

双保真全变差去噪模型

姜博宇, 张剑

湖南科技大学信息与电气工程学院, 湖南 湘潭 411201

摘要 为了达到更好的去噪效果,对现有空域中基于偏微分方程去噪模型的优缺点进行分析,并且在 L^p 范数自适应去噪模型的基础上,提出基于全变差的双保真项去噪模型。此模型引入了自适应参数作为保真项的权重,使得模型能够根据不同的区域控制保真的强度,增加自适应去噪能力。为了克服平滑区域的“阶梯”效应,在模型中加入自适应的梯度保真项,使去噪后的图像与原图像具有相似的梯度结构。实验结果显示,无论是在峰值信噪比、结构相似性还是在视觉效果方面,本文模型都具有更好的效果。

关键词 图像处理; 图像去噪; 全变差; 双保真项; 自适应

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.021004

Denosing Model Based on Double-Fidelity Total Variation

Jiang Boyu, Zhang Jian

School of Information and Electrical Engineering, Hunan University of Science and Technology,
Xiangtan, Hunan 411201, China

Abstract In order to achieve a better denoising effect, we analyze the advantages and disadvantages of the existing denoising model based on the partial differential equations in spatial domain, and propose a double-fidelity total variation denoising model on the basis of L^p adaptive denoising model. We introduce the adaptive parameter as the weight of the fidelity item to control the fidelity intensities of different regions and improve the adaptive denoising ability. To overcome the ‘ladder’ effect in smooth areas, an adaptive gradient-fidelity item is added so that the denoising images have the similar gradient structure to the original images. The experimental results show that the proposed model has better effects in the peak signal to noise ratio, structural similarity, and visual effects.

Key words image processing; image denoising; total variation; double-fidelity; adaptivity

OCIS codes 100.2000; 100.3008; 100.3190

1 引言

在数字图像的成像过程中,由于受到外部或内部的干扰,不可避免地会产生噪声,从而降低了图像的质量,模糊了其重要的细节特征,给后续的图像分析和处理带来一定的困难。在对图像精度要求很高时,即便是很小的噪声也会产生巨大的影响^[1]。针对不同类型的图像和噪声,产生了相应的去噪算法^[2-3]。但目前大多数方法在去噪的同时也会模糊了图像的重要特征,故本文研究的重点是在有效去

除噪声的情况下,很好地保持图像的细节特征。

目前去噪模型多样,但大致可分为空域和频域两种。又由于不同的思路,还可将去噪模型进一步细分^[4]。本文主要聚焦于空域中基于偏微分方程的变分(PDE)法^[5],其模型结构简单明了、物理意义明确、可结合性强、去噪效果良好。例如 PM 模型是由 Perona 和 Malik 提出的各项异性扩散(PDEs),引入热力学中扩散的思想,将各项异性扩散的思想融入模型中,该模型具有一定的保持细节的能力。王伟佳等^[6]在此基础上也提出了改进的模型。图像的

收稿日期: 2017-08-01; 收到修改稿日期: 2017-08-31

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(51374107)、国家自然科学基金青年基金(61502164)、湖南省教育厅重点科研项目(15A066)

作者简介: 姜博宇(1993—),男,硕士研究生,主要从事数字图像处理方面的研究。E-mail: 372112618@qq.com

导师简介: 张剑(1974—),男,博士,教授,主要从事图像信号处理与智能控制方面的研究。E-mail: jzhang@hnust.edu.cn

去噪实际上是一个不适定的反问题,目前有效的解决方法就是引入正则化。调和模型(Tikhonov)、全变分(TV)模型都是采用的上述思想^[7-8],假设含有噪声的图像为某种能量泛函,利用变分法导出其欧拉-拉格朗日方程,方程的解也就是原真实图像一个很好的估计。Tikhonov模型的扩散方程实质上等于采用不同尺度的高斯滤波器进行滤波处理。阎雪飞等^[9]在此基础上提出了变参式Tikonov正则化图像复原方法,使其效果具有一定的提升。TV模型把全变差范数引入正则项^[10-11],在去噪效果上取得了巨大的成功,且衍生出了许多基于此思想的模型^[12-15],例如基于阈值的TV模型,L1/TV模型等。其中在调和模型和TV模型的基础上,张红英等^[16-17]提出了基于 L^p 范数的自适应模型(ATV),其融合了调和模型和TV模型的优点。随后朱立新等^[18]提出的引入梯度保真项的全变差模型,在一定的程度上弥补全变差在平滑区域效果不佳的缺点,艾立^[19]也提出了一种改进的各项异性模型,其结合了TV-L1模型和Osher-Sole-Vese(OSV)。随后任福全等^[20]提出了基于二阶广义全变差正则项(TGV)算法,采用二阶广义全变差作为修复图像的正则项,具有更好的去噪效果。

本文在基于 L^p 范数的自适应模型的基础上,进一步融合其各个模型的优点,提出一种基于全变差双保真项(DFTV)的去噪模型。可以在去噪的过程中,很好的保护图像的纹理细节,且在平滑区域的去噪效果良好,大大减少了“阶梯”效应产生,拥有更好的视觉效果。在数值计算时,采用王琳霖等^[21]的对差分格式对偏微分方程滤波模型的影响的研究结果,采用中心差分格式进行数值计算,以此来达到较高的处理速度。

2 双保真全变差去噪模型

本文采用如下的观测模型:

$$f(x, y) = u(x, y) + n(x, y), \quad (1)$$

式中 (x, y) 为当前像素点的坐标, $u(x, y)$ 为原始图像, $f(x, y)$ 为噪声图像, $n(x, y)$ 为均值为0、方差为 δ^2 的高斯白噪声,其中方差 δ^2 已做归一化处理。

2.1 经典模型

调和模型主要是基于 L^2 范数,其去噪模型为

$$\min_u J(u) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla u|^2 d\Omega + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega, \quad (2)$$

式中 ∇u 表示图像的梯度, $d\Omega$ 为 Ω 上的一个微元, $\int_{\Omega} |\nabla u|^2 d\Omega$ 为正则项,起到去噪的作用, $\int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega$ 为保真项,以至于去噪后的图像不会和原图像相差太远,参数 λ 起到平衡两项的作用,用来控制去噪能力的大小。

欧拉-拉格朗日方程为

$$-\operatorname{div}(\nabla u) + \lambda(u - f) = 0, \quad (3)$$

从(3)式可以看出,扩散项 $\operatorname{div}(\nabla u)$ 的扩散系数恒为1,所以无论是在纹理区还是平滑区,扩散能力都一样,类似于高斯滤波器。因此,此方法会模糊掉边缘和细节特征。

Rudin等^[11]提出的TV模型,取得了极大的成功。其模型为

$$\min_u J(u) = \int_{\Omega} |\nabla u| d\Omega + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega. \quad (4)$$

欧拉-拉格朗日方程为

$$-\operatorname{div}\left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right) + \lambda(u - f) = 0, \quad (5)$$

从(5)式可以看出,扩散项 $\operatorname{div}(\nabla u/|\nabla u|)$ 的扩散系数为 $1/|\nabla u|$ 。这也意味着对于有着不同梯度的区域,扩散能力是不同的。故此模型能够很好地保持细节部分,但因为其在平坦区域有着很强的扩散能力。因此在方程的迭代过程中,在平坦区域很容易形成“阶梯”效应,从而影响了图像的质量。

基于 L^p 范数的自适应全变差模型^[12],结合了上述两种模型的优点,其把全变差模型优秀的保边能力和调和模型在平滑区域良好的扩散性能结合起来。以达到一种更好的效果,模型如下

$$\min_u J(u) = \frac{1}{p(x, y)} \int_{\Omega} |\nabla u|^{\rho(x, y)} d\Omega + \frac{\lambda}{2} \int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega, \quad (6)$$

定义

$$p(x, y) = 1 + \frac{1}{1 + |\nabla[G_{\sigma} * f(x, y)]|^2}, \quad (7)$$

式中 $p(x, y)$ 的值取决于当前像素点的位置, G_{σ} 为高斯滤波器, σ 为滤波尺度。

2.2 本文模型

(6)式中的 $\lambda/2 \int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega$ 为保真项,可以

使图像的去噪结果和原图保持一定的相似性,保留所需要的关键信息。当 λ 取值较小时,模型的去噪能力较强,当 λ 取值较大时,模型的去噪能力较弱,

但更接近于原始图像,有利于保持纹理结构,但由于(6)式中保真项的系数 λ 通常为常数,模型无论是对平滑区域还是纹理区域保真效果都相同,为了使模型的去噪效果进一步提高,故提出如下模型

$$\min_u J(u) = \frac{1}{p(x,y)} \int_{\Omega} |\nabla u|^{\rho(x,y)} d\Omega + \frac{\lambda(x,y)}{2} \int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega. \quad (8)$$

此模型把保真项系数 λ 由常数转变为一个函数,其值取决于当前像素所处的区域。进一步把图像划分为3种区域:1)平滑区域,梯度小,曲率小;2)边缘区域,梯度大,曲率小;3)尖角区域,梯度大,曲率大。根据以上特点, $\lambda(x,y)$ 采用如下策略:在尖角区域和边缘区域分别采用较大和中等的保真权重,以维持图像的结构信息,而在平滑区域采用较小的保真权重,以获得更好的平滑效果。定义

$$\lambda(x,y) = C + \frac{3|\nabla u|}{255\sqrt{2}} + \frac{2|k|}{318}, \quad (9)$$

式中 C 为一常数,决定去噪能力的大小, $|k|$ 为图像曲率的模。

$$k = \begin{pmatrix} -\frac{1}{16} & \frac{5}{16} & -\frac{1}{16} \\ \frac{5}{16} & -1 & \frac{5}{16} \\ -\frac{1}{16} & \frac{5}{16} & -\frac{1}{16} \end{pmatrix} * f, \quad (10)$$

利用这一新颖的方式去计算平均曲率 k ,可以免去传统方式计算曲率时对二阶导数的计算,从而加快了计算速度。

常数 C 需根据图像的噪声方差进行选取。因在相同条件下获得的图像的噪声强度几乎一样,故可采用相同的常数 C 。当图像中含有大量噪声时,需要有较强的去噪能力,否则在去噪结果中仍会包含一定量的噪声,导致去噪结果不够满意,此时常数 C 应较小。相反,当图像中只包含微量噪声时,需要稍弱的去噪能力,这样才能在去噪的同时,更好的维持细节特征,此时常数 C 应较大。要对常数 C 进行确定,首先要对图像的噪声方差进行估计,采用满家巨等^[22]提出的图像噪声准确估计方法,能够很好地计算图像中所包含的噪声强度。常数 C 的选取如表1所示。

动态范围根据 $|\nabla u|$ 和 $|k|$ 的大小进行调整。当处于边缘区域和尖角区域时, λ 的值较大,模型的去噪能力稍弱,但接近于原始图像。当处于平滑区域时, λ 的值较小,模型的去噪能力稍强。由于噪声

表1 C的参数值

Table 1 Parameter value of C

δ^2	[1, 0.1)	[0.1, 0.05)	[0.05, 0.02]	[0.02, 0.01)	[0.01, 0.005]	[0.005, 0.001]
C	2	3	[4,6]	[7,10]	[10,20]	[20,30]

的随机性,在噪声图像中直接对图像的梯度和曲率进行计算,得到的结果往往与真实结构有很大的差距,故不能真实地反映原图像结果。需先用高斯滤波器对噪声图像进行预处理。其 σ 的取值根据噪声图像中噪声的方差进行选取,采用如下策略,以获得更好的效果:

$$\sigma = \begin{cases} 3 \times 3, & 0 < \delta^2 \leq 0.05 \\ 5 \times 5, & 0.05 < \delta^2 \leq 0.1. \\ 7 \times 7, & \delta^2 > 0.1 \end{cases} \quad (11)$$

噪声强度大时,选择较大的尺度,噪声强度小时,选择较小的尺度。在(9)式中, $|\nabla u|$ 和 $|k|$ 仅是为了确定当前像素所处的区域与自适应系数。故一般情况下 $|\nabla u|$ 和 $|k|$ 为预处理后图像的梯度值,记为 $|\nabla u_0|$ 和 $|k_0|$ 。

由于上述模型在去噪的过程中,并不能完全消除掉图像中出现的阶梯效应。考虑文献[18]提出的思想,如果将图像看成是一个二维定义域上面的曲面,那么引入的梯度保真项实质上就是对图像拓扑结构连续性的一种约束。在方程的迭代过程中,梯度保真项的作用是让去噪结果的曲面和原有图像的曲面相似。去噪模型如下:

$$\min_u J(u) = \frac{1}{p(x,y)} \int_{\Omega} |\nabla u|^{\rho(x,y)} d\Omega + \frac{\lambda(x,y)}{2} \int_{\Omega} |u - f|^2 d\Omega + \frac{\alpha(x,y)}{2} \int_{\Omega} |\nabla u - \nabla(G_{\sigma} * f)|^2 d\Omega, \quad (12)$$

式中

$$\alpha(x,y) = \frac{1}{1 + |\nabla u|}. \quad (13)$$

在(12)式中,右边最后一项即为梯度保真项,可以让去噪图像的梯度和真实图像的梯度保持一定相似性,能够抑制“阶梯”效应,获得分段光滑的结果。如果去噪结果是分段常量,在此区域上则会出现 $|\nabla u| \rightarrow 0$,此时保真项 $|\nabla u - \nabla(G_{\sigma} * f)|^2$ 变大,则会反作用于分段常量的结果,迫使最终的结果是分段光滑的。

将梯度保真项展开得到:

$$\int_{\Omega} |\nabla u - \nabla(G_{\sigma} * f)|^2 d\Omega = \int_{\Omega} |\nabla u|^2 d\Omega - \int_{\Omega} (\nabla u)^T \nabla(G_{\sigma} * f) d\Omega + \int_{\Omega} |\nabla(G_{\sigma} * f)|^2 d\Omega. \quad (14)$$

(14)式右边第一项是一个各项同性扩散。如果在整个区域采用相同的系数,那么必定会模糊掉图像的特征细节。所以加入了自适应参数 $\alpha(x, y)$ 。使得其只在平滑区域起到作用。这样既可以起到分段光滑的作用,也不至于在纹理区涂抹掉边缘和细节部分。

(12)式的欧拉-拉格朗日方程为

$$-\operatorname{div}\left[q(|\nabla u|) \frac{\nabla u}{|\nabla u|}\right] + \lambda(|\nabla u|, |k|)(u - u_0) + \alpha(|\nabla u|) [\nabla u - \nabla(G_{\sigma} * f)] = 0. \quad (15)$$

在(12)式中为了避免分母上出现零值,故把 $|\nabla u|$ 改为

$$|\nabla u|_a = \sqrt{|\nabla u|^2 + a^2}, \quad (16)$$

式中 a 为一个很小的正常数。对(16)式求解,即可得到原能量泛函(12)式的一个很好的解。从而得到一幅去噪后的图像。

3 仿真实验

3.1 数值算法

采用时间演化算法对(12)式进行求解,其时间演化方程如下所示:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div}\left[q(|\nabla u_0|) \frac{\nabla u}{|\nabla u|_a}\right] - \lambda(|\nabla u_0|, |k_0|)(u - u_0) - \alpha(|\nabla u_0|) [\nabla u - \nabla(G_{\sigma} * f)]. \quad (17)$$

其离散形式表示如下:

$$u_{n+1} = \Delta t \left\{ \operatorname{div}\left[q(|\nabla u_0|) \frac{\nabla u_n}{|\nabla u_n|_a}\right] - \lambda(|\nabla u_0|, |k_0|)(u_n - u_0) - \alpha(|\nabla u_0|) [\nabla u_0 - \nabla(G_{\sigma} * f)] \right\} + u_n. \quad (18)$$

该算法总共分为7步:1) 初始化,输入图像 f , Δt ; 2) 估计图像的噪声强度 δ^2 , 确定高斯滤波器尺度 σ , 常数 C ; 3) 预处理, 计算 $G_{\sigma} * f$, 得到预处理后的图像 u_0 ; 4) 计算梯度 ∇u_0 , 梯度的模值 $|\nabla u_0|$ 和曲率的模值 $|k_0|$, 并分别计算(7)、(9)、(13)式得到参数 p, λ, α ; 5) 迭代计算, 代入参数计算(18)式进行迭代计算; 6) 迭代停止, 当两次迭代之间的差别

小于一常数时停止迭代; 7) 输出结果 u_n , 程序结束。

3.2 实验结果

为了验证本文模型相对于 TV 模型、ATV 模型、TGV 模型在效果上的提高程度, 在 MATLAB 软件下进行了大量的仿真实验, 并以峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM) 作为客观的评价标准。

$$P_{\text{SNR}} = 10 \lg \left\{ \frac{M \times N \times 255^2}{\sum_{x,y} [u(x,y) - f(x,y)]^2} \right\}, \quad (19)$$

式中 $u(x, y)$ 为原始清晰图像, $f(x, y)$ 为去噪后的图像, $M \times N$ 为图像大小。

$$S_{\text{SIM}} = \frac{(2\mu_u \mu_f + c_1)(2\sigma_{uf} + c_2)}{(\mu_u^2 + \mu_f^2 + c_1)(\sigma_u^2 + \sigma_f^2 + c_2)}, \quad (20)$$

式中 μ_u, μ_f 分别为原始清晰图像和去噪后图形的平均值, σ_u^2, σ_f^2 为其相应的方差, σ_{uf} 为协方差。 $c_1 = (k_1 L)^2, c_2 = (k_2 L)^2$ 为用来维持稳定的常数。 L 为像素值的动态范围。 $k_1 = 0.01, k_2 = 0.03$ 。

在本文中, 首先以灰度级为 256, 图像大小为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的实验图片 butterfly 和 pepper 作为去噪对象。对 TV 模型, ATV 模型, TGV 模型及本文 DFTV 模型进行了对比实验。 butterfly 和 pepper 的高斯加性噪声的方差分别为 0.1 和 0.05。高斯滤波器 G_{σ} 的尺度大小分别为 $5 \times 5, 3 \times 3$, 常数 C 分别为 3 和 4, 时间迭代 $\Delta t = 0.2$ 。实验结果如图 1~3 所示。

为了进一步验证本文模型的有效性, 采用一幅真实获取的 airfield 图片作为实验对象。灰度级为 256, 图像大小为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 。去噪过程中, 首先估计出噪声方差约为 $\delta^2 = 0.006$, 故高斯滤波器 G_{σ} 的尺度大小为 3×3 , 参数 λ 中的常数取值为 $C = 18$ 。时间迭代 $\Delta t = 0.2$ 。实验结果如图 4、5 所示。

4 分析与讨论

统计了 PSNR、SSIM 和程序完成时间这 3 组对照参数下各个模型的效率, 如图 6~8 所示。

从 PSNR 和 SSIM 分析, 图 6、7 中 DFTV 模型的效果最佳, TGV 模型和 ATV 模型效果次之, TV 模型表现一般。从去噪结果的视觉效果分析, 图 1、2 中 TV 模型的去噪效果和边界保持能力很强, 可以轻易分辨图像的特征, 但从图 3(a2)、(b2) 细节放大图可以明显看出, 在平滑区域出现了“阶梯”效应,

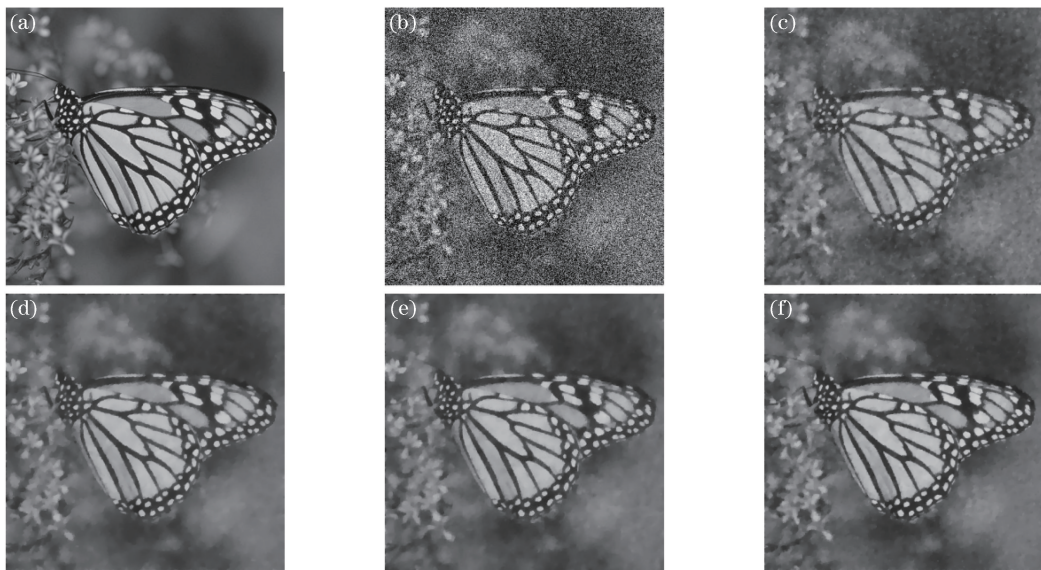


图1 butterfly图。(a)原始图像;(b)含噪图像;(c) TV图像;(d) ATV图像;(e) TGV图像;(f) DFTV图像
 Fig. 1 Images of butterfly. (a) Original image; (b) image with noise; denoised images using (c) TV model;
 (d) ATV model; (e) TGV model, and (f) DFTV model

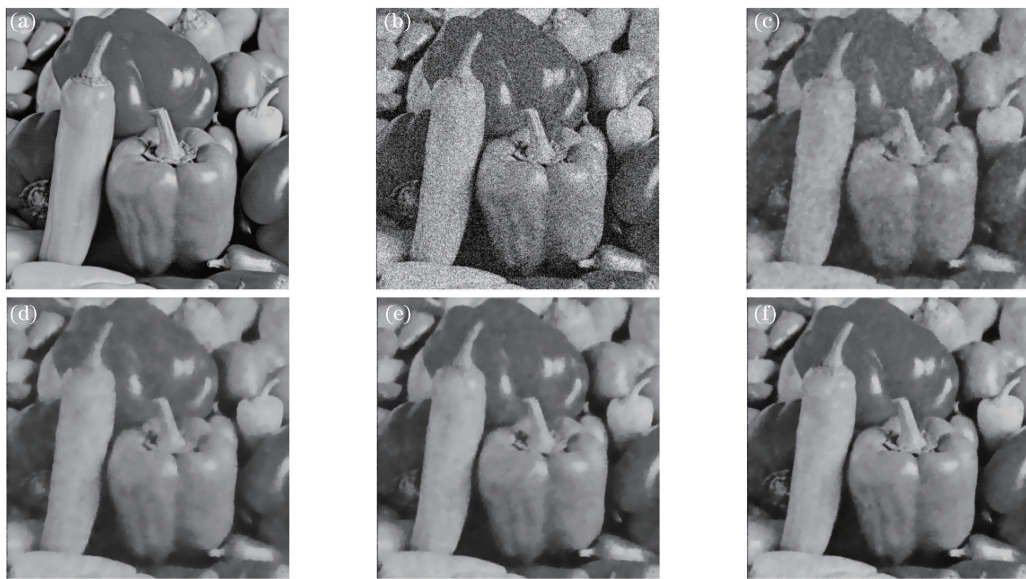


图2 pepper图。(a)原始图像;(b)含噪图像;(c) TV图像;(d) ATV图像;(e) TGV图像;(f) DFTV图像
 Fig. 2 Image of pepper. (a) Original image; (b) image with noise; denoised images using (c) TV model;
 (d) ATV model; (e) TGV model, and (f) DFTV model

去噪结果产生了分段常数,呈现出斑块状。ATV模型综合了调和模型和TV模型的优点,在具有良好去噪能力与保边能力的同时,在平滑区域的“阶梯”也有很大的改善。TGV模型的视觉表现能力很好,无论是平滑区还是纹理区都具有很好的效果。DFTV模型在图1、2中的整体表现结果优于其他的去噪模型,且从图3细节放大图的表现结果来看,在尖角区域,视觉效果明显最好,最接近于原始图像,

且在平滑区域表现的更加光滑自然,几乎没有出现“阶梯”效应。

从图4、5的实验中可以看出,针对实际捕获的图片,DFTV模型对比于其他的模型,无论是在细节表现方面还是在平滑区域的表现都更胜一筹,从细节图可以清晰看出,DFTV模型保留了原始图片的微弱细节,而在其他模型的去噪结果中均已不可见,表现效果明显优于对比模型。从图8的各模型

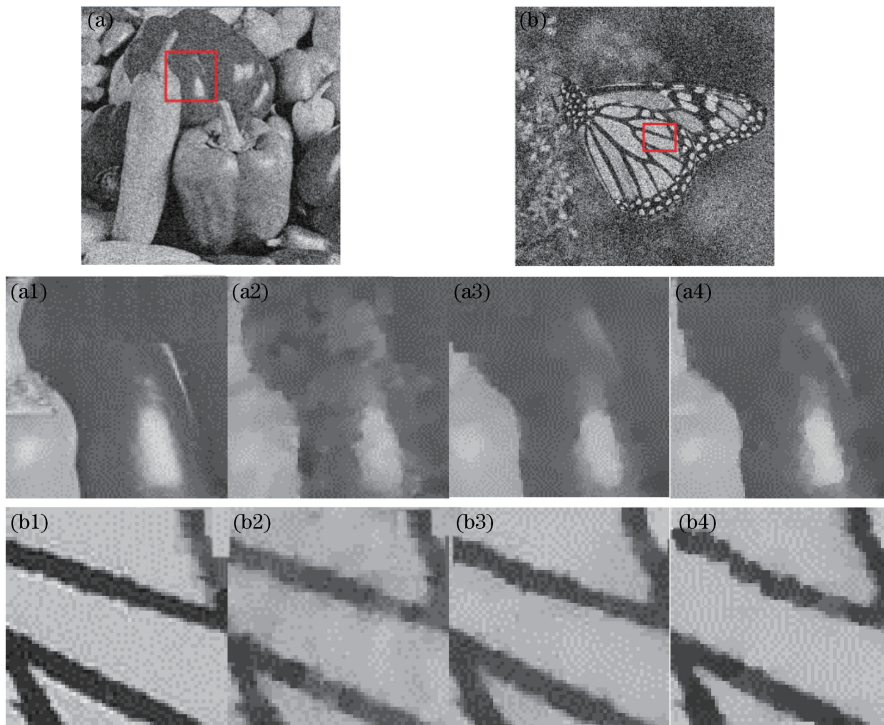


图 3 细节放大图。(a) pepper 细节图;(b) butterfly 细节图;(a1) pepper 的原始图像;(a2) pepper 的 TV 图像;(a3) pepper 的 TGV 图像;(a4) pepper 的 DFTV 图像;(b1) butterfly 的原始图像;(b2) butterfly 的 TV 图像;(b3) butterfly 的 TGV 图像;(b4) butterfly 的 DFTV 图像

Fig. 3 Enlarged drawing. (a) Image of pepper with noise; (a1) enlargement of red box in (a); denoised (a1) using (a2) TV model, (a3) TGV model, and (a4) DFTV model; (b) image of butterfly with noise; (b1) enlargement of red box in (b); denoised (b1) using (b2) TV model, (b3) TGV model, and (b4) DFTV model

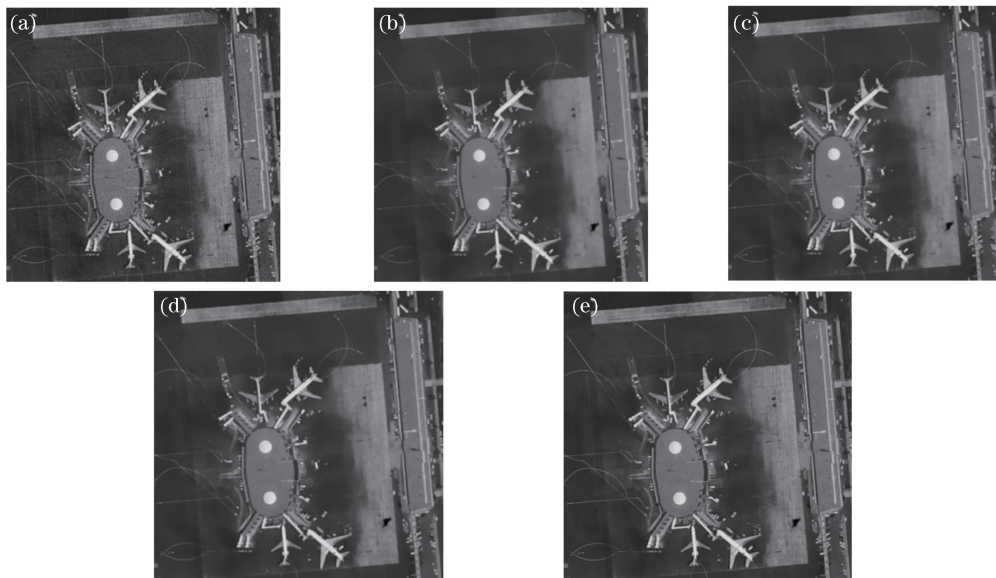


图 4 airfield 图。(a)原始图像;(b)TV 图像;(c)ATV 图像;(d)TGV 图像;(e) DFTV 图像

Fig. 4 Image of airfield. (a) Original image; denoised images using (b) TV model, (c) ATV model, (d) TGV model, and (e) DFTV model

时间效率来看,由于去噪过程中,计算数据量大,导致 DFTV 模型的耗时略高于 TV 模型和 ATV 模

型。但 DFTV 模型的效率仍明显优于 TGV 模型,且 DFTV 模型中需要人工确定的参数比 TGV 模型

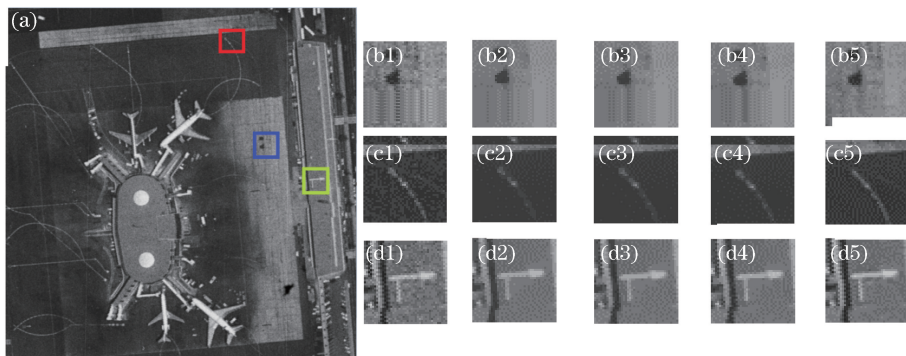


图 5 (a) airfield 图;(b1)蓝色区域细节图像;(b2)蓝色区域 TV 图像;(b3)蓝色区域 ATV 图像;(b4)蓝色区域 TGV 图像;(b5)蓝色区域 DFTV 图像;(c1)红色区域细节图像;(c2)红色区域 TV 图像;(c3)红色区域 ATV 图像;(c4)红色区域 TGV 图像;(c5)红色区域 DFTV 图像;(d1)黄色区域细节图像;(d2)黄色区域 TV 图像;(d3)黄色区域 ATV 图像;(d4)黄色区域 TGV 图像;(d5)黄色区域 DFTV 图像

Fig. 5 (a) Image of airfield; (b1) enlargement of blue box in (a); denoised (b1) using (b2) TV model, (b3) ATV model, (b4) TGV model, and (b5) DFTV model; (c1) enlargement of red box in (a); denoised (c1) using (c2) TV model, (c3) ATV model, (c4) TGV model, and (c5) DFTV model; (d1) enlargement of yellow box in (a); denoised (d1) using (d2) TV model, (d3) ATV model, (d4) TGV model, and (d5) DFTV model

少,对于不同的图片自适应能力较强,使用较为简单,而且表现效果也较佳。本文提出的 DFTV 模型,无论是在图像效果表现,还是 PSNR 和 SSIM 上,相对于前面 3 种模型都有明显的提高,且图像显得更加的自然。从效率方面来考虑,DFTV 模型表现较佳,具有一定的实用性,由此验证了 DFTV 模型的有效性。

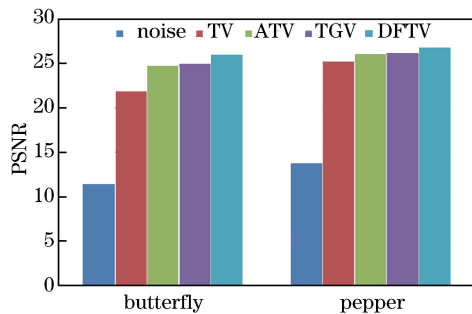


图 6 不同模型的峰值信噪比

Fig. 6 PSNR of different models

5 结 论

在分析了调和模型和 TV 模型优缺点的基础上,介绍了基于 L^p 范数自适应去噪模型的思想。并以此为基础,通过引入自适应系数 λ 和自适应的梯度保真项,提出了 DFTV 模型。进行大量的仿真实验,结果表明,DFTV 模型克服了以往去噪模型的缺点,能够很好地保持边缘和细节特征,且在平滑区域也显得非常自然,效果明显优于其他模型。能够以尽量少的的时间,获得更好的效果。DFTV 模型

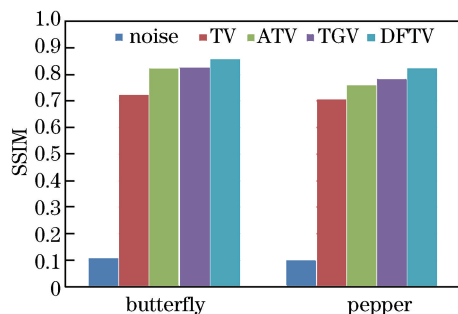


图 7 不同模型的结构相似性

Fig. 7 SSIM of different models

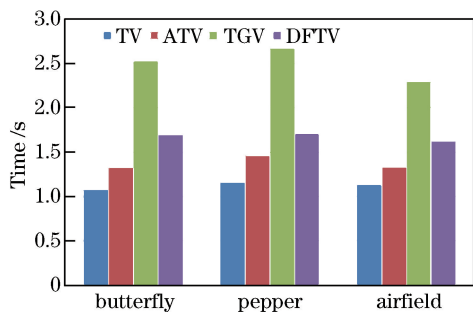


图 8 不同模型的耗时

Fig. 8 Consuming time of different models

简单明了、物理意义明确、结合性强,在今后的研究中仍有很大的提升空间。

参 考 文 献

- [1] Talebi H, Milanfar P. Global image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23 (2): 755-768.

- [2] Zhou C H, Wang Z L, Liu S K. Method of image restoration directly based on spatial varied point spread function [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(1): 0110001.
周程灏, 王治乐, 刘尚阔. 基于空间变化点扩展函数的图像直接复原方法[J]. *光学学报*, 2017, 37(1): 0110001.
- [3] Tan Z G, Ou J P, Zhang J, *et al.* A laminar denoising algorithm for depth image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(5): 0510002.
谭志国, 欧建平, 张军, 等. 一种层析深度图像去噪算法[J]. *光学学报*, 2017, 37(5): 0510002.
- [4] Yu L Q, Qin Y L, Zhang X S. Denoising of strong noisy image via gradient reweighted non-local averaging over learned dictionaries [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 111002.
余临倩, 覃亚丽, 张晓帅. 基于字典学习的梯度重权非局部平均的强噪声图像去噪[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(11): 111002.
- [5] Wang X D. Study on image denoising models based on MAP estimation, variation and PDE[D]. Xi'an: Xidian University, 2013.
王旭东. 基于 MAP 估计变分 PDE 的图像去噪问题研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2013.
- [6] Wang W J, Yu X L, Ma W S, *et al.* Aspheric interferogram image denoising method based on the improved P-M model and weighted composite median filter[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(3): 031002.
王伟佳, 于雪莲, 马文书, 等. 基于改进 P-M 模型与加权复合型中值滤波的非球面干涉图去噪方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(3): 031002.
- [7] Li Q Q. Study of image denoising model based on regularization method [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2013.
李青青. 基于正则化方法的图像去噪模型的研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2013.
- [8] Jain P, Tyagi V. A survey of edge-preserving image denoising methods [J]. *Information Systems Frontiers*, 2016, 18(1): 159-170.
- [9] Yan X F, Xu T F, Bai T Z. Varying-parameter Tikhonov regularization image restoration[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(5): 051001.
阎雪飞, 许廷发, 白廷柱. 变参数 Tikhonov 正则化图像复原算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2013, 50(5): 051001.
- [10] Jia Z G, Wei M S. A new TV-Stokes model for image deblurring and denoising with fast algorithms [J]. *Journal of Scientific Computing*, 2017, 72(2): 522-541.
- [11] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [C]. *Eleventh International Conference of the Center for Nonlinear Studies on Experimental*, 1992: 259-268.
- [12] Niu S Y, Chen P, Pan J X, *et al.* A soft-threshold filtering EM-TV algorithm for CT reconstruction[J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(2): 202-207.
- [13] Micchelli C A, Shen L X, Xu Y S, *et al.* Proximity algorithms for the L1/TV image denoising model[J]. *Advances in Computational Mathematics*, 2013, 38(2): 401-426.
- [14] Tang L M, Fang Z. Edge and contrast preserving in total variation image denoising[J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2016, 16(1): 13-24.
- [15] Bergmann R, Weinmann A. A second-order TV-type approach for inpainting and denoising higher dimensional combined cyclic and vector space data [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2016, 55(3): 401-427.
- [16] Zhang H Y, Peng Q Z. Adaptive image denoising model based on total variation [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, 33(3): 50-53.
张红英, 彭启琮. 全变分自适应图像去噪模型[J]. *光电工程*, 2006, 33(3): 50-53.
- [17] Wang L. Image denoising model based on variable norm of total variation [D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2016.
王璐. 基于全变差可变范数的图像去噪模型[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2016.
- [18] Zhu L X, Wang P A, Xia D S. Nonlinear diffusion based image denoising coupling gradient fidelity term [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2007, 44(8): 1390-1398.
朱立新, 王平安, 夏德深. 引入耦合梯度保真项的非线性扩散图像去噪方法[J]. *计算机研究与发展*, 2007, 44(8): 1390-1398.
- [19] Ai L. Improved anisotropic total variation denoising model[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(10): 192-195.
艾立. 一种改进的各向异性全变差去噪模型[J]. *计算机工程与应用*, 2016, 52(10): 192-195.
- [20] Ren F Q, Qiu T S. Blurred image restoration method based on second-order total generalized variation regularization [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2015,

41(6): 1166-1172.

任福全, 邱天爽. 基于二阶广义全变差正则项的模糊图像恢复算法[J]. 自动化学报, 2015, 41(6): 1166-1172.

- [21] Wang L L, Tang C, Wang Y J. Impact on partial differential equations filtering models of difference scheme [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(9): 091004.

王琳霖, 唐晨, 王亚杰. 差分格式对偏微分方程滤波模型的影响[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(9): 091004.

- [22] Man J J, Shen J. A method of image noise estimate [J]. Journal of Natural Science of Hunan Normal University, 2008, 31(2): 44-47.

满家巨, 沈军. 一种图像噪声准确估计方法[J]. 湖南师范大学自然科学学报, 2008, 31(2): 44-47.