

文章编号: 1001-1595(2010)03-0283-06

遥感图像高斯与椒盐噪声的 PDE 混合去噪模型研究

王相海^{1,3}, 张洪为², 李 放¹

1. 辽宁师范大学 计算机与信息技术学院, 辽宁 大连 116029; 2. 辽宁师范大学 数学学院, 辽宁 大连 116029; 3. 南京大学 计算机软件新技术国家重点实验室, 江苏 南京 210093

A PDE-based Hybrid Model for De-noising Remote Sensing Image with Gaussian and Salt-pepper Noise

WANG Xianghai^{1,3}, ZHANG Hongwei², LI Fang¹

1. College of Computer and Information Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China; 2. School of Mathematics Technology, Liaoning Normal University, Dalian 116029, China; 3. National Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing 210093, China

Abstract: A PDE based hybrid model is proposed to de-noise the pre-processed remote sensing images, which are often polluted by Gaussian and salt-pepper noises. The model solves the excessive diffusion problem at smooth regions and staircase effect presented in traditional pure anisotropic diffusion model. Meanwhile, it overcomes the shortage of 4-order PDE model that tends to lose much edge information. The proposed model can not only efficiently remove mixed noise in remote sensing images, but also simultaneously retain detail information, such as edge and texture. Experimental results illustrate the effectiveness and stability of the proposed model.

Key words: remote sensing image; de-noising; PDE; Gaussian and salt-pepper noise; hybrid model

摘 要: 针对经过前期处理的遥感图像主要含有高斯噪声和椒盐噪声的特点, 提出一种基于 PDE 的混合去噪模型, 该模型克服传统的纯各向异性扩散模型在平滑区域过度扩散、产生阶梯效应和四阶 PDE 模型在去噪的同时过多损失边缘信息的弱点, 在有效去除遥感图像中混合噪声的同时, 很好地保持图像的边缘和纹理细节信息。实验结果验证所提出模型的有效性和稳定性。

关键词: 遥感图像; 去噪; 偏微分方程; 高斯与椒盐噪声; 混合模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

基金项目: 辽宁省自然科学基金(20072156); 辽宁“百千万人才工程”(2008921036); 南京邮电学院图像处理与图像通信江苏省重点实验室开放基金(ZK207008)

1 引言

遥感图像在其光学信息获取和传输过程中通常会受到噪声干扰而引起图像质量下降, 经过前期校正后, 一般认为遥感图像中所含噪声为高斯噪声和椒盐噪声的叠加, 这种混合噪声通常会给遥感图像的识别和分析带来一定困难。遥感图像的噪声分析、评估和滤波作为遥感图像处理的研究热点一直受到遥感应领域的关注^[1]。遥感图像的平滑去噪通常包含两方面的含义: 一是有效去除图像中的噪声, 二是保留或增强遥感图像中边缘、纹理等固有特征。尽管经典高斯去噪方法算法简单、易于实现, 但很难满足这两方面的要求。近年来, 基于偏微分方程(partial differential equation, PDE)图像处理方法因其所具有的局部自适应特性、形式上

的规范性和模型建立的灵活性而成为继小波分析工具之后的另一新型的图像处理数学工具, 并被应用于图像处理的多个领域^[2]。Perona 和 Malik 在文献[3]中提出了一种具有里程碑意义的模型 P-M 非线性扩散方程, 该模型将图像的去噪与边缘检测统一起来考虑很好地实现了二者平衡, 然而随后的研究发现了该方程所具有的“病态”特性^[4]和对图像中孤立强噪声(如椒盐噪声)和较强边缘处噪声平滑的无效性^[5]。进而, 文献[6]对 P-M 模型进行了改进, 提出一种纯各向异性扩散方程, 该模型对椒盐类噪声具有很好的去除效果, 但在平滑区域过度扩散, 产生阶梯效应。此外, 文献[7]针对低阶 PDE 存在的平滑区域过度扩散和容易产生阶梯效应的缺点, 提出了一种四阶的 PDE 模型, 该模型可在一定程度上恢复平滑区域并保护细小纹理, 然

而,它在去噪效率和保护边缘信息方面有待进一步改进。

本文针对纯各向异性扩散模型在平滑区域过度扩散、产生阶梯效应和四阶 PDE 模型在去噪的同时过多损失边缘信息的弱点,提出一种适用于去除高斯噪声和椒盐噪声的混合 PDE 模型,该模型在有效去除遥感图像中高斯和椒盐等混合噪声的同时,很好地保持了遥感图像的边缘和纹理等细节信息,并且有算法实现简单和稳定性好等特点。

2 两种 P-M 改进模型

2.1 纯各向异性扩散模型

为了在去噪的同时保持边缘信息,Perona 和 Malik 在文献[3]中提出了如下的基于图像局部特性的 P-M 扩散方程

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} &= \operatorname{div}(g(|\nabla I|) \nabla I) \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

其中, $I_0(x, y)$ 为观测图; $I(x, y, t)$ 为时间尺度 t 下 $I_0(x, y)$ 的平滑版本; ∇I 和 $|\nabla I|$ 分别为梯度和梯度模值; $g(|\nabla I|)$ 为传导系数,用于控制扩散速度。

在上述 P-M 模型中,理想的传导系数应针对图像的局部区域特性具有自适应特性,即传导系数在图像的平坦区域自动增大,而在边缘区域则自动减小,这样 $g(|\nabla I|)$ 应具有如下性质

$$g(0) = 1 \quad (2)$$

$$\lim_{|\nabla I| \rightarrow \infty} g(|\nabla I|) = 0 \quad (3)$$

式(2)表示在非边缘处加强扩散,而式(3)则表示在边缘处停止扩散。基于该特性,Perona 和 Malik 将传导系数定义为: $g(|\nabla I|) = 1/(1 + (|\nabla I|/K)^2)$ 或 $g(|\nabla I|) = \exp(-(|\nabla I|/K)^2)$ 。

P-M 模型对图像特性的保护作用被图像处理的很多应用领域所关注,然而该模型所给出的初值问题有可能是“病态”的^[4],即模型在一定条件下稳态解不具有对初始条件的连续依赖性;同时由于图像中足够大的梯度模值区域未必都对应边缘,这样该模型对椒盐类噪声和强边缘附近的任何噪声通常难以奏效。

Alvarez 和 Morel 等人对 P-M 扩散思想进行了改进,提出如下纯各向异性扩散方程^[6]

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} &= |\nabla I| \operatorname{div}\left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|}\right), (x, y) \in \Omega, t > 0 \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中, $I_0(x, y)$ 为观测图; $I(x, y, t)$ 为时间尺度 t 下 $I_0(x, y)$ 的平滑版本。

进一步,有

$$\begin{aligned} |\nabla I| \operatorname{div}\left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|}\right) &= |\nabla I| \left(\frac{\Delta I}{|\nabla I|} - \frac{1}{|\nabla I|^2} \frac{\nabla^2 I(\nabla I, \nabla I)}{|\nabla I|} \right) = \\ &= \Delta I - \frac{\nabla^2 I(\nabla I, \nabla I)}{|\nabla I|^2} = I_{\xi\xi} = \\ &= \frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_x^2}{I_x^2 + I_y^2} = \\ &= -\rho |\nabla I| \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\xi = \frac{[-I_y, I_x]}{(I_x^2 + I_y^2)^{1/2}}$ 为垂直于图像梯度的单位矢量; $\rho = -\frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_x^2}{(I_x + I_y)^{3/2}}$ 为曲率。这样,方程(4)的扩散项转化为 ξ 垂直于图像梯度矢量 ∇I 方向上的扩散项。

在数值计算中,为避免图像平坦区域梯度为零的情况,通常采取参数提升梯度,即

$$|\nabla I|_{\xi} = (|\nabla I|^2 + \varepsilon)^{1/2}, \quad \varepsilon > 0 \quad (6)$$

进一步,利用有限差分格式对该扩散方程进行离散,令时间步长为 Δt ,空间步长为 h ,迭代次数为 k , $I(i, j) = I_{i,j}$, $I_0(i, j) = I_{i,j}^0$ 则

$$\left. \begin{aligned} (I_x)_{i,j}^k &= (I_{i+1,j}^k - I_{i-1,j}^k)/2h \\ (I_y)_{i,j}^k &= (I_{i,j+1}^k - I_{i,j-1}^k)/2h \\ (I_{xx})_{i,j}^k &= (I_{i+1,j}^k - 2I_{i,j}^k + I_{i-1,j}^k)/h^2 \\ (I_{yy})_{i,j}^k &= (I_{i,j+1}^k - 2I_{i,j}^k + I_{i,j-1}^k)/h^2 \\ (I_{xy})_{i,j}^k &= (I_{i+1,j+1}^k - I_{i-1,j+1}^k - I_{i+1,j-1}^k + I_{i-1,j-1}^k)/4h^2 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

$$\begin{aligned} |\nabla I| \operatorname{div}\left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|_{\xi}}\right) &= -\rho |\nabla I| = \\ &= \frac{I_{xx}I_y^2 - 2I_{xy}I_xI_y + I_{yy}I_x^2}{I_x^2 + I_y^2} \end{aligned} \quad (8)$$

得该扩散方程的离散显示差分方程为

$$I_{i,j}^{k+1} = I_{i,j}^k - \Delta t \rho_{i,j}^k |\nabla I_{i,j}^k| \quad (9)$$

该模型扩散只沿着平行于边缘的切线方向(垂直于图像梯度矢量 ∇I)进行,具有较强的边缘保护能力和去椒盐类噪声能力。

2.2 四阶 PDE 图像平滑方法

You Y L 和 Kaveh M 等在文献[7]中提出了一个四阶偏微分方程,该方程克服了低阶 PDE 存在的弱点,在保持去噪效果的同时,在一定程度上

保持了图像的纹理特征。具体方程如下

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} &= - \nabla^2 [f(|\nabla I|) \nabla^2 I] = \\ &- \Delta [f(|\Delta I|) \Delta I] \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式中, $(x, y) \in \Omega, t > 0$; Δ 为拉普拉斯算子, $\Delta I = \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 I(x, y)}{\partial y^2}$; $I(x, y, t)$ 为时间尺度 t 下 $I_0(x, y)$ 的平滑版本; f 是正的非增函数, 其形式为

$$f(s) = 1/[1 + (s/\lambda)^2] \quad (11)$$

这里 λ 为一常数。

同样采用有限差分方法对该四阶 PDE 离散化, 令时间步长为 Δt , 空间步长为 h , 迭代次数为 $k, I(i, j) = I_{i,j}, I_0(i, j) = I_{i,j}^0$, 则

$$\left. \begin{aligned} (I_x)_{i,j}^k &= (I_{i+1,j}^k - I_{i-1,j}^k)/2h \\ (I_y)_{i,j}^k &= (I_{i,j+1}^k - I_{i,j-1}^k)/2h \\ (I_{xx})_{i,j}^k &= (I_{i+1,j}^k - 2I_{i,j}^k + I_{i-1,j}^k)/h^2 \\ (I_{yy})_{i,j}^k &= (I_{i,j+1}^k - 2I_{i,j}^k + I_{i,j-1}^k)/h^2 \\ \Delta I_{i,j}^k &= (I_{xx})_{i,j}^k + (I_{yy})_{i,j}^k \end{aligned} \right\} \quad (12)$$

令 $g(\Delta I) = f(|\Delta I|) \Delta I, g_{i,j}^k = g(\Delta I_{i,j}^k)$, 则

$$\Delta g_{i,j}^k = (g_{i+1,j}^k + g_{i-1,j}^k + g_{i,j+1}^k + g_{i,j-1}^k - 4g_{i,j}^k)/h^2 \quad (13)$$

得到该四阶 PDE 的显示差分格式为

$$I_{i,j}^{k+1} = I_{i,j}^k - \Delta t \Delta g_{i,j}^k \quad (14)$$

该四阶 PDE 模型能避免“阶梯效应”, 且在一定程度上恢复和保护平滑区域和细小纹理信息。

3 一种遥感图像去噪的 PDE 混合模型

3.1 遥感图像噪声分析

遥感图像在成像和传输过程中都可能产生噪声, 一般认为其噪声主要由电噪声和光学噪声组成^[1]。在成像过程中, 由于电荷耦合器件 (CCD) 所具有的暗流、零响应偏移和响应不一致等特性, 产生了 CCD 噪声, 对该噪声中暗流的直流分量、零响应偏移等进行消除后, 可以认为所剩 CCD 噪声为高斯噪声和椒盐噪声的叠加^[8]。

高斯噪声是一种具有正态分布(也称作高斯分布)概率密度函数的噪声, 其值在各个频率分量上的能量具有高斯分布, 其一维概率密度函数可用数学表达式表示为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp[-\frac{(x-a)^2}{2\sigma^2}] \quad (15)$$

其中, a 为噪声的数学期望值, 也就是均值; σ^2 为噪声的方差。在噪声均值为零时, 噪声的平均功率等于噪声的方差。

椒盐噪声是一种随机的灰度值很小或很大的污染点, 在图像中呈现出类似胡椒和盐分的一个个白或黑噪声点。包含该噪声图像的特点是噪声点在图像中的分布均匀, 这样, 当图像中椒盐噪声率增加时, 图像灰度直方图表现出如下特点, 即除了 0 和 255 附近的噪声灰度值外, 其余各点的直方图的高度均有所下降, 并且随着噪声率的增加, 直方图曲线在保持凸凹性基本不变的情况下, 逐渐趋于扁平状态^[9]。

3.2 混合模型

3.2.1 模型的提出

由前面的讨论可知, 纯各向异性扩散模型在对遥感图像去噪时, 对椒盐噪声去噪彻底性好, 并能保持边缘特征, 但当遥感图像含有较大的噪声时, 经过多次平滑后会出现阶梯效应; 而四阶 PDE 模型能够抑制阶梯效应的产生和较好的保护纹理细节, 但对遥感图像中的椒盐类噪声去除效果差, 边缘信息难以保留。针对上述特点, 提出如下混合的偏微分去噪模型

$$\left. \begin{aligned} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} &= - [\alpha(\rho |\nabla I|) + \\ &(1-\alpha)(\Delta(f(\Delta I) \Delta I))] \\ I(x, y, 0) &= I_0(x, y) \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

式中, $\alpha \in [0, 1]$ 为权函数; $-\rho |\nabla I| = |\nabla I| \cdot \text{div}(\frac{\nabla I}{|\nabla I|})$ 为纯各向扩散项, 是式(4)的等号右边部分, $-\Delta(f(\Delta I) \Delta I)$ 为四阶扩散项, 是式(10)的等号右边部分; $I_0(x, y)$ 为观测图; $I(x, y, t)$ 为时间尺度 t 下 $I_0(x, y)$ 的平滑版本。

设 u, v 分别是纯各向异性扩散模型和四阶 PDE 的解, 则凸组合

$$w = \alpha u + (1-\alpha)v, \alpha \in [0, 1] \quad (17)$$

即为式(16)的解。

在边缘和平坦区域, 应加强纯异性扩散的作用, 故 α 应接近于 1, 而在渐变区域, 应突出四阶 PDE 的作用, 故 α 应接近于 0, 据此, 我们构造权函数 α 的递归表达式如下

$$\alpha^{k+1} = \begin{cases} 1, & |\nabla w| \geq c \\ \frac{1}{2} \cos(\frac{2\pi |\nabla w|}{c}) + \frac{1}{2}, & 0 \leq |\nabla w| < c \end{cases} \quad (18)$$

其中, $w = \alpha^k u + (1 - \alpha^k)v$, c 为一正数。

3.2.2 模型的数值解

所提出混合模型数字解的算法步骤如下:

1. 初始化: 选取 $\alpha^0 \in [0, 1]$, c 和 p (收敛精度), 并记 $u^0 = I_n$, $v^0 = I_n$, 其中 I_n 为加入混合噪声的图像, 大小为 $m \times n$ 。

2. 循环计算: $k = 0$, 执行 3~ 9 操作。

3. 根据式(9)计算

$$u_{i,j}^{k+1} = u_{i,j}^k + \Delta t \alpha^k |\nabla u_{i,j}^k|, \quad 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \quad (19)$$

4. 根据式(16)计算

$$v_{i,j}^{k+1} = v_{i,j}^{k+1} - \Delta t \Delta g_{i,j}^k, \quad 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n \quad (20)$$

5. 根据式(18)计算 α^{k+1} 。

6. 根据式(17)进行凸组合

$$w^{k+1} = \alpha^{k+1} u^{k+1} + (1 - \alpha^{k+1}) v^{k+1} \quad (21)$$

$$u^{k+1} = w^{k+1}, \quad v^{k+1} = w^{k+1} \quad (22)$$

8. 若 $|w^{k+1} - w^k| > p$, $k = k + 1$, 转向 3 操作 否则转向 9 操作。

9. 结束。

3.2.3 讨论

所提出的混合模型结合了纯各向异性扩散和四阶 PDE 模型的去噪优点, 抑制了各自的不足。对于模型中参数 c 通常要依赖具体的遥感图像和所含噪声率, 对于同一幅图像, 噪声率越大, 其值也越大, 在选择 c 之前可以先估计 $|\nabla w|$ 的均值, 然后在均值的附近选取 c 。此外, 在计算模型的

过程中, 本文采用了有限差分的数值化方法, 对式(8)右端通过采用中心差分的离散化方法, 算法实现简单。

4 实验与讨论

为了验证本文方法的有效性, 选取了大小为 256×256 的三幅遥感图像作为测试图像, 将所提出的方法与纯各向异性扩散和四阶 PDE 扩散去噪法在多种强度的高斯噪声、椒盐噪声下的去噪效果进行了比较, 并用如下的信噪比(SNR)和归一化的均方误差(NMSE)作为评价指标

$$SNR = 10 \times \lg \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (u^0(i, j) - \text{mean}(u^0))^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (u^*(i, j) - u^0(i, j))^2} \quad (23)$$

$$NMSE = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (u^*(i, j) - u^0(i, j))^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (u^0(i, j))^2} \quad (24)$$

其中, u^* 是滤波输出图像; u^0 是原始无噪图像。

图 1~ 图 3 分别是利用 Matlab 对遥感图像 A~ C 添加方差为 0.02 的高斯噪声和密度为 0.1% 的椒盐噪声, 然后采用纯各向异性扩散、四阶 PDE 模型和本文的混合模型进行去噪的结果比较图。

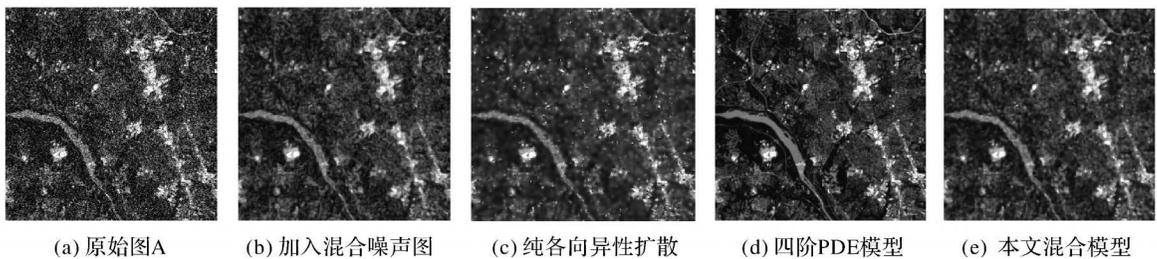


图 1 三种方法对遥感图像 A 的去噪效果比较

Fig. 1 The contract of de noising for three methods to remote sensing image A

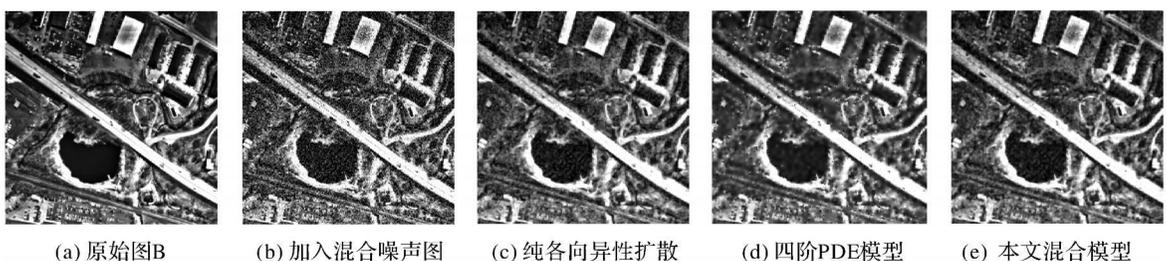


图 2 三种不同的方法对遥感图像 B 的去噪效果比较

Fig. 2 The contract of de noising for three methods to remote sensing image B



图 3 三种不同的方法对遥感图像 C 的去噪效果比较

Fig. 3 The contract of de noising for three methods to remote sensing image C

从图 1~ 图 3 可以看出, 采用纯各向异性扩散处理后的图像, 尽管对混合噪声的去除比较彻底, 但纹理细节也遭到了很大的破坏, 与原始图像中的河流与街道区域对照发现, 有部分信息丢失; 采用四阶 PDE 模型处理后的图像, 尽管纹理细节得到一定的保护, 但图像中仍残留着部分的椒盐噪声和去噪后留下的麻点, 在一定程度上影响了视觉效果; 而采用本文的混合模型, 不仅对椒盐噪声和高斯噪声得到了很好的抑制, 而且保持了原图像中大量的细节和纹理信息。

此外, 对三幅遥感图像分别加入了四种不同强度的椒盐和高斯的混合噪声, 采用纯各向异性扩散、四阶 PDE 模型和本文的混合模型进行去噪, 并对去噪后图像的信噪比(SNR)和归一化均方差(NMSE)进行统计, 结果参见表 1~ 表 3, 其中 D 表示椒盐噪声密度, V 表示高斯噪声方差。从统计数据可以看出, 对于不同的遥感测试图像和不同强度的噪声, 本文算法的客观效果均优于纯各向异性扩散和四阶 PDE 扩散的去噪效果, 且算法的性能比较稳定。

表 1 三种去噪模型处理遥感图像 A 中不同混合噪声 SNR 和 NMSE 统计

Tab. 1 SNR and NMSE statistics for different mixed noise in three kinds of de noising model for processing remote sensing image A

噪音指数	$D=0.05\%$	$V=0.01$	$D=0.1\%$	$V=0.02$	$D=0.1\%$	$V=0.05$	$D=1\%$	$V=0.1$
统计指标	SNR	NMSE	SNR	NMSE	SNR	NMSE	SNR	NMSE
纯异性扩散	7.91	0.0768	6.35	0.1106	4.35	0.1753	2.84	0.2423
四阶 PDE 模型	7.54	0.0840	5.92	0.1220	3.84	0.1987	1.52	0.3374
本文混合模型	8.53	0.0684	6.87	0.0983	4.86	0.1562	3.27	0.2312

表 2 三种去噪模型处理遥感图像 B 中不同混合噪声 SNR 和 NMSE 统计

Tab. 2 SNR and NMSE statistics for different mixed noise in three kinds of de noising model for processing remote sensing image B

噪音指数	$D=0.05\%$	$V=0.01$	$D=0.1\%$	$V=0.02$	$D=0.1\%$	$V=0.05$	$D=1\%P$	$V=0.1$
统计指标	SNR	NMSE	SNR	NMSE	SNR	NMSE	SNR	NMSE
纯异性扩散	12.03	0.0259	10.46	0.0375	8.24	0.0623	6.74	0.0878
四阶 PDE 模型	11.56	0.0291	9.82	0.0434	7.72	0.0703	5.94	0.1062
本文混合模型	12.43	0.0238	10.78	0.03425	8.72	0.0567	7.12	0.0814

表 3 三种去噪模型处理遥感图像 C 中不同混合噪声 SNR 和 NMSE 统计

Tab. 3 SNR and NMSE statistics for different mixed noise in three kinds of de noising model for processing remote sensing image C

噪音指数	$D=0.05\%$	$V=0.01$	$D=0.1\%$	$V=0.02$	$D=0.1\%$	$V=0.05$	$D=1\%$	$V=0.1$
统计指标	SNR	NMSE	SNR	NMSE	SNR	NMSE	SNR	NMSE
纯异性扩散	8.45	0.0142	7.06	0.0197	5.43	0.0286	4.16	0.0383
四阶 PDE 模型	7.78	0.0166	6.61	0.0218	4.87	0.0325	4.32	0.0362
本文混合模型	8.89	0.0132	7.43	0.0176	5.89	0.0260	4.74	0.0334

进一步,图 4、5 分别给出了加入 $D=0.1\%$, $V=0.02$ 混合噪声的遥感图像 A 利用三种方法进行去噪时迭代次数与去噪的信噪比和归一化方差之间的关系,其中迭代步长取为 0.02。可以看出,三种方法相比,利用本文提出的混合模型可以达到去噪遥感图像信噪比的最大和归一化方差的最小。取得这两个极值的迭代次数通常在 60~160 之间。

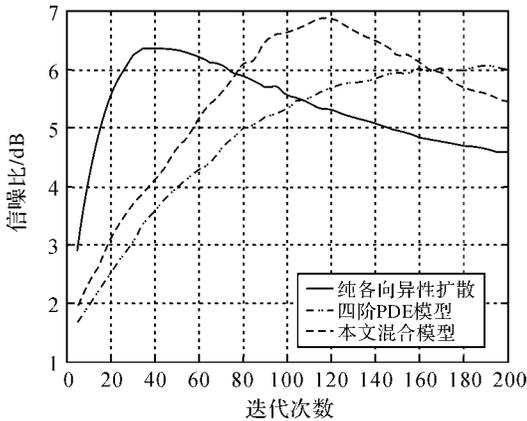


图 4 信噪比与迭代次数之间的关系图

Fig. 4 The relationship between SNR and the number of iterations

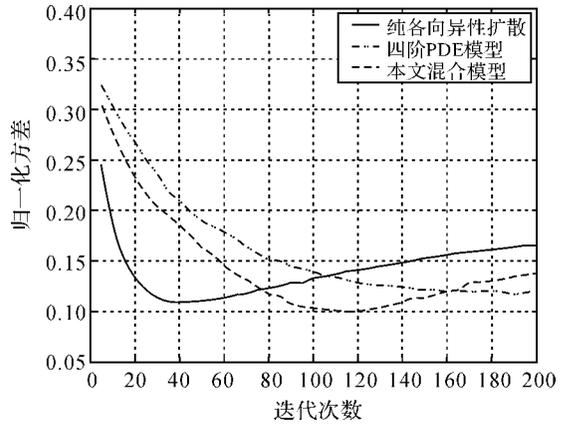


图 5 归一化方差与迭代次数之间的关系图

Fig. 5 The relationship between normalized variance and the number of iterations

为了更好地验证本文方法的有效性,选取一真实含噪声遥感影像(图 6(a))利用本文方法(图 6(d))与纯各向扩散(图 6(b))、四阶 PDE 扩散(图 6(c))的去噪效果进行比较,可以看出本文方法在去除噪声的同时具有相对更好的纹理细节保护和视觉效果。

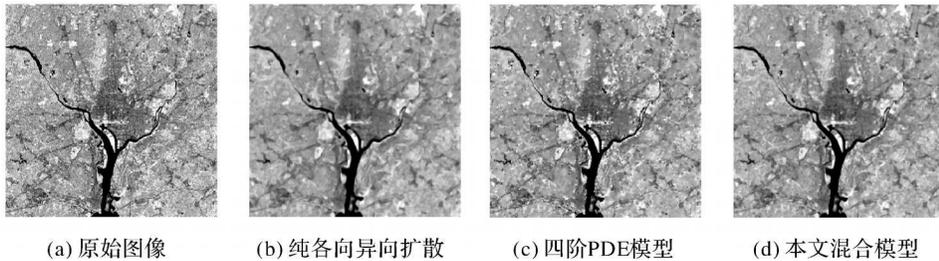


图 6 三种不同的方法对某一真实遥感图像的去噪效果图

Fig. 6 De noising result of three different methods for a real remote sensing image

5 结 论

本文基于纯各向异性扩散模型在去除椒盐噪声的优势和保持图像边缘的能力,以及四阶 PDE 模型能够抑制阶梯效应和保护细小纹理的特点,提出了一种混合的 PDE 去噪模型,该模型克服了传统的纯各向异性扩散模型在平滑区域过度扩散、产生阶梯效应和四阶 PDE 模型在去噪的同时过多损失边缘信息的弱点,在有效去除遥感图像中高斯和椒盐混合噪声的同时,很好地保持了图像的边缘和纹理细节信息。

参考文献:

[1] 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.)

[2] WANG Dakai, YU Qing, PENG Jinye. Image Processing Based on PDE[M]. Beijing: Science Press, 2008. (王大凯,榆青,彭进业.图像处理的偏微分方程方法[M].北京:科学出版社,2008.)

[3] PERONA P, MALIK J. Scale-space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion[J]. IEEE Trans on Pattern Anal Machine Intell, 1990, 12(7): 629-639.

[4] CATTEF, LION P L, MOREL J M, et al. Image Selective Smoothing and Edge Detection by Nonlinear Diffusion [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1992, 29(1): 182-193. (下转第 294 页)

- ation of Seamless Mosaics over Extensive Areas from High Resolution Imagery[C] // Proceedings of World Multi Conference on Systemics, Cybernetics and Informatics (WMS-CI). Orlando: [s. n.], 2005.
- [10] HSU S, SAWHNEY H S, KUMAR R. Automated Mosaics via Topology Inference[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 44-54.
- [11] PAN Jun, WANG Mi, LI Deren. Generation of Seamline Network Using the Area Voronoi Diagram with Overlap [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2009, 34(5): 518-522. (潘俊, 王密, 李德仁. 基于顾及重叠的面 Voronoi 图的接缝线网络生成方法[J]. 武汉大学学报: 信息科学版, 2009, 34(5): 518-522.)
- [12] AURENHAMMER F. Voronoi Diagrams: a Survey of a Fundamental Data Structure[J]. ACM Computing Surveys, 1991, 23(3): 345-405.
- [13] OKABE A, BOOTS B, SUGIHARA K. Nearest Neighborhood Operations with Generalized Voronoi Diagrams: a Review[J]. International Journal of Geographical Information Systems, 1994, 8(1): 43-71.
- [14] CHEN Jun. Voronoi Dynamic Spatial Data Model[M]. Beijing: Surveying and Mapping Press, 2002. (陈军. Voronoi 动态空间数据模型[M]. 北京: 测绘出版社, 2002.)
- [15] LIU Jinyi, LIU Shuang. A Survey on Applications of Voronoi Diagrams[J]. Journal of Engineering Graphics, 2004, 22(2): 125-132. (刘金义, 刘爽. Voronoi 图应用综述[J]. 工程图学学报, 2004, 22(2): 125-132.)
- [16] ZHU Weining, MA Jingsong, HUANG Xingyuan, et al. A Study of GIS Spatial Competition Analysis Model Based on Projective Weighted Voronoi Diagrams [J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2004, 33(2): 146-150. (朱渭宁, 马劲松, 黄杏元, 等. 基于投影加权 Voronoi 图的 GIS 空间竞争分析模型研究[J]. 测绘学报, 2004, 33(2): 146-150.)
- [17] WEILER K, ATHERTON P. Hidden Surface Removal Using Polygon Area Sorting[C] // Proceedings of the SIGGRAPH'77. New York: ACM Press, 1977: 214-222.
- [18] LIU Yongkui, GAO Yun, HUANG Youqun. An Efficient Algorithm for Polygon Clipping [J]. Journal of Software, 2003, 14(4): 845-856. (刘勇奎, 高云, 黄有群. 一个有效的多边形裁剪算法[J]. 软件学报, 2003, 14(4): 845-856.)
- [19] YANG Dezhi, WANG Jiechen, LV Guonian. Study of Realization Method and Improvement of Douglas-Peucher Algorithm of Vector Data Compressing [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2002, (7): 18-19, 22. (杨得志, 王杰臣, 闫国年. 矢量数据压缩的 Douglas Peucker 算法的实现与改进[J]. 测绘通报, 2002, (7): 18-19, 22.)
- (责任编辑: 雷秀丽)
-
- 收稿日期: 2008-09-27
 修回日期: 2009-04-30
 第一作者简介: 潘俊(1979—), 男, 博士, 现主要从事影像恢复、影像匀光、无缝镶嵌以及影像融合等方面的研究。
 First author: PAN Jun(1979—), male, PhD, his research focuses on image restoration, image dodging, seamless mosaicking and image fusion.
 E-mail: panjun@lmas.whu.edu.cn

(上接第 288 页)

- [5] ZHU Xuan, ZHOU Mingquan, ZHU Chunxiang, et al. Image Filtering by Combination of the Curvature Driven and Edge Stopping Nonlinear Diffusion[J]. Acta Photonica Sinica, 2008, 37(3): 609-612. (祝轩, 周明全, 朱春香, 等. 曲率驱动与边缘停止相结合的非线性扩散及其在图像去噪中的应用[J]. 光子学报, 2008, 37(3): 609-612.)
- [6] ALVAREZ L, MOREL J M. Formalization and Computational Aspects of Image Analysis[J]. Acta Numerica, 1994 (3): F59.
- [7] YOU Y L, KAVEH M. Fourth order Partial Differential Equations for Noise Removal[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2000, 9(10): 1723-1729.
- [8] ZHONG Weibo, NING Shunian, JIN Shengzhen, et al. Imaging Noise Analysis and a Filter Based on PCNN[J]. Journal of China Coal Society, 2004, 29(4): 418-421. (钟伟波, 宁书年, 金声震, 等. 遥感成像噪声分析及基于 PCNN 的滤除方法[J]. 煤炭学报, 2004, 29(4): 418-421.)
- [9] TANG Caihong, CAI Lidong. Estimation of Original Histograms of Images under Salt Pepper Noise [J]. Journal of Jinan University, 2006, 27(3): 374-376. (唐彩虹, 蔡利栋. 椒盐噪声下图像原始直方图的估计[J]. 暨南大学学报, 2006, 27(3): 374-376.)
- (责任编辑: 宋启凡)
-
- 收稿日期: 2009-09-28
 修回日期: 2009-12-02
 第一作者简介: 王相海(1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机图形学、遥感图像及多媒体信息处理。
 First author: WANG Xianghai (1965—), male, PhD, professor, PhD supervisor, majors in computer graphics, remote sensing image and multimedia information processing.
 E-mail: xhwang@lnnu.edu.cn