

一种新型图像噪声抑制各向异性扩散算法

钱惟贤 陈 钱 顾国华 白俊奇

(南京理工大学光电工程国防重点学科实验室,南京 210094)

摘要 噪声抑制是红外图像处理中一个重要的研究课题,但常用的去噪算法会造成细节的损失。为有效地抑制噪声,同时保护边缘,在 P-M 扩散模型的基础上,提出了一种新的基于方向信息测度和边缘隶属度的各向异性扩散滤波算法。该算法的核心内容是将图像分为边缘区和非边缘区两个区域,对非边缘区采用常规 P-M 扩散方程完成噪声的滤除,对边缘区采用基于方向信息测度的非线性扩散方法,在平滑去噪的同时对边缘进行修整、增强。最终的仿真结果表明,该算法的峰值信噪比、均方误差、辐射分辨率等参数均优于常规算法,该算法具有良好的前景和实用价值。

关键词 噪声抑制 各向异性扩散 方向信息测度 边缘隶属度

中图法分类号:TN 911.73 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)04-0676-05

A New Anisotropic Diffusion Algorithm for Infrared Image Denoising

QIAN Wei-xian, CHEN Qian, GU Guo-hua, BAI Jun-qi

(National Defense Key Laboratory of Optoelectronic Engineering, NUST, Nanjing 210094)

Abstract Noise reduction is an important research topic of the infrared image processing, but the commonly used noise reduction methods will cause the loss of the details. In order to effectively reduce the noise and protect the edge at the same time, a new anisotropic diffusion algorithm based on the information measure and the edge membership is introduced. The core content of this algorithm is to divide the image into two areas, the edge area and the non-edge area. While the conventional P-M diffusion equation is used into the non-edge area to filter the noise, and the nonlinear diffusion equation based on the information measure is used into the edge area to filter the noise and enhance the edge. The final results show that this algorithm's PSNR, MAE and radiometric resolution are better than the traditional algorithms. So this algorithm has practicality and potential application value.

Keywords image noise inhibition, anisotropic diffusion, information measure, edge membership

1 引言

在红外图像处理中,近年来由非线性偏微分方程定义的非线性算子逐渐赢得重视,实践证明这是一种很好的自适应平滑算法。这个方法起源于计算机视觉发展早期。1990年,Perona和Malik提出了如下的非线性各向异性扩散方程(P-M方程)^[1]:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}[\mathbf{D} \cdot \nabla I] = \text{div}[g(|\nabla I|) \cdot \nabla I] \\ I|_{t=0} = I_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, I 表示图像强度, ∇ 表示梯度算子, div 表示散度, \mathbf{D} 表示扩散系数矩阵,在图像梯度场中演化为扩散系数函数 $g(\cdot)$, $g(\cdot)$ 有多种函数,比较常用的有以下两种:

$$g(x) = \exp[-(x/k)^2] \quad (2)$$

$$g(x) = 1/[1+(x/k)^2] \quad (3)$$

收稿日期:2008-10-20; 改回日期:2008-12-10

第一作者简介:钱惟贤(1980~),男,讲师。2004年于南京理工大学获光学工程硕士学位。主要从事红外成像系统、信号处理、模式识别相关研究。E-mail:developer_plus@sina.com

k 是梯度门限。这样图像经过多次迭代后强的阶跃状边缘被保留下来。在 P-M 方程提出之后,人们发现它也有许多不足之处,用 P-M 方程进行平滑处理不能保留细节边缘。关于扩散系数的选取没有成熟的理论,人们根据各自对图像平滑处理的需要,对原方程提出了各种各样的改进形式。

2 基于方向信息测度的非线性扩散方法

根据 Charbonnier 等人提出的构造准则^[2],各向异性扩散方程可以改写成如下形式:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = g_{\eta} I_{\eta\eta} + g_{\xi} I_{\xi\xi} \quad (4)$$

η 为图像的梯度方向, ξ 为该梯度方向的垂直方向, $I_{\eta\eta}$ 为沿梯度方向的二阶导数, $I_{\xi\xi}$ 为垂直梯度方向的二阶导数, g_{η} 、 g_{ξ} 分别为梯度方向和垂直于梯度方向的扩散系数。该方程也可写成:

$$\frac{\partial I}{\partial t} = g_x I_{xx} + g_y I_{yy} \quad (5)$$

I_{xx} 为图像横向 x 的二阶导数, I_{yy} 为图像纵向 y 的二阶导数。

$$I_{xx} = I(x+1, y) + I(x-1, y) - 2I(x, y) \quad (6)$$

$$I_{yy} = I(x, y+1) + I(x, y-1) - 2I(x, y) \quad (7)$$

$$g_x = g_{\eta} \cos \theta \quad (8)$$

$$g_y = g_{\eta} \sin \theta \quad (9)$$

θ 为梯度方向, 方向 θ 与方向信息测度 $M_{x,y}$ 相关, 方向信息测度定义为设 l_{θ} 为过中心 (x, y) , 沿 θ 方向的直线, 将 (x, y) 的 $N \times N$ 大小的邻域分成面积相等的两部分 $s_{\theta 1}$ 和 $s_{\theta 2}$, 则方向信息测度 $M_{x,y}$ 为

$$M_{x,y} = d_{\theta \max} - d_{\theta \min} \quad (10)$$

$$d_{\theta \max} = \max_{0 \leq \theta \leq 180} (d_{\theta}) \quad (11)$$

$$d_{\theta \min} = \min_{0 \leq \theta \leq 180} (d_{\theta}) \quad (12)$$

$$d_{\theta} = |f_{s_{\theta 1}} - f_{s_{\theta 2}}| \quad (13)$$

$$f_{s_{\theta 1}} = \sum_{m,n \in s_{\theta 1}} I(m, n) \quad (14)$$

$$m, n = 1, 2, 3, \dots, N$$

$$f_{s_{\theta 2}} = \sum_{m,n \in s_{\theta 2}} I(m, n) \quad (15)$$

$$m, n = 1, 2, 3, \dots, N$$

方向信息测度能够良好地表征像素点的特征, 具有较高的抗噪性。在实际过程中, 计算 θ 时选取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 4 个方向计算最大的 d_{θ} , 并将该角

度作为 θ 角。

为此提出了基于图像方向信息测度的非线性扩散方程:

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = g_{\eta} I_{xx} \cos \theta + g_{\eta} I_{yy} \sin \theta \quad (16)$$

$$g_{\eta} = g(M_{x,y}) = \frac{1}{(1 + M_{x,y}^2/k^2)} \quad (17)$$

基于方向信息测度的非线性扩散方法能在抑制噪声的同时起到强化边缘的作用, 但 $M_{x,y}$ 并不能完全表征边缘, 这就使得在扩散的过程中会出现噪声被当作边缘得到了加强。基于此, 引入了边缘隶属度来对非线性扩散方程进行修正, 以期减小其对噪声的增强。

3 基于隶属度的边缘检测算法

管志强等人提出了基于模糊集的自适应红外图像边缘增强方法^[3], 该方法针对噪声和不同梯度的边缘, 分别建立噪声、弱边缘和强边缘的模糊特征隶属度函数, 并且提取图像信息来自适应调整该隶属度函数。通过隶属度函数将图像映射到模糊特征平面, 最后模糊特征平面控制图像边缘增强系数。这种增强方法可以应用到本文的边缘检测中, 同时为了更好地起到抑制噪声的作用, 对该算法也进行了改进。

为计算边缘隶属度, 采用 Sobel 算子 T_1 和 T_2 进行边缘检测处理:

$$T_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$$

$$T_2 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

选用 Sobel 算子是因为 Sobel 算子具有噪声抑制功能。处理后得图像

$$L = |T_1 \otimes I| + |T_2 \otimes I| \quad (18)$$

L 的数值范围被限定在 $[0, 255]$ 区间, 对大于 255 的像素一律变为 255。将图像 L 按灰度值大小分为两个部分, 采用最大类间方差法选择最佳阈值 d_1 , m 定义为图像 L 的最大灰度值, 取阈值为 t , 类 1

(对应灰度值大的类)像素数占总像素数的比率为 $\omega_1(t)$, 平均灰度值为 $E_1(t)$, 类 2 (对应灰度值小的类)为 $\omega_2(t)$ 和 $E_2(t)$, p_i 为灰度级 i 出现的概率, 则阈值为

$$d_T = \arg \max_{t \in [0, 255]} (\omega_1(t)\omega_2(t)(E_1(t) - E_2(t))^2) \quad (19)$$

式中, $\omega_1(t) = \sum_{i=0}^t p_i$, $\omega_2(t) = \sum_{i=t}^m p_i$
 $E_1(t) = \frac{\sum_{i=0}^t ip_i}{\omega_1(t)}$, $E_2(t) = \frac{\sum_{i=t}^m ip_i}{\omega_2(t)}$ 。得到高灰度值图像

$$L^h(x, y) = \begin{cases} L(x, y) & L(x, y) \geq d_T \\ 0 & L(x, y) < d_T \end{cases} \quad (20)$$

统计 L^h 均值 E^h 和均方差 σ^h :

$$E^h = \sum L^h(x, y) / \sum U(L^h(x, y)) \quad (21)$$

式中, $U(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases}$

$$\sigma^h = \sqrt{\sum (L^h(x, y) - E^h)^2 / \sum U(L^h(x, y))} \quad (22)$$

隶属度为

$$\mu^h(x, y) = \begin{cases} \exp\left(-\frac{(L^h(x, y) - E^h)^2}{2(\sigma^h)^2}\right) & L(x, y) < d_T + \sigma^h \\ 1 & L(x, y) > d_T + \sigma^h \end{cases} \quad (23)$$

μ^h 表示图像中各像素对边缘的隶属度。图像边缘细节与噪声的主要差异在于边缘的连通性, 表现在边缘不会只是孤立的一个点或两个点, 而是彼此直接相互衔接的连通区域。可以这样定义, 在做边缘分割的时候, 分割出来的边缘连通域面积越大, 该区域是边缘的概率就越大。所以可以依据其连通状况重新调整隶属度, 以达到隶属度对噪声的免疫。

选取阈值 p_{TH} , 将 $\mu(x, y) > p_{TH}$ 的像素值设为 1, 将 $\mu(x, y) \leq p_{TH}$ 的像素值设为 0。得到一幅新的二值化图像 **Class**, 对 **Class** 中值为 1 的像素进行 8 邻域连通域标号, 得标号图:

$$Tlabel = BWLABEL(\mathbf{Class}) \quad (24)$$

根据 $Tlabel$ 得到连通因子:

$$Coe(x, y) = num(x, y) \times c_1 \quad (25)$$

$num(x, y)$ 为像素 (x, y) 所在连通域包含像素个数, c_1 为系数。噪声与边缘的最大区别在于噪声的孤立性和边缘的连通性。 $Coe(x, y)$ 的值越大, 代表

与像素 (x, y) 连通的像素数越多, 其为真实边缘的概率越大。 $Coe(x, y)$ 也可称为连通因子隶属度。一般超过 50 个像素的连通域其为噪声的概率近似为 0, 所以 c_1 的取值为 0.02。同时为了使得 $Coe(x, y)$ 最大值为 1, 对 $Coe(x, y)$ 进行调整:

$$Coe(x, y) = \begin{cases} Coe(x, y) & Coe(x, y) \leq 1 \\ 1 & Coe(x, y) > 1 \end{cases} \quad (26)$$

这样最终的隶属度调整为

$$\mu(x, y) = (1 - c_2) \cdot Coe(x, y) + c_2 \cdot \mu(x, y) \quad (27)$$

c_2 为比例因子, 控制着原先的隶属度和连通因子隶属度在最终隶属度中的比例关系, 一般连通因子隶属度对边缘的效果要更好一些, 其占的比例应大些, 所以 c_2 的值选 0.3。

4 新的非线性扩散方程

新的非线性扩散方程为

$$\frac{\partial I(x, y)}{\partial t} = \left(\frac{\partial I}{\partial t}\right)_1 \cdot \{1 - U[\mu(x, y) - c_3]\} + \left(\frac{\partial I}{\partial t}\right)_2 \cdot U[\mu(x, y) - c_3] \quad (28)$$

其中,

$$U(x) = \begin{cases} 1 & x > 0 \\ 0 & x \leq 0 \end{cases} \quad (29)$$

$$\left(\frac{\partial I}{\partial t}\right)_1 = (g_{\eta_1} I_{xx} + g_{\eta_1} I_{yy}) \quad (30)$$

$$\left(\frac{\partial I}{\partial t}\right)_2 = (g_{\eta_2} I_{xx} \cos \theta + g_{\eta_2} I_{yy} \sin \theta) \quad (31)$$

$$g_{\eta_1} = g(M_{x,y}) = 1 / (1 + M_{x,y}^2 / k_1^2) \quad (32)$$

$$g_{\eta_2} = g(M_{x,y}) = 1 / (1 + M_{x,y}^2 / k_2^2) \quad (33)$$

新的非线性扩散方程主要由 $(\partial I / \partial t)_1$ 和 $(\partial I / \partial t)_2$ 两种扩散方程组成。 $(\partial I / \partial t)_1$ 主要起平滑去噪的作用, $(\partial I / \partial t)_2$ 因具有方向信息, 在平滑去噪的同时对边缘也会有一定的修整、增强的作用, 如果用 $(\partial I / \partial t)_2$ 作用于整幅图像, 会造成一些噪声同时也会被修整成边缘从而影响视觉效果。所以两个扩散方程分区域操作, $(\partial I / \partial t)_2$ 应用于边缘区域, $(\partial I / \partial t)_1$ 应用于非边缘区域。式(28)中的 $U(x)$ 控制区域的划分, $\mu(x, y) > c_3$ 划分为边缘区域, 否则划分为非边缘区域。 c_3 为划分的阈值, 在计算的时候取 0.8, 即隶属度大于 0.8 的就判断为边缘。 k_1, k_2 分别两种扩散函数的梯度门限。

最终迭代式为

$$I^{(n+1)}(x,y) = I^{(n)}(x,y) + k_3 \left(\frac{\partial I(x,y)}{\partial t} \right) \quad (34)$$

式中, k_3 表示时间步长参数。迭代次数选 10 至 20 次为宜。 k_1 、 k_2 、 k_3 3 个参数的选择和噪声的强弱相关。

5 仿真结果

图 1 是原始的红外图像,图 2 分别为用本文算法、P-M 扩散算法、 3×3 均值滤波对加入均值为 0, 方差为 2、5、10 的高斯噪声图像进行处理的结果。

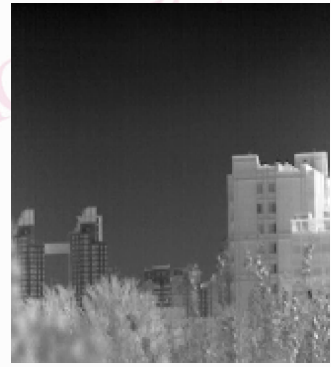


图 1 原始图像
Fig. 1 Original image

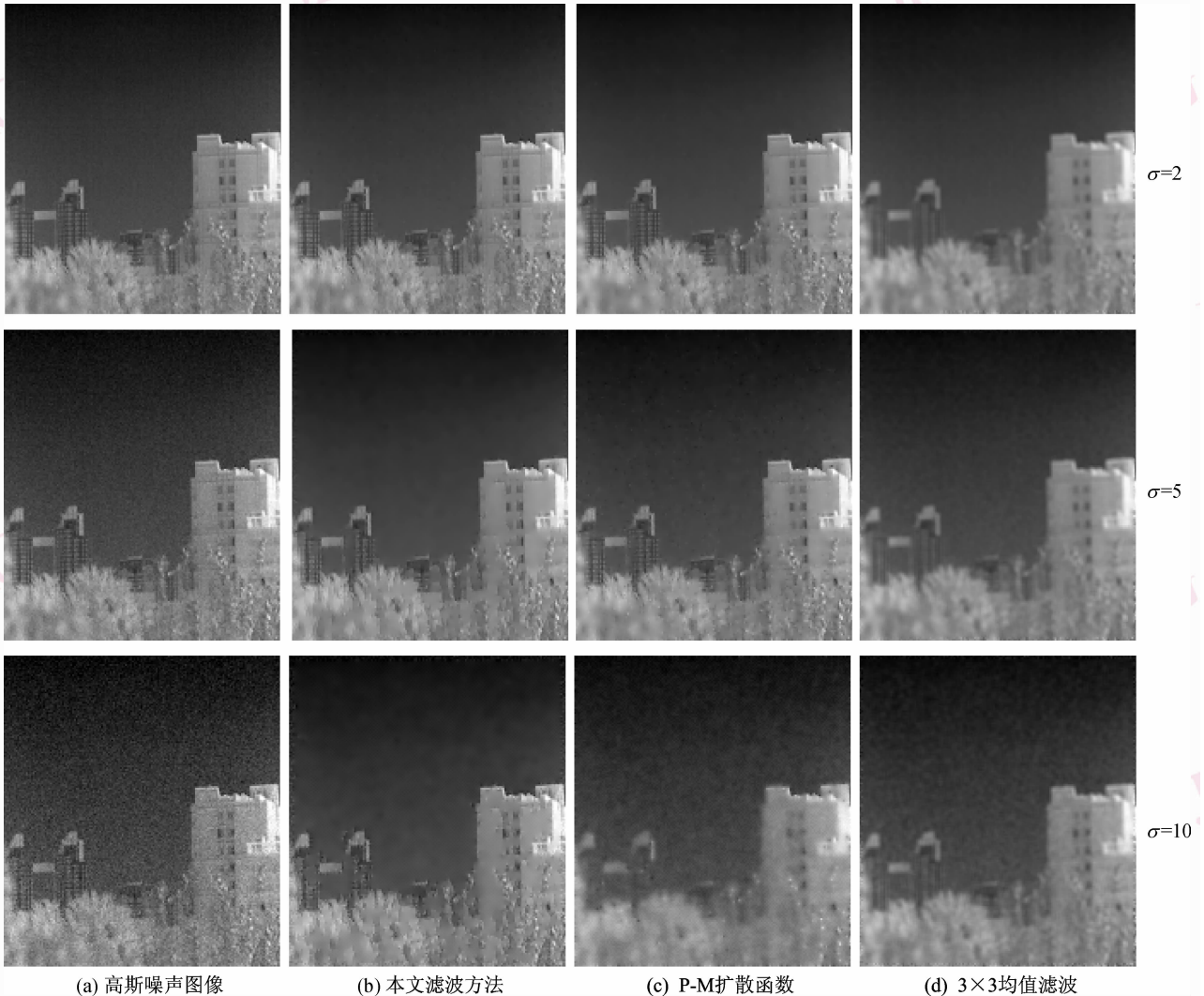


图 2 高斯噪声图像处理结果
Fig. 2 Noise image processing result

P-M 扩散算法采用的是式(1)和式(3),式(3)中的 k 取值与本文算法的 k_2 值相同。其中本文算法的 k_1, k_2, k_3 的取值如表 1。

表 1 不同方差噪声下扩散参数的选择

Tab. 1 Different coefficients on different noise

	$\sigma = 2$	$\sigma = 5$	$\sigma = 10$
k_1	5	20	20
k_2	5	40	120
k_3	0.3	0.5	0.7

为了客观评价处理后图像的质量,用峰值信噪比 $PSNR$ 、均方误差 MAE 、辐射分辨率 γ 分别对图像

进行评价。 $PSNR$ 、 MAE 反映处理后图像与原图像的差异。辐射分辨率 γ 反映边缘保持能力。

$$PSNR = 10 \cdot \lg(255^2 / MSE) \quad (35)$$

$$MSE = \frac{\sum_{n=1}^{FrameSize} (I_n - P_n)^2}{FrameSize} \quad (36)$$

$$MAE = \frac{\sum_{n=1}^{FrameSize} |I_n - P_n|}{FrameSize} \quad (37)$$

$$\gamma = 10 \cdot \lg[1 + \sqrt{\sigma_I / E_I}] \quad (38)$$

E 是图像的均值, σ_I 为处理后图像的方差, I 为处理后图像, P 为处理前图像。

表 2 各种滤波算法比较

Tab. 2 Difference of filtering algorithms

	PSNR			MAE			γ 值		
	$\sigma = 2$	$\sigma = 5$	$\sigma = 10$	$\sigma = 2$	$\sigma = 5$	$\sigma = 10$	$\sigma = 2$	$\sigma = 5$	$\sigma = 10$
均值滤波	32.195 2	30.577 6	27.339 1	3.704 9	5.234 9	8.298 5	0.363 3	0.363 1	0.363 7
P-M 算法	39.867 5	34.960 8	26.679 2	2.076 9	3.803 9	9.341 5	0.365 0	0.364 7	0.362 9
本文算法	43.253 8	35.107 2	28.889 9	1.324 8	3.766 5	6.924 8	0.365 6	0.365 2	0.366 0

从表 2 可以看出:本文算法的 $PSNR$ 、 MAE 值优于 P-M 扩散算法和 3×3 均值滤波,代表其去噪能力要比这两种算法强;本文算法的 γ 值也大于 P-M 扩散算法和 3×3 均值滤波,本文算法较好地保持了图像边缘细节信息。

6 结 论

在 P-M 扩散模型的基础上,提出了一种基于方向信息测度和边缘隶属度的各项异性扩散滤波算法。仿真实验结果表明,方向信息测度能够有效地表征图像的变化趋势,即自身具有方向性,而且抗噪声能力较强,同时边缘隶属度因子的引入,从宏观角度进一步强化了非边缘区的扩散强度,对非边缘区的强噪声起到了抑制作用。

参考文献 (References)

- Li Lan-lan, Wu Le-nan. An anisotropic diffusion method for image noise removal[J]. Journal of Circuits and System, 2003, 8(6): 143-145. [李兰兰, 吴乐南. 一种各向异性扩散图像去噪的方法[J]. 电路与系统学报, 2003, 8(6): 143-145.]
- Li Xue-ling, Qi Guo-qing. An image denoising method based on nonlinear diffusion and orientation information measure[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3): 400-405. [李学玲, 齐国清. 基于方向信息测度的非线性扩散图像去噪方法[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 400-405.]
- Guan Zhi-qiang, Chen Qian, Wang Zhong-lin, et al. An adaptive filter for infrared image edge enhancement based on fuzzy set[J]. Acta Photonica Sinica, 2008, 37(6): 1281-1284. [管志强, 陈钱, 王忠林等. 基于模糊集的自适应红外图像边缘增强[J]. 光子学报, 2008, 37(6): 1281-1284.]