斑噪声抑制方法, 该方法改进了扩散系数和边缘检测算子, 用瞬时变差系数^[12]来代替梯度作为边缘检测算子, 使得边缘检测更加准确. 类似地, Aja-Fernández和Alberola-López^[9]通过分析Kuan滤波^[3]与P-M模型之间的联系, 提出了称为DPAD (detail preserving anisotropic diffusion)的基于各向异性扩散的相干斑噪声抑制方法, 并且指出变差系数等估计量的估计精度对滤波结果有重要影响; Liu等^[10]根据变差系数对滤波窗口的敏感性, 提出了称为AWAD (adaptive window anisotropic diffu-

* 国家重点基础研究发展计划 (973 计划) (批准号: 2011CB302601)、国家高技术研究发展计划 (863 计划) (批准号: 2011AA01A202) 和国家自然科学基金 (批准号: 41175025, 41105063, 60803039, 60970033) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: lijincal@nudt.edu.cn

sion) 的自适应窗口各向异性扩散相干斑抑制方法, 该方法根据图像的结构, 能够自适应地调整窗口大小和方向, 使得边缘检测更加准确, 从而达到更好的相干斑抑制效果. 除此之外, Intajag 等 [13] 通过扩散模式随着像素点的位置和像素点周围局部图像几何结构的方向变化, 在对数域中对各向异性扩散模式进行了改进; Krissian 等 [14] 提出了一种基于矢量扩散方程的相干斑噪声抑制方法; Abd-Elmoniem 等 [15] 等提出了一种基于非线性各向异性扩散的相干斑噪声抑制方法, 该方法根据局部统计特征在各向同性扩散、各向异性扩散和平均曲率运动扩散之间进行选择, 以达到最佳的噪声抑制. Yu 等 [16] 将 SUSAN (smallest univalue segment nucleus) 边缘检测方法与各向异性扩散相结合提出了 SUSAN-AD 模型, 该模型将边缘检测的过程转化为一个邻域相似性的判别过程. 张琼等 [17] 利用欧拉弹性能量模型的边界保护和增强能力, 提出了弹性能量各向异性扩散相干斑噪声抑制方法. 朱磊等 [18] 利用平行窗通过比率运算生成的边缘强度映射 (edge strength map, ESM) 代替梯度作为边缘检测与扩散系数生成的主要参数, 提出了一种新的各向异性扩散方法. 何友等 [19] 采用信息论匀质性测度作为图像中匀质区域与边缘的鉴别因子, 提出了一种新的各向异性扩散相干斑噪声抑制方法, 取得了较好的滤波效果.

各向异性扩散滤波方法中边缘检测的准确性对滤波结果有重要影响. 现有方法的边缘检测主要依赖于均值和方差等统计量的估计, 然而精确地对这些统计量进行估计是非常困难的. 本文基于图像熵的意义, 提出了一种基于图像熵的各向异性扩散方法 IEAD (image entropy anisotropic diffusion). 该方法无需对方差和均值等统计量进行估计, 避免了由于统计量估计误差对边缘检测造成的影响, 提高了相干斑噪声的抑制效果. 通过对自然图像和真实 SAR 图像进行数值试验, 结果显示该方法能够获得更好的相干斑噪声抑制效果.

2 各向异性扩散模型

2.1 P-M 模型

1990 年 Perona 和 Malik [7] 将各向异性扩散模型用于图像滤波, 为图像滤波提供了一类新方法.

P-M 模型的连续形式可以描述为

$$\begin{aligned} \frac{\partial I}{\partial t} &= \text{div}[c(|\nabla I|) \cdot \nabla I], \\ I(t=0) &= I_0, \end{aligned} \quad (1)$$

其中 div 是散度算子, ∇ 是梯度算子, $||$ 表示范数, $c(x)$ 是扩散系数, I_0 是初始图像. $c(x)$ 是非负单调递减函数, 作者给出了扩散系数的两种形式:

$$c(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + (|\nabla I|/k)^2}, \quad (2)$$

$$c(|\nabla I|) = e^{-(|\nabla I|/k)^2}, \quad (3)$$

其中 k 是扩散门限.

P-M 模型本质是求解以初始图像 I_0 为初值的非线性扩散方程. 其基本思想是根据梯度的大小来调整扩散的力度. 当 $|\nabla I| \gg k$ 时, $c(|\nabla I|) \rightarrow 0$, 此时扩散在边缘停止; 当 $|\nabla I| \ll k$ 时, $c(|\nabla I|) \rightarrow 1$, 此时相当于一个平滑滤波.

为了在计算机上实现 P-M 模型, 方程 (1) 的离散形式 [8] 为

$$I_s^{t+\Delta t} = I_s^t + \frac{\Delta t}{|\bar{\eta}_s|} \sum_{p \in \bar{\eta}_s} c(\nabla I_{s,p}^t) \nabla I_{s,p}^t, \quad (4)$$

其中 I_s^t 是离散图像, s 表示像素点的位置, Δt 是时间步长, $\bar{\eta}_s$ 表示点 s 的邻居, $|\bar{\eta}_s|$ 是邻居点的个数, $\nabla I_{s,p}^t = I_p^t - I_s^t, \forall p \in \bar{\eta}_s$. 为了方法的稳定性, $\Delta t \in (0, 0.25]$.

2.2 SRAD 方法

由于 P-M 模型是针对加性噪声设计的, 所以对于乘性噪声效果一般, 甚至会起到反作用. 并且在强噪声情况下, 由噪声引起的梯度变化可能比由边缘引起的梯度变化更大, 造成边缘被模糊. 所以, Yu 和 Acton [8] 基于 Lee 滤波 [1] 和 Frost 滤波 [2] 与 P-M 模型之间的联系, 提出了 SRAD 相干斑噪声抑制方法. 该方法仍然使用 P-M 模型, 对扩散系数进行了改进. 其扩散系数为

$$c(q) = \frac{1}{1 + [q^2(x, y; t) - q_0^2(t)]/[q_0^2(t)(1 + q_0^2(t))]}, \quad (5)$$

$$c(q) = \exp\{-[q^2(x, y; t) - q_0^2(t)]/[q_0^2(t)(1 + q_0^2(t))]\}, \quad (6)$$

其中

$$q(x, y; t) = \sqrt{\frac{(1/2)(|\nabla I|/I)^2 - (1/4^2)(\nabla^2 I/I)^2}{[1 + (1/4)(\nabla^2 I/I)^2]}}, \quad (7)$$

$$q_0(t) = \frac{\sqrt{\text{var}[z(t)]}}{z(t)}, \quad (8)$$

其中 $\text{var}[z(t)]$ 和 $\overline{z(t)}$ 分别是 t 时刻同质区域的方差和均值, ∇ 是梯度算子, ∇^2 是拉普拉斯算子. 此时的 $q_0(t)$ 相当于扩散门限. 为了计算的方便, 使得计算机能够自动确定 $q_0(t)$, $q_0(t)$ 可以通过下式进行估计:

$$q_0(t) \approx q_0 \exp(-\rho t), \quad (9)$$

其中 ρ 是一个常量. 对于完全发展的相干斑, 超声强度图像 $q_0 = 1$, N 视 SAR 强度图像 $q_0 = 1/\sqrt{N}$; 对于部分发展的相干斑, q_0 小于 1. SRAD 方法结合梯度算子和拉普拉斯算子进行边缘检测, 使得检测结果更加准确.

2.3 DPAD 方法

类似地, Aja-Fernández 和 Alberola-López^[9] 通过分析 Kuan 滤波^[3] 与 P-M 模型之间的联系, 提出了 DPAD 相干斑噪声抑制方法. 该方法的离散形式为

$$\bar{u}' I_{i,j}^{t+\Delta t} = I_{i,j}^t + \frac{\Delta t}{|\bar{\eta}_s|} \text{div}[c(C_{i,j,t}) \nabla I_{i,j}^t], \quad (10)$$

$$c(C_{i,j,t}) = (1 + 1/C_{i,j,t}^2) / (1 + 1/C_{u,t}^2), \quad (11)$$

$$C_u^2 = \frac{\sigma^2}{\bar{u}^2}, \quad (12)$$

$$C_{i,j}^2 = \text{var}(g_{i,j}) / \bar{g}_{i,j}^2, \quad (13)$$

其中 (10) 式中的上标表示迭代次数, 下标表示像素的位置; \bar{u} 和 σ^2 分别是噪声的均值和方差, $|\bar{\eta}_s|$ 表示滑动窗口中邻居像素点的个数, $C_{u,t}^2$ 和 $C_{i,j,t}^2$ 分别是噪声和图像的局部变差系数. 作者指出统计量 (均值和方差) 的精度对滤波结果有重要影响, 只要统计量估计的精度足够好, DPAD 方法可以获得更好的滤波效果.

2.4 AWAD 方法

Liu 等^[10] 根据滤波窗口对最终滤波效果的影响, 提出了一种自适应窗口的各向异性扩散滤波方法 AWAD. 该方法根据图像的结构, 能够自适应的调整窗口大小和方向, 可以获得比固定窗口方法更加精确的瞬时变差系数, 从而更加准确的检测边缘, 以达到更好的相干斑噪声抑制效果.

该方法使用的窗口在不同的区域自动变化. 在同质区域, 窗口是方的、大的, 而在含有细节纹理的边缘区域, 窗口是细的、窄的. 即窗口的宽 w 和高 h 反比于像素的方向导数.

$$w = a/(g_1 + 1), \quad (14)$$

$$h = a/(g_2 + 1), \quad (15)$$

其中 g_1 和 g_2 分别是像素点最小和最大方向导数, a 是尺度参数. 当每一个像素点的邻居窗口的宽和高确定后, 再确定像素在窗口中的位置. 如果窗口是矩形, 则很容易确定, 如果窗口是倾斜的, 则需要进行旋转和平移操作. 假设窗口的中心位于最初的 $(0,0)$ 位置, 旋转 α_i 度, 平移 (x_i, y_i) (每个像素点在倾斜窗口中的位置) 之后, 新的坐标位置为

$$x = \lfloor W \cos(\alpha_i) - H \sin(\alpha_i) + x_i \rfloor, \quad (16)$$

$$y = \lfloor W \sin(\alpha_i) + H \cos(\alpha_i) + y_i \rfloor, \quad (17)$$

其中 (x_i, y_i) 表示当前处理的像素点的坐标位置, α_i 是倾斜角度, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整, 并且 $\alpha_i = \pi/2 + \theta$, θ 是 (x_i, y_i) 的最大方向导数方向.

$$W = \left\{ \left\lfloor \frac{-w}{2} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{-w}{2} \right\rfloor + 1, \dots, 0, \dots, \left\lfloor \frac{w}{2} \right\rfloor - 1, \left\lfloor \frac{w}{2} \right\rfloor \right\}, \quad (18)$$

$$H = \left\{ \left\lfloor \frac{-h}{2} \right\rfloor, \left\lfloor \frac{-h}{2} \right\rfloor + 1, \dots, 0, \dots, \left\lfloor \frac{h}{2} \right\rfloor - 1, \left\lfloor \frac{h}{2} \right\rfloor \right\}. \quad (19)$$

3 基于图像熵的各向异性扩散滤波

1850 年, 德国 Rudolf Clausius 首次提出熵的概念^[20], 用来表示任何一种能量在空间中分布的均匀程度, 能量分布得越均匀, 熵就越大. 一个体系的能量完全均匀分布时, 这个系统的熵就达到最大值. 图像熵是图像特征的一种统计形式, 它反映了图像中平均信息量的多少. 图像的一维熵表示图像中灰度分布的聚集特征所包含的信息量. 对于 8 位的整型图像, 图像熵的定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log p_i, \quad (20)$$

其中 p_i 表示图像中灰度值为 i 的像素所占的比例. 由于均值、方差等统计量对滤波结果有重要影响, 然而对噪声的均值和方差等统计量的估计又

相当困难,如果能避免这些统计量的估计而进行各向异性扩散滤波是一个不错的选择. 根据图像熵的定义可知,在光滑区域,图像熵的值较大,在边缘纹理区域,图像熵的值较小. 并且熵具有对称性^[21],也即是熵只与图像的总体结构有关,与具体的灰度值大小无关,可以避免在不同灰度值水平的同质区域,相同的噪声起伏却得到差异很大的梯度值,从而可以更好的反映图像的灰度值变化. 所以可以使用滑动窗口图像熵的大小作为边缘检测算子来进行边缘检测. 由于受到噪声污染,光滑区域也存在灰度值变化,所以取每个滑动窗口图像熵的均值作为阈值,大于该阈值的点都认为位于光滑区域,而小于该值的点,则根据扩散系数进行扩散.

IEAD 方法仍然使用 P-M 模型,对边缘检测算子进行了改进. 边缘检测算子 q_s 可以描述为

$$q_s = - \sum_{t \in \eta_s} p_{s,t} \log p_{s,t}, \quad (21)$$

其中 s 表示当前像素点的位置, η_s 表示位于点 s 的邻居像素点, $p_{s,t}$ 表示像素点 t 的灰度值在整个滑动窗口中个数的比例. 阈值 q_0 为

$$q_0 = \text{mean}(\mathbf{H}), \quad (22)$$

其中 \mathbf{H} 表示所有滑动窗口的图像熵. 扩散系数^[10]为

$$c(q_s) = \frac{1}{\sqrt{1 + (q_s - q_0)^2}}. \quad (23)$$

该模型的数值求解使用 Jacobi 迭代方法^[8]. 设 Δt 是足够小的时间步长, h 是 x 和 y 方向足够小的空间步长,时间和空间坐标的离散为

$$t = n\Delta t, \quad n = 0, 1, 2, \dots, \quad (24)$$

$$x = ih, \quad i = 0, 1, 2, \dots, M-1, \quad (25)$$

$$y = jh, \quad j = 0, 1, 2, \dots, N-1, \quad (26)$$

其中 $M \times N$ 是图像的大小.

首先计算所有像素点滑动窗口的图像熵:

$$H_{i,j} = - \sum_{t \in \eta_s} p_{i,j,t} \log p_{i,j,t}, \quad (27)$$

$$q_{i,j} = H_{i,j}, \quad (28)$$

接着计算阈值

$$q_0 = \frac{\sum_{i,j \in I} H_{i,j}}{M \times N}, \quad (29)$$

然后计算扩散系数

$$c_{i,j}^n = \frac{1}{\sqrt{1 + (q_{i,j} - q_0)^2}}, \quad (30)$$

再计算 $c(\cdot)\nabla I$ 的散度:

$$d_{i,j}^n = \frac{1}{h^2} [c_{i+1,j}^n (I_{i+1,j}^n - I_{i,j}^n) + c_{i,j}^n (I_{i-1,j}^n - I_{i,j}^n) + c_{i,j+1}^n (I_{i,j+1}^n - I_{i,j}^n) + c_{i,j}^n (I_{i,j-1}^n - I_{i,j}^n)], \quad (31)$$

其中具有对称边界

$$d_{-1,j}^n = d_{0,j}^n, \quad d_{M,j}^n = d_{M-1,j}^n, \quad j = 0, 1, 2, \dots, N-1, \quad (32)$$

$$d_{i,-1}^n = d_{i,0}^n, \quad d_{i,N}^n = d_{i,N-1}^n, \quad i = 0, 1, 2, \dots, M-1. \quad (33)$$

最后,微分方程的数值近似为

$$I_{i,j}^{n+1} = I_{i,j}^n + \frac{\Delta t}{4} d_{i,j}^n. \quad (34)$$

上式称为更新函数.

4 数值试验

为了比较不同方法的滤波效果,使用结构相似度 (structural sIMilarity, SSIM)^[22,23] 作为质量评价指标. SSIM 指标定义^[23]为

$$\text{SSIM}(X, Y) = [l(X, Y)]^\alpha \cdot [c(X, Y)]^\beta \cdot [s(X, Y)]^\gamma, \quad (35)$$

其中 X 和 Y 是参与比较的图像, $l(\cdot)$, $c(\cdot)$ 和 $s(\cdot)$ 分别是亮度、对比度和结构比较函数. SSIM 的取值范围为 0—1, SSIM 值越接近 1 表示滤波效果越好.

分别对自然图像和真实 SAR 图像进行相干斑噪声抑制试验,并与有代表性的 P-M, SRAD, DPAD 和 AWAD 方法进行比较. 用于试验的原始图像如图 1 所示,分别是自然图像和真实 SAR 图像.

首先对自然图像进行滤波试验. 对图 1 中的自然图像添加均值为 0, 方差为 0.1 的乘性噪声,分别使用 P-M, SRAD, DPAD, AWAD 和 IEAD 方法进行滤波. 其中时间步长都为 0.1, 迭代次数都为 50; P-M 模型阈值为 30, 扩散系数为 (2) 式; SRAD 模型中扩散系数为 (5) 式, q_0 为 1, ρ 为 1/6; DPAD 方法中, 滑动窗口大小为 5×5 , 噪声变差系数估计采用鲁棒性估计算子^[12]; AWAD 方法中, 根据方向梯度的大小分别选择的窗口大小为 3×3 , 5×3 和 3×5 ; IEAD 方法中, 窗口大小为 5×5 . 滤波结果如图 2 所示, 评价指标如表 1 所示, 图 3 是图像眼部局部放大效果. 为了更好的显示滤波前后图像边缘情况, 采用 Canny 算子^[24]对各种方法滤波结果进行边缘检测, 结果如图 4 所示.



图1 用于数值试验的原始图像 (a) 自然图像; (b) 真实 SAR 图像



图2 自然图像使用不同方法的滤波结果

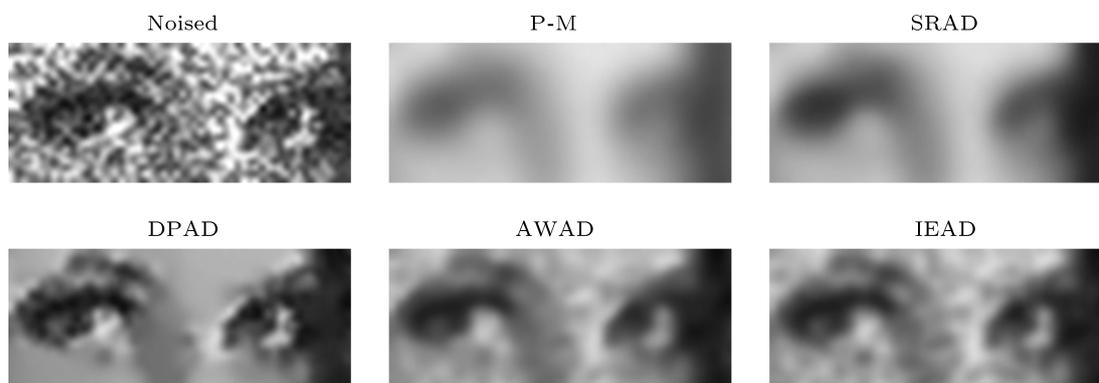


图3 自然图像使用不同方法滤波结果局部放大图像

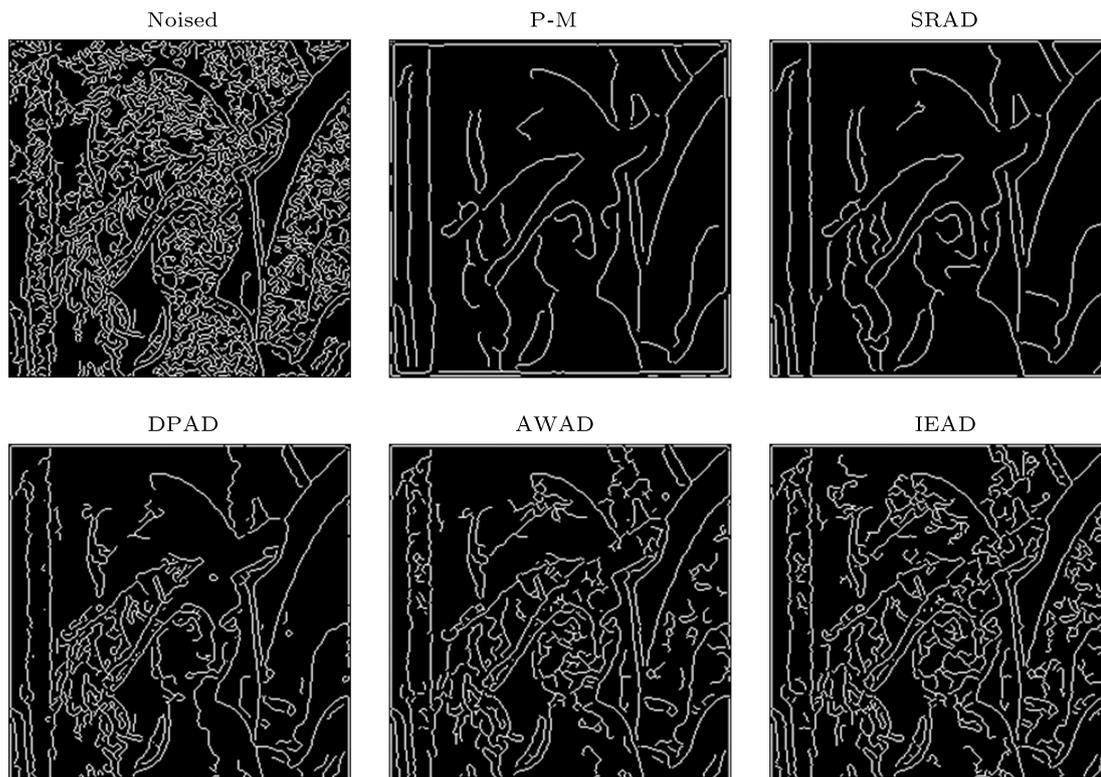


图4 自然图像使用不同方法滤波结果的边缘图像

表1 自然图像使用不同方法滤波结果 SSIM 指标

方法	P-M	SRAD	DPAD	AWAD	IEAD
SSIM	0.1150	0.1309	0.3333	0.3010	0.3653

对真实 SAR 图像进行五种方法的滤波试验. 试验图像为 Ku 波段美国亚利桑那州菲尼克斯附近的农田机载 SAR 强度图像^[25], 分辨率为 1 m. 参数设置同自然图像试验的参数设置相同. 滤波结果如图 5 所示, 评价指标如表 2 所示. 为了更好的显示滤波效果, 对图像左上角进行了局部放大, 如图 6 所示. 图 7 是采用 Canny 算子^[24]对各种方法滤波结果进行边缘检测的结果图像.

从图 2、图 5 整体可视效果和图 3、图 6 局部放大可视效果来看, P-M 模型、SRAD 方法的光滑效果最好, 但是图像边缘变得模糊, 从图 4 和图 7 中可以更清楚地看到一些细小纹理被平滑掉了. 主要是由于 P-M 模型是基于梯度来进行边缘检测, 容易受到噪声的影响, SRAD 方法虽然采用了瞬时变差系数来进行边缘检测, 噪声抑制效果要优于 P-M 模型, 但是仍然会受到强噪声的影响, 从而影响边缘检测的准确性. DPAD 方法改进了噪声的变差系数的估计方法, 明显提高了图像边缘

保持的能力, 特别是对具有明显灰度值变化的边缘, 但仍然会模糊掉一些细小纹理, 比如图 6 中原始图像没有经过噪声抑制也能看到一些农作物的种植方向, 但是经过 DPAD 噪声抑制后却被模糊掉了, 图 7 中边缘检测图像可以更加明显地看出这些纹理消失了. AWAD 方法采用自适应滤波窗口, 根据像素点的方向导数大小来自动调节滤波窗口的大小和方向, 提高了边缘检测的准确性, 从而可以获得更好的滤波结果. IEAD 方法滤波结果的可视性最好, 主要得益于该方法采用图像熵作为边缘检测算子, 避免了均值、方差等统计量的估计造成的误差. 从表 1 和表 2 的评价指标可以看出, IEAD 方法的效果最好, 与滤波结果的可视性相一致.

从图 6 中可以看到, 真实 SAR 图像在没有进行相干斑噪声抑制前, 甚至可以分辨出农作物的种植方向, 经过相干斑噪声抑制后, 这些纹理边缘信息减弱甚至消失了, 主要是由于各向异性扩散滤波结果受到边缘检测准确性的影响. 边缘检测越准确, 噪声抑制方法的边缘保持能力越强. 但是, 由于受到相干斑噪声的污染, 边缘检测肯定会有误差; 并且不同噪声抑制方法采用的边缘检测算子不同, 对

边缘检测精度也有影响. 所以, 经过相干斑噪声抑制后, 一些细节纹理会有不同程度的减弱. 从图 6 中可以看到, P-M 模型和 SRAD 方法的边缘保持能力最弱, DPAD 方法对具有明显灰度值变化的边

缘保持较好, 但是对于细节纹理信息不能很好的保持, IEAD 方法边缘保持能力要强于 P-M 模型、SRAD 方法和 DPAD 方法, IEAD 方法的边缘保持能力最强.

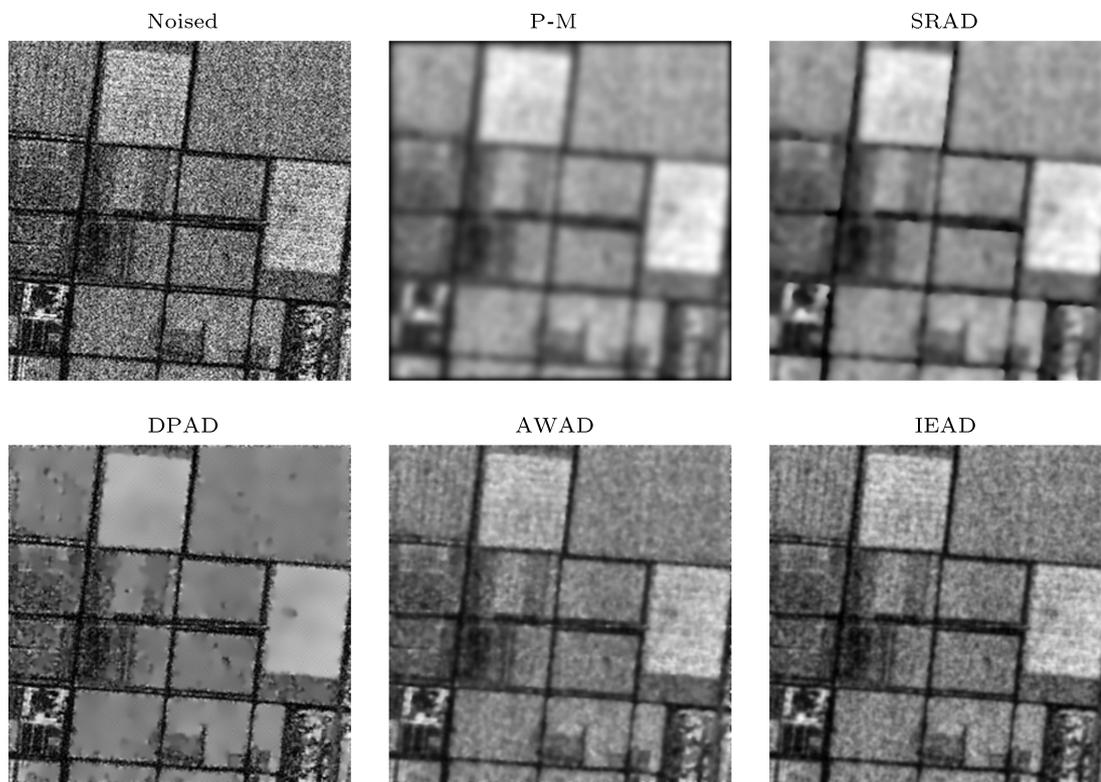


图 5 真实 SAR 图像使用不同方法滤波结果

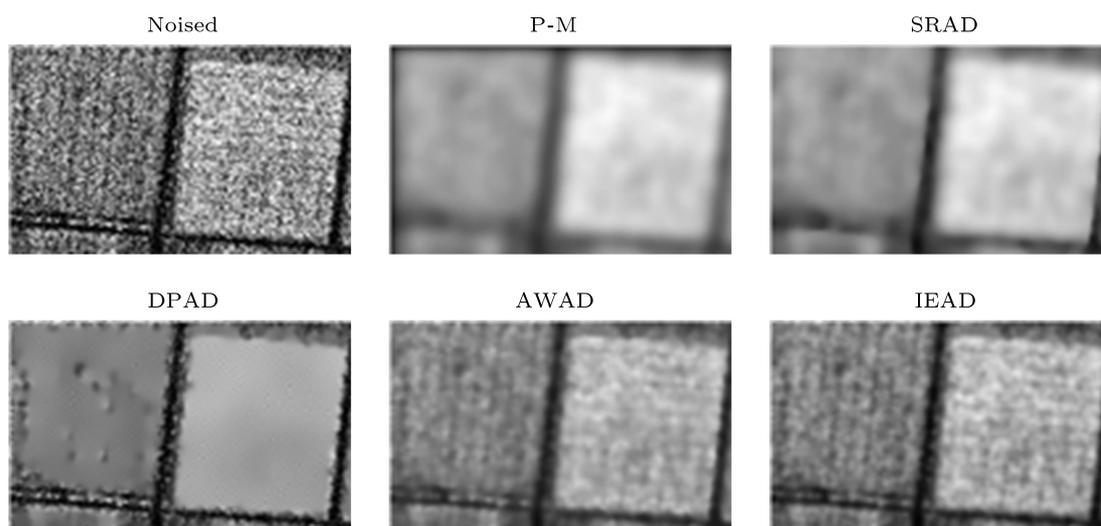


图 6 真实 SAR 图像使用不同方法滤波结果局部放大图像

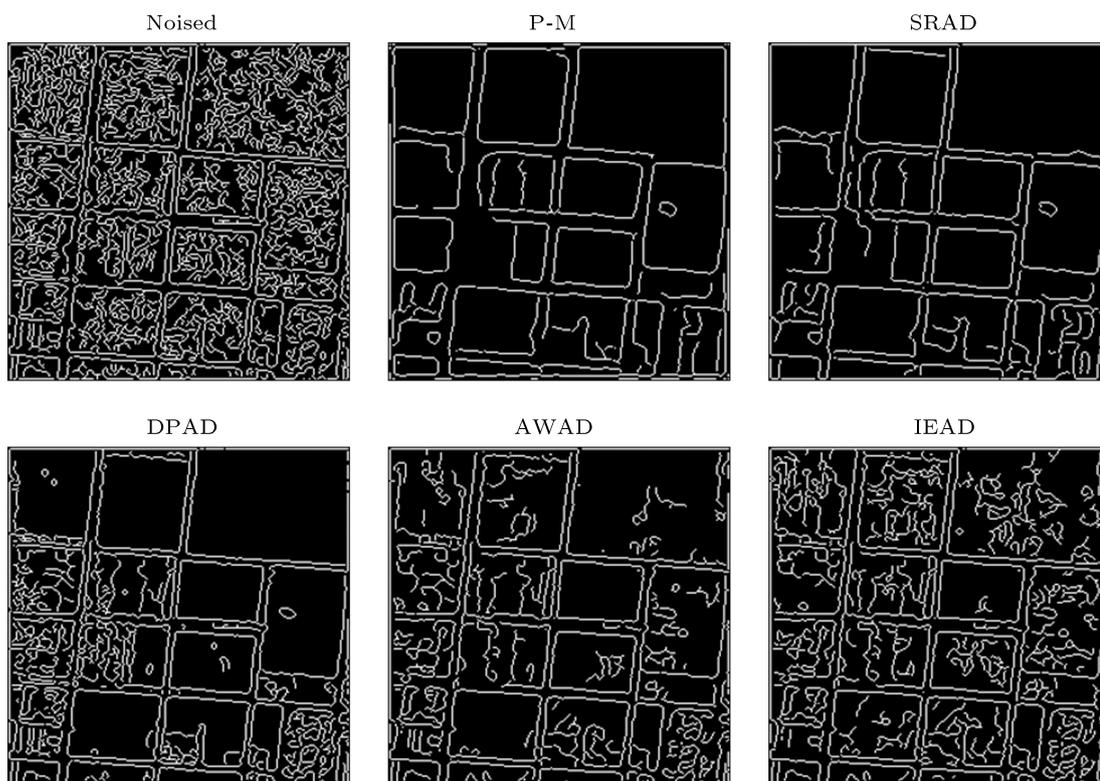


图7 真实 SAR 图像使用不同方法滤波结果的边缘图像

表2 真实 SAR 图像不同方法滤波结果 SSIM 指标

方法	P-M	SRAD	DPAD	AWAD	IEAD
SSIM	0.0974	0.1315	0.3519	0.3034	0.3647

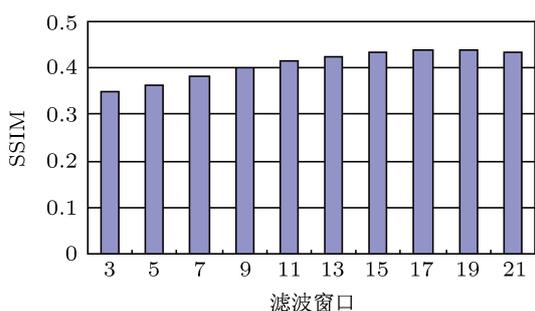


图8 自然图像 SSIM 指标随滤波窗口大小的变化

试验结果如图 8 和图 9 所示.

从图 8 和图 9 可以看出, SSIM 指标随着滤波窗口大小的增加, 呈递增趋势, 与理论分析结果相一致.

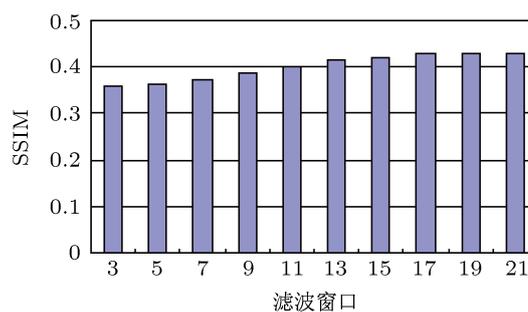


图9 真实 SAR 图像 SSIM 指标随滤波窗口大小的变化

由于基于图像熵进行边缘检测, 在理想情况下, 滤波窗口越大, 越能够准确反映图像灰度的聚集分布特征, 更好地控制扩散力度, 实现对相干斑噪声更加有效地抑制. 为了验证理论分析结果, 对图 1 中的两幅图像, 采用 IEAD 方法进行不同大小滤波窗口的滤波试验, 其中时间步长为 0.1, 迭代次数为 50. 自然图像添加均值为 0, 方差为 0.1 的乘性噪声.

5 结论

本文基于图像熵的意义, 提出了一种基于图像熵的用于相干斑噪声抑制的各向异性扩散方法. 该方法无需对方差和均值等统计量进行估计, 避免了由于统计量估计误差对滤波结果造成的影响, 改进了边缘检测的准确性, 提高了相干斑噪声抑制的效

果. 对自然图像和真实 SAR 图像的数值试验结果表明, IEAD 方法的相干斑抑制结果要优于传统的各向异性扩散方法. 同时, 针对滤波窗口大小对相干斑噪声抑制结果的影响进行了试验分析, 试验结果与理论分析相一致. IEAD 方法的提出, 为各向异性扩散相干斑噪声抑制提供了新的思路, 对受相干

斑噪声污染图像的解释和应用具有重要意义.

感谢重庆大学刘国金老师的大力帮助; 感谢 Santiago Aja-Fernández 博士提供代码用于方法比较; 感谢 Zhou Zhang 博士提供代码用于方法性能检测比较; 感谢美国 Sandia 国家实验室提供样本图像.

- [1] Lee J S 1980 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **PAMI-2** 165
- [2] Frost V S, Stiles J A, Shanmugan K S, Holtzman J C 1982 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **PAMI-4** 157
- [3] Kuan D T, Sawchuk A A, Strand T C, Chavel P 1985 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **PAMI-7** 165
- [4] Sun Z G, Han C Z 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3210 (in Chinese) [孙增国, 韩崇昭 2010 物理学报 **59** 3210]
- [5] Donoho D L 1995 *IEEE Trans. Inform. Theory.* **41** 613
- [6] Sveinsson J R, Benediktsson J A 2003 *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* **41** 2404
- [7] Perona P, Malik J 1990 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **12** 629
- [8] Yu Y J, Acton S T 2002 *IEEE Trans. Image Process.* **11** 1260
- [9] Aja-Fernández S, Alberola-López C 2006 *IEEE Trans. Image Process.* **15** 2694
- [10] Liu G J, Zeng X P, Tian F C, Li Z Z, Chaibou K 2009 *Signal Process.* **89** 2233
- [11] Yu J H, Wang Y Y 2011 *J Electr. Meas. Instrum.* **25** 105 (in Chinese) [余锦华, 汪源源 2011 电子测量与仪器学报 **25** 105]
- [12] Yu Y J, Acton S T 2004 *IEEE Trans. Image Process.* **13** 1640
- [13] Intajag S, Tipsuwanpon V, Cheevasuwit F 2005 *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering* Saskatoon, Sask. May 1–4, 2005 p277
- [14] Krissian K, Westin C F, Kikinis R, Vosburgh K G 2007 *IEEE Trans. Image Process.* **16** 1412
- [15] Abd-Elmoniem K Z, Youssef A B M, Kadah Y M 2002 *IEEE Trans. Bio-Med. Eng.* **49** 997
- [16] Yu J H, Tan J L, Wang Y Y 2010 *Pattern Recogn.* **43** 3083
- [17] Zhang Q, Shen M F, Chang C Q 2011 *Syst. Eng. Electr.* **33** 1420 (in Chinese) [张琼, 沈民奋, 常春起 2011 系统工程与电子技术 **33** 1420]
- [18] Zhu L, Cheng D 2011 *J Electr. Meas. Instrum.* **25** 857 (in Chinese) [朱磊, 程冬 2011 电子测量与仪器学报 **25** 857]
- [19] He Y, Yuan Z, Cai F Q 2012 *Acta Aeronaut. et Astron. Sinica* **33** 1 (in Chinese) [何友, 袁湛, 蔡复青 2012 航空学报 **33** 1]
- [20] Entropy Wikipedia <http://en.wikipedia.org/wiki/Entropy> [August 1 2012]
- [21] Cao X H, Zhang Z C 2009 *Information Theory and Coding* (Second Edition) (Beijing: Tsinghua Press) p28 (in Chinese) [曹雪虹, 张宗橙 2009 信息论与编码 (第 2 版) (北京: 清华大学出版社) 第 28 页]
- [22] Wang Z <https://ece.uwaterloo.ca/~z70wang/research/ssim/> [May 15 2012]
- [23] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, Simoncelli E P 2004 *IEEE Trans. Image Process.* **13** 600
- [24] Canny J 1986 *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* **PAMI-8** 679
- [25] Sandia National Laboratories <http://www.sandia.gov/radar/imageryku.html> [August 5 2011]

Speckle reduction by image entropy anisotropic diffusion*

Li Jin-Cai^{1)†} Ma Zi-Hui²⁾ Peng Yu-Xing¹⁾ Huang Bin³⁾

1) (*School of Computer Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China*)

2) (*Education Technology Center, Changsha Normal College, Changsha 410100, China*)

3) (*Department of Computer Science, Huaihua College, Huaihua 418008, China*)

(Received 17 October 2012; revised manuscript received 20 November 2012)

Abstract

Edge detection is the focus and difficult point for speckle reduction anisotropic diffusion. Traditional methods typically rely on the estimation of mean and variance in edge detection. The precision of the estimations influences the accuracy of edge detection. In this paper, we present an anisotropic diffusion filter based on image entropy. This method uses image entropy as an edge detector to eliminate the error due to the estimation of mean and variance, and improves the edge detection capability. The experimental results show that the visual quality and evaluation indexes of the new method outperform those of the traditional methods.

Keywords: speckle reduction, anisotropic diffusion, image entropy, synthetic aperture radar

PACS: 95.75.Mn, 42.30.Va, 42.30.Sy

DOI: 10.7498/aps.62.099501

* Project supported by the National Basic Research Program of China (Grant No. 2011CB302601), the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2011AA01A202), and the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 41175025, 41105063, 60803039, 60970033).

† Corresponding author. E-mail: lijincan@nudt.edu.cn