

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.10.020

混合维纳滤波与改进型 TV 的图像去噪模型^{*}

黄 金¹ 周先春^{1,2,3} 吴 婷¹ 伍子锴¹

(1. 南京信息工程大学 电子与信息工程学院 南京 210044; 2. 儿童发展与学习科学教育部重点实验室 南京 210096;
3. 南京信息工程大学 江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044)

摘 要:在图像去噪处理过程中,为了保持图像的边缘及内部纹理信息,提出一种基于全变差改进的加权维纳滤波图像去噪模型。提出的模型利用加权项将维纳滤波与改进后的全变差模型相结合,通过构建新算子建立新的扩散模型使得图像每一个像素点的梯度信息可以自适应地选择去噪的最佳模式来平滑噪声图像,既能够在保护边缘的条件下预先处理高斯噪声,同时可以克服全变差模型的“阶梯效应”。结果表明,新模型不仅能够有效去除噪声,强化边缘还有效地保证了边缘结构的细节信息。在峰值信号噪声比测试中,该模型较之于传统线性滤波法的信噪比提高了 20 dB 左右,均方差也大幅降低,更具理想性。

关键词: 维纳滤波;全变差;阶梯效应;图像去噪

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Image denoising model based on mixing Wiener filtering and improved total variation

Huang Jin¹ Zhou Xianchun^{1,2,3} Wu Ting¹ Wu Zikai¹

(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Ministry of Education Key Laboratory of Child Development and Learning Science, Nanjing 210044, China; 3. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract:A new image denoising model based on mixing Wiener filtering and improved total variation is proposed for protecting the information of image's edge and texture in image processing. The proposed model combined Wiener filtering and improved total variation with an optimal weighting value, which was made by new operator to establish diffusion model, and could adaptively select the most appropriate denoising scheme by utilizing the gradient information of each pixel point in the image, remove Gaussian noise while keep edge structures in advance and overcome the “staircase effect” of total variation model. The simulation results indicate that the proposed model can improved enoising performance, protect edge's structure, and retain more texture details of the image effectively. Compared with other classical linear filtering method, the new model is ideal, the peak signal-to-noise ratio is improved by 20 dB and the mean square error decreases sharply in the test.

Keywords: Wiener filtering; total variation(TV); staircase effect; image denoising

0 引 言

在数字图像处理过程中^[1],图像在其产生、量化、压

缩及传输过程中极易受到现实中的噪声干扰从而使得图像重要特征不易被发现,严重影响图像质量。因此图像去噪及复原的研究在边缘检测,图像分割,机器视觉,模式识别等图像分析领域已成为重要的研究课题。由于先

验信息的缺乏,去噪问题常具有病态性,因此需要使用如偏微分方程(PDE)的数学方法,其能够准确反映未知变量关于时间和空间变量的导数之间的制约关系。通过先建立“能量函数”,再由变分法求得欧拉方程,与某种物理过程类比建立对应的PDE,备受现代图像处理领域的青睐。

图像的边缘结构纹理信息能够反映图像内容的基本特征及重要信息,而传统滤波模型在图像去噪处理过程中总会导致边缘信息在一定程度上的损失,故寻找一种既能达到有效的图像去噪效果又能保护边缘信息的方法至关重要。传统的维纳滤波去噪法虽去噪效果不佳,却能够很好的保证边缘结构信息的完整性。为了提高整体去噪效果,Rudin等人^[2]在1992年首先提出全变差(TV)正则化模型,但是该模型不完全符合图像处理的形态学原则,在边缘处易出现阶梯状震荡效应。为解决该问题,2006年,Chen等人^[3]提出用自适应正则项替换TV模型中的正则项,依赖图像局部信息自适应地在正则项与各项同性光滑之间进行选择调整。陈丽霞等人^[4]在2010年提出了加权变分去噪模型,该模型在去噪同时更好的保持了图像的边缘结构的角点、尖峰信息以及纹理特征。但是该模型的加权函数在迭代过程中随之改变,增大了计算量。贾健等人^[5]在2011年提出基于正态高斯模型的非采样Contourlet变换图像去噪模型,提高了去除高斯白噪声的性能。2016年,汪美玲等人^[6]提出了一种全变分耦合图像去噪模型,有效的抑制了TV模型的“阶梯效应”;李建国等人^[7]于2016年提出了应用对偶算法的TV去噪模型,不仅具有良好的可视效果,保护了边缘结构信息,还提高了去噪效率。

以上算法与模型均是对于去噪效果以及边缘特征信息的保护做的改进,但是对于一些内部纹理特征及边缘角点信息仅靠梯度算子来扩散并不能完全达到理想的去噪效果。本文提出一种混合维纳滤波与改进型全变差去噪模型,通过加权值 α 来均衡维纳滤波法与改进型的全变差法优势,首先经过维纳滤波进行预处理,再通过改进后的变分模型进一步扩散处理。实验结果表明,该模型既能够保证边缘角点特征信息的完整性,又能够使得去噪后的图像质量得到提高,可视效果更好。

1 传统维纳滤波模型

维纳滤波器是一种将最小误差估计应用到图像滤波中的经典的滤波器,其平滑效果取决于局部方差^[8]。设滤波器输出信号为 $y(t)$,其表达式为:

$$y(t) = f(t) \cdot x(t) + n(t) \quad (1)$$

式中: $x(t)$ 为输入信号, $f(t)$ 为滤波函数, $n(t)$ 为噪声。要求尽量使得输出的信号与源信号之间的误差达到最

小,即:

$$e(t) = x(t) - y(t) \quad (2)$$

$y(t)$ 的卷积积分形式为:

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) [x(t-\tau) + n(t-\tau)] d\tau \quad (3)$$

则均方误差(MSE)可用下式表示:

$$E[e^2] = E\{[(x(t) - y(t))]^2\} \quad (4)$$

将式(3)代入式(4)并求偏导得到下式:

$$E[e^2] = R_x(0) - 2 \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) R_{xy}(\tau + a) d\tau + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\tau) f(r) R_y(\tau - r) d\tau dr \quad (5)$$

式中: R_x 和 R_y 分别是源信号 $x(t)$ 和输出信号 $y(t)$ 的自相关函数, R_{xy} 则是 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的互相关函数,若源信号 $x(t)$ 与噪声 $n(t)$ 非相关,即 $R_{xy} = R_x$, $R_y = R_x + R_n$ 。维纳-霍普夫方程的离散形式如下:

$$R_{xy}(j) = \sum_{i=1}^{N-1} Hopt(i) R_{yy}(j-1) \quad (6)$$

转换为矩阵形式,即:

$$R_{xy} = R_{yy} Hopt \quad (7)$$

根据上述方程可知,最佳滤波器的脉冲响应取决于输入信号与输出信号之间的自相关作用及互相关作用。可用有限脉冲响应法求解式(6)。

根据推导,只要 R_{yy} 是非奇异的,即可求得 $Hopt = R_{xy}/R_{yy}$,此时可使均方误差 $E[e^2]$ 得到最小化。滤波器的目的就是寻找误差的最小值,也就是说,局部方差越小,消除噪声的效果也就越明显。

2 改进型模型

2.1 全变差模型

传统的图像去噪线性算法对图像恢复具有很好的效果,可预先除去高斯噪声。但是图像的局部特征不易被全局特征量所表示,所以还需结合非线性去噪方法来处理问题^[9]。变分模型的原理就是通过最小化能量函数从而达到平滑状态,噪声信号可以表示为:

$$I_0(x, y) = I(x, y) + n(x, y) \quad (8)$$

式中: I_0 表示加噪图像, I 为原始图像, n 为均值为0,方差为 σ^2 的随机噪声。设 Ω 是实平面中一个有界开子集,定义为图像的定义域,根据最大似然原理可求解如下变分问题:

$$\min \|I\| = \min \left\{ \int_{\Omega} |I - I_0|^2 dx dy \right\} \quad (9)$$

上述问题具有病态性,为解决此问题并保证解的存在性与唯一性,可在上述目标泛函中引入一个正则项

$\int |\nabla I|^2$, 这个同向扩散模型是基于 L^2 的范数, 即如下所示:

$$\min ||I|| = \int_{\Omega} |\nabla I|^2 dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |I - I_0|^2 dx dy \quad (10)$$

由变分法可求得式(10)的欧拉方程为:

$$\operatorname{div}(\nabla I) - \lambda(I - I_0) = 0 \quad (11)$$

式中: $\operatorname{div}(\nabla I)$ 为扩散系数, 由于该扩散性在任意方向都是一致的, 导致该模型在去噪过程中易使边缘部分模糊。

为解决此问题, Rudin 等人首先提出 $\int |\nabla I|$ 作为图像平滑性的度量, 即 TV 正则模型。能量泛函如下式:

$$E_{TV}(I_0) = \min \left(\int_{\Omega} |\nabla I| dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |I - I_0|^2 dx dy \right) \quad (12)$$

式中: 右式第 1 项为计算图像能量以及平滑作用的常规项, 第 2 项为保持原图像的基本特征的保真项。根据拉格朗日算法通过引入拉格朗日乘子 λ 以平衡下列式中由噪声决定的常规项与保真项, 参数 λ 越小, 扩散作用越大, 趋于 0 时会导致边缘模糊; 参数 λ 越大, 去噪后的图像纹理就越发粗糙。故选择合适的参数值 λ 显得尤为重要, 其中 σ^2 为噪声方差, 即:

$$\lambda = \frac{1}{\sigma^2} \int_{\Omega} \operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) (I - I_0) d\Omega \quad (13)$$

式(12)的 Euler-Lagrange 方程如下:

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|} \right) - \lambda(I - I_0) = 0 \quad (14)$$

式中: $\frac{1}{|\nabla I|}$ 为扩散系数, $|\nabla I|$ 为梯度幅值。在图像的边缘区域, 梯度的模值较大, 扩散系数小, 扩散程度小或者不进行扩散, 可有效保护边缘部分的信息; 相反, 在图像的平滑区域内, 梯度的模值较小, 即扩散系数反而较大, 因此扩散能力较强, 可达到去噪效果。为了避免在实际应用过程中平坦区域的梯度模值为 0, 特引入一个较小扰动常数正值 ε , 即:

$$|\nabla I|_{\varepsilon} = \sqrt{|\nabla I|^2 + \varepsilon^2} \quad (15)$$

参数 ε 又称正则参数, 若 ε 取得过小则会导致迭代次数过多, Chang 等人^[10]提出可选择最小机器正数 ε 为 10^{-32} , 通过梯度下降法求解式(14)可得出扩散模型为:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|_{\varepsilon}} \right) - \lambda(I - I_0) \\ I(x, y, 0) = I_0 \end{cases} \quad (16)$$

上述 TV 模型只向梯度 ∇I 的正交方向扩散, 即使在平坦区域中出现了虚假边缘也依旧会沿边缘方向扩散, 导致噪声抑制不充分, 从而存有“分片常数”效应, 即“阶梯效应”^[11]。

2.2 改进型全变差模型

Chen、Levine 和 Rao 提出利用自适应正则项替换 TV 模型中的正则项:

$$E_{ATV}(I_0) =$$

$$\min \left\{ \frac{1}{g(x, y)} \int_{\Omega} |\nabla I|^{g(x, y)} dx dy + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |I - I_0|^2 dx dy \right\} \quad (17)$$

其中, $g(x, y)$ 定义为:

$$g(x, y) = 1 + \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} \cdot I_0(x, y)|^2} \quad (18)$$

由式(18)可知 $1 < g(x, y) < 2$, $g(x, y)$ 的取值与预处理图像的梯度值 $|\nabla G_{\sigma} \cdot I_0|$ 有关, 其中 G_{σ} 为高斯核。

$G_{\sigma} = \exp(-\frac{x^2}{4\sigma^2})$ 在图像边缘之处, $|\nabla G_{\sigma} \cdot I_0|$ 很大, 当 $|\nabla G_{\sigma} \cdot I_0(x, y)|^2 \rightarrow \infty$, $g(x, y) \rightarrow 1$, 可选择在保持边缘细节信息的全变差模型。在远离边缘处的平坦区域的 $|\nabla G_{\sigma} \cdot I_0|$ 梯度值较小, $|\nabla G_{\sigma} \cdot I_0(x, y)|^2 \rightarrow 0$, $g(x, y) \rightarrow 2$ 则应选择有效的二范数逼近法。自适应模型相对应的 Euler-Lagrange 方程为:

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|_{\varepsilon}^{g(x, y)-2}} \right) - \lambda(I - I_0) = 0 \quad (19)$$

自适应扩散模型为:

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla I}{|\nabla I|_{\varepsilon}^{2-g(x, y)}} \right) - \lambda(I - I_0) \\ I(x, y, 0) = I_0 \end{cases} \quad (20)$$

自适应模型可以根据每一个像素点的梯度信息自适应地选择 $g(x, y)$ 的参数值, 使得在不同的图像区域选择适当的模型, 达到既能有效去噪又能保护边缘结构信息的效果。但该模型在内部纹理细节方面的处理一样是存在缺陷的, 在除去导数中不相干的局部最大值过程时, 图像本身纹理处的局部最大值也易被去除^[12]。为解决此问题, 本文提出一新的改进型模型(NATV), 通过引进尺度参数^[13]来进行控制, 为了得到更好的去噪恢复效果, 可在每次迭代中, 都先对图像进行预处理。可用平滑的 $G_{\sigma} \cdot I$ 代替式(20)中的 I :

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla G_{\sigma} \cdot I}{|\nabla G_{\sigma} \cdot I|_{\varepsilon}^{2-g(x, y)}} \right) - \lambda(G_{\sigma} \cdot I - I_0) \\ I(x, y, 0) = I_0 \end{cases} \quad (21)$$

式中: $G_{\sigma} = \exp(-\frac{x^2}{4\sigma^2})$ 是高斯核函数, σ 为随着 t 的增加而减小的尺度函数。 $g(x, y)$ 为式(18)的定义式, $|\nabla G_{\sigma} \cdot I|$ 通过尺度估计边缘, 从而决定扩散程度。该模型可通过对偶算法将初始问题转化为极值问题, 再利用梯度下降法及变分法进行迭代求解^[14]。

3 混合模型

维纳滤波器在去噪过程中有效的保护了原始图像的边缘结构及图像纹理信息,去噪效果却不是很理想,而全变差模型虽不能很好地保护边缘结构信息,但是去噪效果远远优于维纳滤波法。为了得到更好去噪效果,考虑将维纳滤波方法与 NATV 去噪模型混合。引入一个权重参数 α ($0 < \alpha < 1$) 以使得维纳滤波与 TV 模型在去噪过程中充分发挥其优势,平衡两项作用。表达式如下:

$$I_{0混} = \alpha Winer(I_0) + (1 - \alpha) NATV(I_0) \tag{22}$$

式中:Wiener 表示维纳滤波模型,NATV 则表示本文提出

的改进后的自适应全变差模型。由上式可知,在比较各个模型去噪性能之前必须先确定 α 值。由于在不同的噪声水平下,最优的加权值 α 也是不同的,图 1 显示为图像质量结构相似比值 (SSIM) 在不同噪声水平下的最优加权值。从图像中可以得出 Lena 图像 (512 × 512) 在方差为 5 时,最高 SSIM 值所对应的最优加权值 α 为 0.08,方差为 10 时,SSIM 最高值所对应的最优加权值 α 为 0.32,方差为 20 时 SSIM 最高值所对应的最优加权值 α 为 0.48,在方差为 40 是 SSIM 最高值所对应的最优加权值 α 为 0.38。若本文在接下来的去噪模型对比试验中均使用方差为 20 的高斯噪声,加权值 α 为 0.48 进行试验。

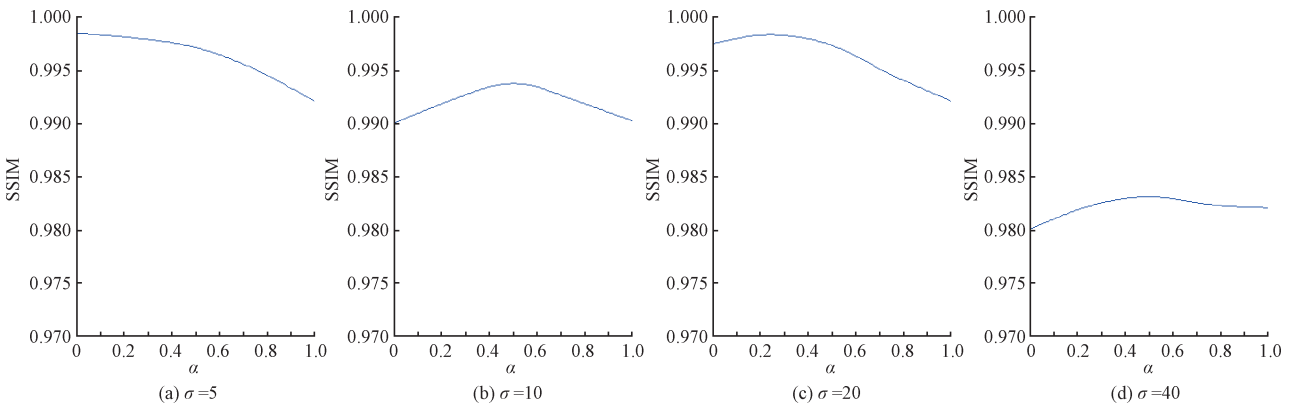


图 1 α 在不同噪声方差下的最优选择
Fig. 1 Optimal selection of α in defferent varianceof noise

4 实验结果验证与分析

为了验证模型的可行性,利用 MATLAB 仿真软件进行噪声去除分析. 本文通过比较与原图比较的 SSIM 值, MSE 和峰值信噪比 (PSNR) 来评价算法的有效性^[15]。

$$MSE = \frac{1}{W \times H} \sum_{i=1}^w \sum_{j=1}^h [I(i,j) - I_0(i,j)]^2 \tag{23}$$

$$PSNR = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \tag{24}$$

图像的分辨率为 $W \times H$, I 表示去噪后图像, I_0 表示初始图像. MSE 值越小越好,而 PSNR 则为越大越好。

分别对自然图像 Lena (512 × 512) 和 Dxy 图像 (512 × 512) 进行试验,用上述 3 种方法进行噪声去除及比较验证. 图 2 所示为 Lena 和 Dxy 的原始图。

首先对 Lena 图像分别使用维纳滤波模型,NATV 和混合去噪模型进行平滑去噪. 平滑结果如图 3 所示,评价指标如表 1 所示,图 4 所示为 Lena 图像局部放大效果。

由表 1 所示,混合维纳滤波与 NATV 模型平衡了线

性滤波法的快速去噪与非线性模型有效保护边缘结构的双重效果。混合模型的峰值信噪比与维纳模型、NATV 模型相比,分别提高了 20、10 dB 左右。为了更好的将滤波前后的边缘纹理信息显示出来,采用 Canny 算子^[16]分别对各种模型的滤波算法结果进行边缘检测。图 5 所示为使用 Canny 边缘算子进行边缘检测图。



图 2 原始图
Fig. 2 Original images

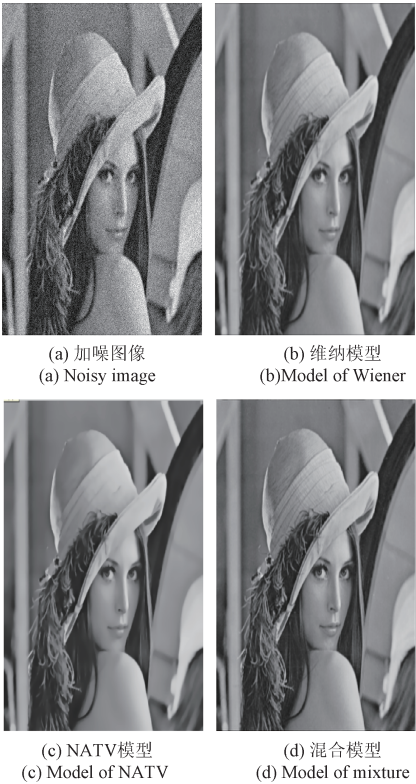


图 3 不同去噪模型的平滑效果 (Lena)

Fig.3 Smoothing results of differentdenoising models (Lena)

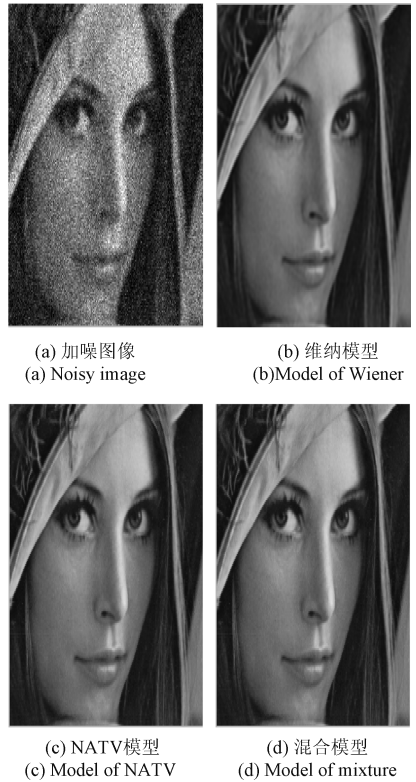


图 4 使用不同去噪模型平滑后局部放大图像 (Lena)

Fig.4 Partial enlarged images after smoothing using different denoising models (Lena)

表 1 Lena 图像使用不同去噪模型的 MSE, PSNR 和 SSIM 比较

Table 1 Comparison of MSE,PSNR and SSIM of Lena imagesusing different denoising models

	MSE	PSNR	SSIM
加噪图像	301.927 6	24.065 4	0.424 5
维纳模型	66.528 6	36.882 3	0.904 1
NATV 模型	18.766 3	45.766 5	0.946 2
混合模型	3.322 4	56.443 2	0.997 8

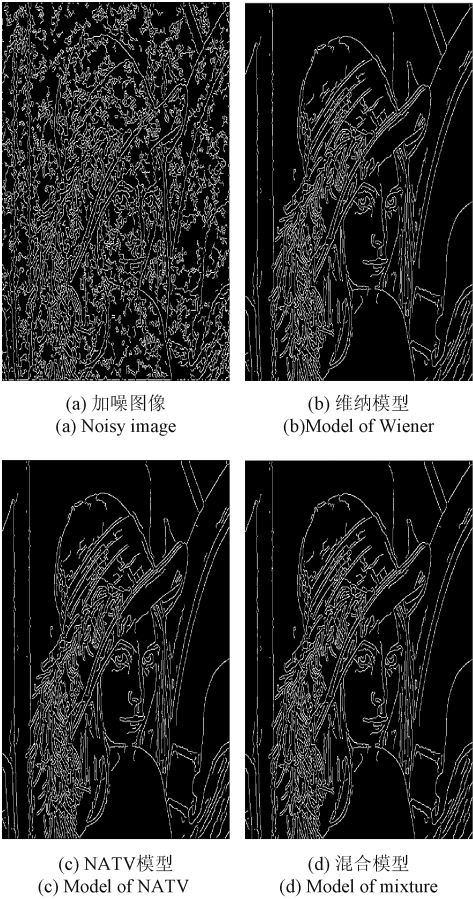


图 5 使用不同去噪模型平滑后边缘提取图 (Lena)

Fig.5 Edge extraction imagesafter smoothing using different denoising models (Lena)

对 Dxy 图像(512×512)进行 3 种模型的平滑去噪滤波实验,实验图像为南京信息工程大学电信院学科楼,如图 6 所示,所有参数的设置均与 Lena 的参数设置一致。通过对图像局部信息的放大可更好的分析去噪效果,如图 7 所示。Canny 算子对模型平滑结果的边缘检测图如图 8 所示。

不同的噪声等级能够反映各个模型对噪声的抑制效果以及边缘结构信息的保留程度,图 9 所示为 Dxy 图像在不同方差下的去噪结果的均方差与信噪比仿真。

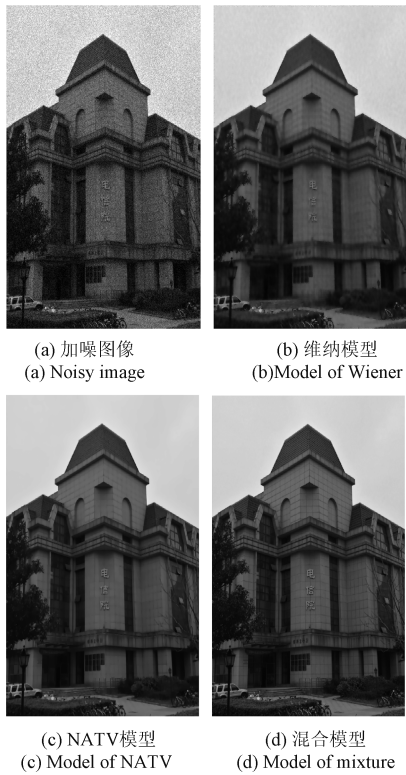


图 6 不同去噪模型的平滑效果 (Dxy)

Fig. 6 Smoothing results of differentdenoising models (Dxy)

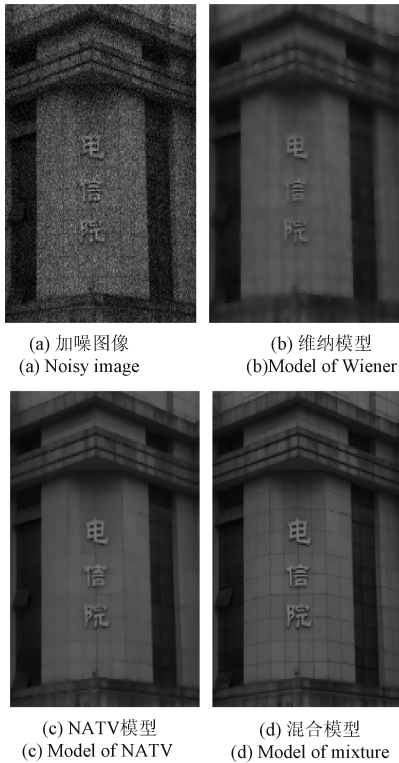


图 7 使用不同去噪模型平滑后局部放大图 (Dxy)

Fig. 7 Partial enlarged images after smoothing using different denoisingmodels (Dxy)

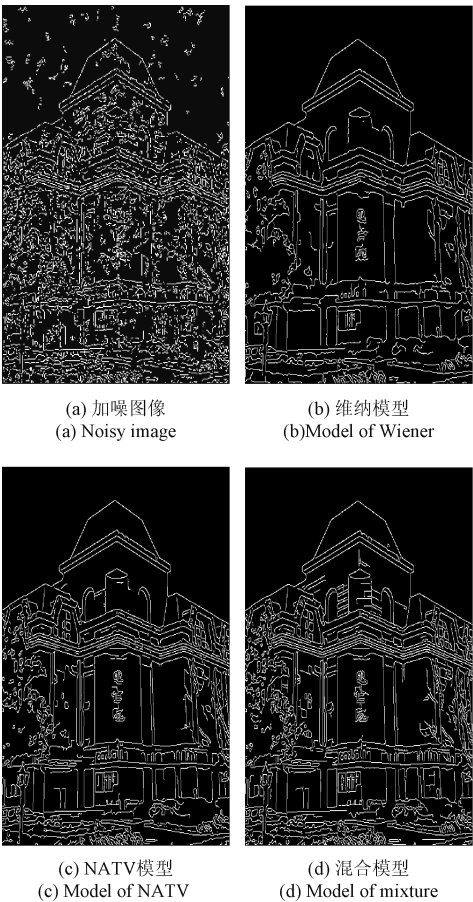
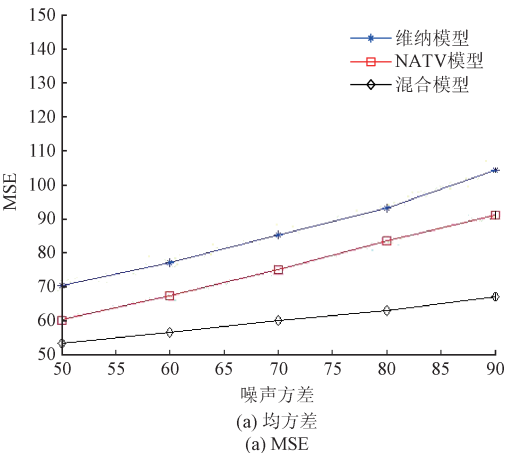


图 8 使用不同去噪模型平滑后边缘提取图 (Dxy)

Fig. 8 Edge extractionimages after smoothing using different denoisingmodels (Dxy)

从图 9 可以看出,混合模型在所有模型中具有最低均方差和最高的峰值信噪比,再次证实了混合模型具有理想的去噪性能。

观察 Lena 和 Dxy 的加噪图像进行去噪后的效果图以及各自的局部放大图后可以发现,维纳滤波模型对于边缘纹理细节部分的信息保护效果比较理想,但是受线



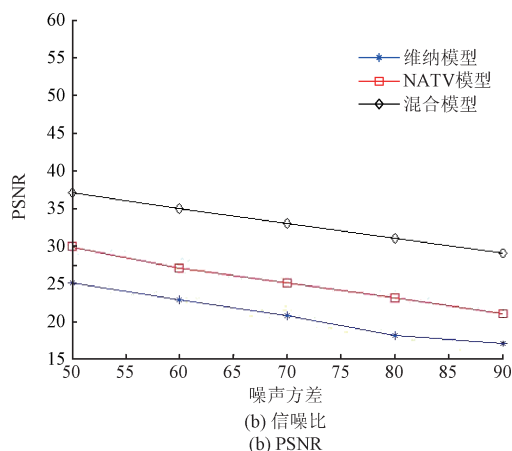


图 9 在各模型下不同方差的 MSE 和 PSNR 仿真 (Dxy)

Fig.9 Simulation of MSE and PSNR of different variance in each model (Dxy)

性滤波的所束缚,噪声去除效果却不如非线性全变差模型。由于全变差模型是通过梯度作为边缘算子进行检测,能量泛函对于图像梯度在无穷远处又是线性的,便会导致在平滑过程中图像的不连续点处出现阶梯现象;通过观察 NATV 模型平滑效果图来看,该模型很好的避免了在光滑区域出现的阶梯现象,有效的保护了边缘纹理信息。实验结果表明混合两种模型的去噪效果更佳理想化,可视性也最好,不仅有效去除了噪声的干扰,而且对于图像边缘结构信息有了一定的增强,从局部稳定控制图像信息。

5 结 论

本文考虑到传统维纳线性滤波模型在去噪过程中对于边缘结构信息有很好的保护效果,但去噪效果不佳,而全变差非线性滤波模型对噪声的去除具有很好的效果,却不能很好地保留图像的边缘结构信息,而且存在“阶梯效应”,为了能够在有效去噪同时又能保护边缘结构的纹理信息,本文构建了新的梯度算子进行自适应平滑选择去噪模型。并提出对上述两模型混合,通过引进由 SSIM 值所确定的最优加权参数 α 来平衡两模型的性能, NATV 去噪模型对维纳滤波处理后的图像进行进一步降噪处理,从局部区域着手,有效的控制扩散方向保护图像边缘纹理细节信息。最后通过仿真实验,验证了该混合方法的可行性及优越性。但是本文所设计的算法仍具复杂性,还需做进一步优化。

参考文献

[1] LI Z G, ZHENG J H, ZHU Z J. Weighted guided image filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 120-128.

[2] RUDIN L, OSHER S, FAREMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. PhysicalD: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268.

[3] CHEN Y M, LEVINE S, RAO M. Variable exponent, linear growth functionals in image restoration [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2006, 66(4): 1383-1406.

[4] 陈丽霞, 冯象初, 王卫卫, 等. 加权变分的图像去噪算法 [J]. 系统工程与电子技术, 2010, 32(2): 392-395.

CHEN L X, FENG X CH, WANG W W, et al. Image denoising algorithms based on weighted variation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2010, 32(2): 392-395.

[5] 贾健, 陈莉. 基于正态逆高斯模型的非下采样 Contourlet 变换图像去噪模型 [J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1563-1568.

JIA J, CHEN L. Using normal inverse Gaussian model for image de-noising in NSCT [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1563-1568.

[6] 汪美玲, 周先春, 周林峰, 等. 全变分耦合图像去噪模型 [J]. 通信学报, 2016, 37(4): 182-191.

WANG M L, ZHOU X CH, ZHOU L F, et al. Coupling image denoising model based on total variation [J]. Journal on Communications, 2016, 37(4): 182-191.

[7] 李建国, 蒋萍花. 应用对偶方法的 TV 图像去噪 [J]. 电子测量技术, 2016, 39(12): 172-175.

LI J G, JIANG P H. Total variation-based image noise removal using dual method [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(12): 172-175.

[8] 孙英慧, 孙英娟. 基于维纳滤波的图像还原研究 [J]. 长春师范大学学报, 2016, 35(10): 30-33.

SUN Y H, SUN Y J. Study on wiener filterling for restoration of image [J]. Journal of Changchun Normal University, 2016, 35(10): 30-33.

[9] 李倩, 朱磊, 邵文权. SAR 图像各向异性扩散滤波算法 [J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(2): 59-64.

LI Q, ZH L, SH W Q. Anisotropic diffusion filtering algorithm for SAR images [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 35(2): 59-64.

[10] CHANG Q, CHERN I L. Acceleration methods for total variation-based image denoising [J]. SIAM Journal on Scientific Computing, 2003, 25(3): 982-994.

[11] 李帅, 赵希梅, 王国栋. 瑞利分布乘性噪声去除的非局部 TV 模型 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(7): 1570-1576.

LI SH, ZHAO X M, WANG G D. Nonlocal TV model for multiplicative noise with Rayleigh distribution removal [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,

- 2015,34(7):1570-1576.
- [12] 刘鹏飞,肖亮,黄丽丽. 图像方向纹理保持的方向全变差正则化去噪模型及其主优化算法[J]. 电子学报, 2014,42(11):2205-2212.
- LIU P F, XIAO L, HUANG L L. Directional texture preserving total variation regularization based image denoising and majorization minimization algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2014,42(11):2205-2212.
- [13] 赵庆平,陈德宝,姜恩华,等. 一种改进权重的非局部均值图像去噪算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(3):334-339.
- ZHAO Q P, CHEN D B, JIANG EN H, et al. Improved weighted non-local, mean algorithm filter for image denoising[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2014,28(3):334-339
- [14] 史宝丽,何泊,王治国,等. 基于滤波器的局部自适应全变分图像去噪模型[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(4):158-162.
- SHI B L, HE B, WANG ZH G, et al. Local adaptive total variation image denoising model based on filters[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(4):158-162.
- [15] 周先春,汪美玲,周林锋. 拟正态分布扩散的图像平滑[J]. 中国图象图形学报, 2015,20(2):169-176.
- ZHOU X C, WANG M L, ZHOU L F. Image smoothing algorithm based on matching normal distribution diffusion[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(2):169-176.
- [16] XU Q, VARADARAJAN S, CHAKRABARTI C, et al. A

distributed canny edge detector: algorithm and FPGA implementation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014,23(7):2944-2959.

作者简介



黄金, 2016 年于南京工程学院获得学士学位, 现为南京信息工程大学电子与信息工程学院在读硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail:15951756586@163.com

Huang Jin received B. Sc. from Nanjing Institute of Technology in 2016. Now she is a M. Sc. candidate in Nanjing University of Information Science&Technology. Her main research interest is image processing.



周先春(通讯作者), 1998 年于安徽大学获得学士学位, 2005 年于南京邮电大学获得硕士学位, 2011 年于南京信息工程大学获得博士学位, 现为南京信息工程大学电子与信息工程学院副教授、研究生导师, 主要研究方向为信号与信息处理, 数字图像处理。

E-mail:zhouxc2008@163.com

Zhou Xianchun (Corresponding author) received B. Sc. from Anhui University in 1998, M. Sc. from Nanjing University of Posts and Telecommunications in 2005, and Ph. D. from Nanjing University of Information Science&Technology in 2011, respectively. Now he is M. Sc. supervisor and associate professor in College of Electrical and Information Engineering, Nanjing University of Information Science&Technology. His main research interest includes signal & information processing, and digital image processing.