

各向异性全变分引导滤波及其 Split Bregman 方法

芦碧波, 王乐蓉, 王永茂, 郑艳梅

河南理工大学计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454000

摘要 引导滤波(GF)去噪的关键是选取一幅包含清晰结构信息的引导图像。为提高GF的去噪效果,提出一种由各向异性全变分(ATV)引导的滤波方法。首先利用ATV模型对噪声图像进行光滑处理,生成包含良好结构信息的引导图像,然后利用GF进行处理。为提高算法的稳健性,对上述过程进行迭代处理。由于计算全变分模型的传统迭代方法速度较慢,因此采用Split Bregman迭代方法进行加速处理。实验结果表明:该算法不仅在峰值信噪比、归一化均方误差和结构相似性等客观指标上具有优势,而且计算速度比传统迭代方法提高了约30倍。该算法可以较好地快速去除噪声,并能较好地保持图像中的结构和边缘特征等细节信息。

关键词 图像处理; 图像去噪; 引导滤波; 各向异性全变分模型; Split Bregman 迭代方法; 结构相似性

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.051005

Anisotropic Total Variation Guided Filtering and Its Split Bregman Algorithm

Lu Bibo, Wang Lerong, Wang Yongmao, Zheng Yanmei

School of Computer Science and Technology, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China

Abstract An ideal guided image with good structure is the key to guided filtering (GF) denoising. In order to improve the denoising effect of the GF, an anisotropic total variation (ATV) based on the GF is proposed. First, the noisy image is smoothed by the ATV model to obtain a good structure information image. Then the image is served as the guided image in the GF algorithm. And an iterative processing is used for improving the algorithm robustness. Considering that the traditional iterative method for the total variation model is time consuming, the Split Bregman iterative method is introduced to speed up the whole process. The experimental results indicate that the proposed method not only has certain advantages in peak signal noise ratio, normalized mean square error and structural similarity, but also increases the computation speed by nearly 30 times compared with the related traditional iterative method. It can effectively remove the noises while preserving more structure and edge details.

Key words image processing; image denoising; guided filtering; anisotropic total variation model; Split Bregman iterative method; structural similarity

OCIS codes 100.3008; 100.2960; 110.2960; 150.1135

1 引言

在获取和传输过程中,温度、机械、运动等外部和内部因素会引起图像质量的下降。图像质量下降不仅影响图像的视觉效果,还给后续的图像分割、目标识别等方面的处理增加了一定的难度。噪声是影响图像质量的重要因素之一,因此图像降噪是很多图像处理任务的第一步。图像降噪通过减少噪声所带来的影响从而改善图像质量,得到适合于人眼视觉或者机器自动处理的图像。从灰度变化的角度看,图像中的噪声点和特征明显的边缘点的灰度都发生了阶跃,在一些情况下不易区分,因此如何在图像降噪的同时保留更多的细节特征是图像降噪的关键。加性噪声是最常见的噪声类型之一,本文主要考虑加性高斯白噪声的去除问题。

收稿日期: 2016-11-22; **收到修改稿日期:** 2017-01-16

基金项目: 国家自然科学基金(U1404103)、河南省教育厅科学技术研究重点项目(14A520029,16A520053)、河南理工大学创新型科研团队项目(T2014-3)、河南理工大学博士基金(B2016-40)

作者简介: 芦碧波(1978—),男,博士,副教授,主要从事数字图像处理中的图像去噪、图像分割、色调映射等方面的研究。

E-mail: lubibojz@gmail.com

空域和频域是两种去除高斯白噪声的降噪空间,常见的空域降噪方法可分为两种:1) 线性滤波,其核权值与输入图像内容无关,常见的有均值滤波、高斯滤波等;2) 非线性滤波,如中值滤波、双边滤波等^[1]。

引导滤波(GF)是 He 等^[2]提出的一种非线性滤波算法,在图像去雾、增强等领域得到了广泛的应用^[3-4]。该方法输入两个图像,一个是待去噪图像,另一个是引导图像,引导图像可以与待去噪图像相同,也可以不同。借助于引导图像的良好结构,GF 算法具有良好的边缘保持能力,并克服双边滤波带来的梯度翻转现象,有效消除了伪影。在去噪问题中,通常将引导图像设为输入的待去噪图像。实际处理时发现,上述方案在噪声水平较低的情况下较为可行;当噪声水平较高时,引导图像的边缘等信息被噪声湮没,无法提供有效的引导信息,去噪的效果受到较大影响。为提高 GF 的去噪效果,必须使用结构清晰的图像作为引导图像。高陈强等^[5]提出 GF 和三维块匹配结合的红外图像去噪的方法,使用三维块匹配方法得到引导图像后进行 GF 去噪。该方法虽提高了 GF 的去噪能力,但由于没有对算法进行迭代处理,稳定性较差。芦碧波等^[6]提出各向同性全变分(ITV)引导图像去噪模型,并使用梯度下降法(GD)进行求解,该模型虽有效地改善了全变分模型易产生的阶梯效应,但边缘保持能力有限且计算速度十分慢^[7]。

研究表明,各向异性全变分(ATV)的边缘保持能力优于 ITV,因此研究人员将 ATV 应用到多个领域^[8]。针对红外图像的去噪问题,白俊奇等^[9]提出基于 ATV 的滤波算法;对于医学计算机断层扫描 CT 图像重建问题,Chen 等^[10]提出基于 ATV 的有限角度重建算法。对于加性噪声的去除问题,本文引入 ATV 得到边缘保持能力较好的引导图像,并构造迭代算法进行滤波。为提高该算法的效率,利用 Split Bregman 迭代法^[11-12]进行加速求解,解决了传统的 GD 计算效率低、收敛速度慢的问题。

2 ATV 引导图像去噪

2.1 引导滤波

引导滤波输入的待去噪图像为 f ,假设滤波输出图像 u 和引导图像 I 之间在局部区域的线性关系为

$$u_i^{\text{GF}} = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (1)$$

式中 ω_k 代表以像素 k 为中心、半径为 r 的圆形窗口, a_k 和 b_k 为 ω_k 中的线性系数。输出结果 u 与输入的待去噪图像 f 和噪声 n 之间的关系为

$$u_i^{\text{GF}} = f_i - n_i. \quad (2)$$

在 ω_k 内极小化噪声 n 相当于极小化代价函数

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} [(a_k I_i + b_k - f_i)^2 + \epsilon a_k^2], \quad (3)$$

式中调节参数 ϵ 的引入是防止 a_k 过大^[4]。

由回归分析^[13],可求得 a_k 和 b_k 分别为

$$a_k = \left(\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i f_i - \mu_k \bar{u}_k \right) / (\sigma_k^2 + \epsilon), \quad (4)$$

$$b_k = \bar{f}_k - a_k \mu_k, \quad (5)$$

式中 μ_k 和 σ_k^2 分别是窗口 ω_k 内的均值和方差, $|\omega|$ 是 ω_k 内像素数, $\bar{f}_k = (1/|\omega|) \sum_{i \in \omega_k} f_i$ 是 f 在 ω_k 内的均值。

每个像素点可能会被多个邻域窗口所覆盖,因此需对 GF 的输出结果 u_i^{GF} 作平均化处理

$$u_i^{\text{GF}} = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (6)$$

式中 $\bar{a}_i = (1/|\omega|) \sum_{k \in \omega_i} a_k$, $\bar{b}_i = (1/|\omega|) \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 。

为方便起见,简记引导滤波的计算公式为

$$u = u^{\text{GF}}(I, f), \quad (7)$$

从(4)~(6)式可以看出,引导图像制约着 GF 的输出结果。

2.2 基于 ATV 的 GF 迭代算法

在实验中发现,若直接将输入噪声图像作为引导图像进行图像去噪,当噪声水平较低时可以得到较为理

想的滤波结果;但当噪声水平上升时,引导图像的结构信息被噪声严重破坏或湮没,导致其去噪效果不够理想^[2]。为提高去噪性能,需要为引导滤波提供结构信息良好的引导图像。

基于 L1 范数的 ATV 去噪模型为

$$\min u^{\text{ATV}} = \iint_{\Omega} (|\nabla_x u| + |\nabla_y u|) dx dy + \frac{\mu}{2} \iint_{\Omega} (u - f)^2 dx dy, \quad (8)$$

式中 Ω 表示图像的定义域,像素点 $(x, y) \in \Omega$ 。等式右边第一项是正则项,要求图像具有良好的结构;第二项是拟合项,要求输入和输出图像间具有一定的相似性。研究表明,在边缘结构保持能力上,将一阶范数作为正则项的 ATV 模型要优于使用梯度二阶范数的 ITV 模型^[8]。

将 ATV 模型和 GF 模型相结合,利用两模型的互补优势,提高去噪性能。ATV+GF 模型的迭代公式为

$$\begin{cases} u_{i+1} = v^{\text{ATV}}(v_i) \\ v_{i+1} = u^{\text{GF}}(u_{i+1}, u_{i+1}) \quad i = 0, 1, 2, \dots, n, \\ i = i + 1 \end{cases} \quad (9)$$

其初始条件为 $u_0 = v_0 = f$ 。

具体算法的流程如图 1 所示。输入噪声图像 $u_0 = v_0 = f$, 首先由 ATV 计算得到图像 u_{i+1} , 然后将 u_{i+1} 作为引导图像输入进行 GF 得到图像 v_{i+1} , 如此循环迭代, 直到图像达到良好去噪效果为止。

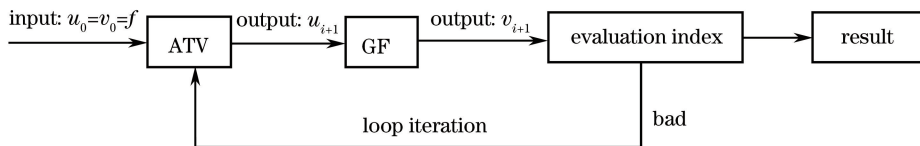


图 1 ATV+GF 去噪模型流程图

Fig. 1 Flow chart of ATV+GF denoising model

3 Split Bregman 算法求解 ATV 模型

ATV 模型的传统求解方法是 GD, 但 GD 方法计算效率低、收敛速度慢。为提高计算效果, 引入 Split Bregman 算法进行求解。

3.1 Split Bregman 算法简介

对于形如 $\min_u J(u) + H(u)$ 这样的优化问题, 当 $J(u) = \|u\|_1$ 时, 通过 Bregman 迭代可以将其转换为^[14]

$$u^{k+1} = \arg \min_u D_E^p(u, u^k) + H(u), \quad (10)$$

$$p^{k+1} = p^k - \nabla H(u^{k+1}), \quad (11)$$

式中 $D_E^p(u, v) = J(u) - J(v) - \langle p, u - v \rangle$, 表示 Bregman 距离; p 为 $E(v)$ 的次梯度; H 为从 X 到 R 的非负可微的凸函数, $u \in X$; J 为从 X 到 R 的凸函数, $u \in X$; 其中定义域 X 是凸集也是闭集。

当极小化的目标函数仅为向量的 L1 范数时, Bregman 迭代算法十分有效。但是在计算机视觉、图像处理等实际应用领域中, 需要的极小化目标可能是一个向量值函数的 L1 范数, 针对这一困难, Goldstein 等^[11] 在 Bregman 迭代的基础上, 融合了 Split 算法的分裂和收缩技术^[15], 形成计算 L1 正则化问题的 Split Bregman 迭代算法。

当 $J(u) = \|\Phi(u)\|_1$ 时, Split Bregman 迭代算法的公式为

$$(u^{k+1}, d^{k+1}) = \min_{u, d} \|d\|_1 + H(u) + \frac{\lambda}{2} \|d - \Phi(u) - b^k\|_2^2, \quad (12)$$

$$b^{k+1} = b^k + [\Phi(u^{k+1}) - d^{k+1}]. \quad (13)$$

式中 Φ 为从 X 到 R 的可微的凸函数, $u \in X$ 。

3.2 ATV 模型的 Split Bregman 算法

对(8)式所给的极小化问题, 令 $d = \Phi(u) = \nabla u$, 即 $d_x = \Phi_x(u) = \nabla_x u$, $d_y = \Phi_y(u) = \nabla_y u$, 则该问题转换为一个约束问题

$$\min_u \|d_x\|_1 + \|d_y\|_1 + \frac{\mu}{2} \|u - f\|_2^2, \quad (14)$$

加入罚函数项后得到一个非约束性问题

$$\min_{u, d_x, d_y} \|d_x\|_1 + \|d_y\|_1 + \frac{\mu}{2} \|u - f\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|d_x - \nabla_x u\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|d_y - \nabla_y u\|_2^2. \quad (15)$$

通过 Split Bregman 算法可以得到迭代公式

$$(u^{k+1}, d_x^{k+1}, d_y^{k+1}) = \min_{u, d_x, d_y} \|d_x\|_1 + \|d_y\|_1 + \frac{\mu}{2} \|u - f\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|d_x - \nabla_x u - b_x^k\|_2^2 + \frac{\lambda}{2} \|d_y - \nabla_y u - b_y^k\|_2^2, \quad (16)$$

$$b_x^{k+1} = b_x^k + (\nabla_x u^{k+1} - d_x^{k+1}), \quad (17)$$

$$b_y^{k+1} = b_y^k + (\nabla_y u^{k+1} - d_y^{k+1}). \quad (18)$$

该能量函数等式右边的第一项是保证 u 光滑。为了得到 u , 令(16)式对 u 的导数等于零可得到

$$(\mu I - \lambda \Delta) u = \mu f - \lambda \cdot \text{div}(d^k - b^k), \quad (19)$$

式中 Δ 为拉普拉斯算子符号, $d^k = (d_x^k, d_y^k)^\top$, $b^k = (b_x^k, b_y^k)^\top$, 此问题由傅里叶变换求解^[16]。最后利用收缩公式计算 d_x 和 d_y 的迭代式, 得到的迭代式为

$$d_x^{k+1} = \text{shrink}\left(\nabla_x u^{k+1} + b_x^k, \frac{1}{\lambda}\right), \quad (20)$$

$$d_y^{k+1} = \text{shrink}\left(\nabla_y u^{k+1} + b_y^k, \frac{1}{\lambda}\right), \quad (21)$$

式中 $\text{shrink}(x, \gamma) = x / |x| \cdot \max(|x| - \gamma, 0)$ 。

3.3 ATV+GF 模型的 Split Bregman 算法

ATV+GF 模型的 Split Bregman 算法的具体流程为

输入 $u^0 = v^0 = f, d_x^0 = d_y^0 = 0, b_x^0 = b_y^0 = 0, k = 0$

While $\|u^{k+1} - u^k\|_2 > t$ do

- 1) 利用(19)式计算 $u^{k+1} = v^{\text{ATV}}(v^k)$
 - 2) 利用(20)式计算 d_x^{k+1}
 - 3) 利用(21)式计算 d_y^{k+1}
 - 4) 利用(17)式计算 b_x^{k+1}
 - 5) 利用(18)式计算 b_y^{k+1}
 - 6) 利用(7)式计算 $v^{k+1} = u^{\text{GF}}(u^{k+1}, u^{k+1})$
- $k = k + 1$

end while

4 实验结果

利用 Matlab R2015b 软件对多幅图像进行仿真实验, 并与相关算法的结果进行对比。实验所用图像为标准测试图像和真实自然图像, 其中标准测试图像中添加的噪声是不同噪声水平的高斯白噪声。

4.1 评价指标

为客观评价图像去噪质量, 选取了峰值信噪比 (PSNR) 和归一化均方误差 (NMSE) 和结构相似性 (SSIM) 三个评价指标^[17-19]。

通常, PSNR 越高, 图像去噪效果越好, 其计算公式为

$$\kappa_{\text{PSNR}} = 10 \lg \left\{ \frac{255^2 \times M \times N}{\sum_{i,j} [u(i,j) - f(i,j)]^2} \right\}, \quad (22)$$

式中 M, N 分别为图像的行列数。

NMSE 是衡量图像去噪效果的另一客观指标, NMSE 越接近于零, 图像去噪效果越好, 计算公式为

$$\kappa_{\text{NMSE}} = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [u(i, j) - f(i, j)]^2}{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [u(i, j)]^2} \quad (23)$$

SSIM 是一种衡量图像相似度的指标。SSIM 的值越接近于 1, 图像去噪效果越好。该指标的测量由亮度、对比度和结构 3 种模块组成。

这 3 种对比模块函数的定义如下:

$$L(x, y) = \frac{2\mu_x\mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1}, \quad (24)$$

$$C(x, y) = \frac{2\sigma_x\sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2}, \quad (25)$$

$$S(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x\sigma_y + C_3}. \quad (26)$$

最后, 3 个对比函数组合成一个完整的相似度测量函数:

$$\kappa_{\text{SSIM}}(x, y) = L(x, y)C(x, y)S(x, y), \quad (27)$$

式中 x 和 y 分别为对比图像, μ_x 和 μ_y 分别为 x 和 y 的均值, σ_x 和 σ_y 分别为 x 和 y 的方差, σ_{xy} 为图像 x 和 y 的协方差, C_1 、 C_2 和 C_3 为小的正常数, 目的是防止上式分母为零。

4.2 ATV 与 ITV 去噪对比实验

为验证 ATV 模型的优势, 将该模型的去噪效果与 ITV 模型进行对比。图 2 为 3 个标准测试图像的去噪结果图。

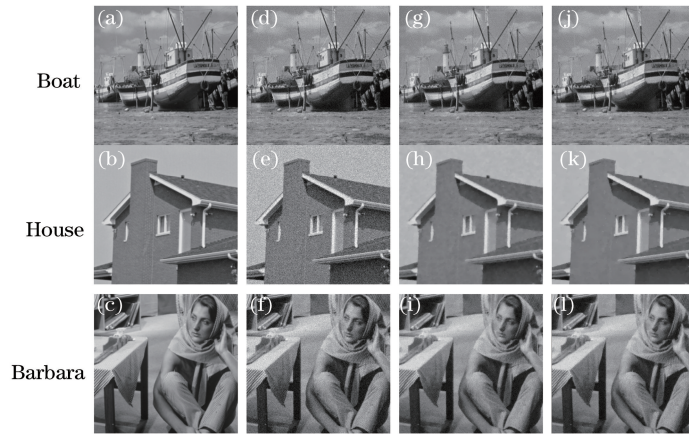


图 2 ATV 模型与 ITV 模型的去噪结果对比。(a)~(c)原始图像;(d)~(f)噪声图像;(g)~(i) ITV;(j)~(l) ATV

Fig. 2 Comparison of ATV and ITV image denoising results. (a)-(c) Original images;

(d)-(f) noisy images; (g)-(i) ITV; (j)-(l) ATV

ATV 和 ITV 评价指标的对比结果如表 1 所示。

表 1 ATV 和 ITV 评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation index of the ATV and ITV

Original image	Noise level	Noisy image			ITV			ATV		
		$\kappa_{\text{PSNR}} / \text{dB}$	κ_{NMSE}	κ_{SSIM}	$\kappa_{\text{PSNR}} / \text{dB}$	κ_{NMSE}	κ_{SSIM}	$\kappa_{\text{PSNR}} / \text{dB}$	κ_{NMSE}	κ_{SSIM}
Boat	10	28.1499	0.0052	0.7245	32.1795	0.0021	0.8755	32.5065	0.0019	0.8758
House	15	24.6622	0.0105	0.4735	32.1911	0.0019	0.8561	32.6321	0.0017	0.8637
Barbara	20	22.0981	0.0239	0.5230	26.2284	0.0092	0.7761	26.6000	0.0085	0.7848

综合图 2 和表 1 可以看出, ATV 模型的去噪效果和结构保持能力略优于 ITV 模型。

4.3 标准测试图像去噪实验

将 ATV+GF 算法对多幅标准测试图像的去噪效果与 GF 算法^[2]、基于 GD 的 ITV 引导滤波去噪算法 (GD+ITV+GF)^[6]、Chaudhury 等^[20]提出的加权双边滤波(WBF)算法进行对比。

图 3 为添加噪声水平 $\sigma=20$ 的 Lena 图(512 pixel \times 512 pixel)去噪结果。图 3(d)为 GD+ITV+GF 算法结果图,该算法虽保持了边界,但得到的图像过于平滑以致丢失了部分图像细节。图 3(e)出现了模糊现象。图 3(f)为 ATV+GF 算法结果图,该方法得到的图像保留了更多的帽子纹理细节信息。



图 3 Lena 图像去噪结果对比。(a)原始图像;(b)噪声图像;(c) GF;(d) GD+ITV+GF;(e) WBF;(f) ATV+GF;
(g)图 3(d)的局部图像;(h)图 3(e)的局部图像;(i)图 3(f)的局部图像

Fig. 3 Comparison of Lena image denoising results. (a) Original image; (b) noisy image; (c) GF; (d) GD+ITV+GF; (e) WBF; (f) ATV+GF; (g) local image in Fig. 3 (d); (h) local image in Fig. 3 (e); (i) local image in Fig. 3 (f)

图 4 为添加噪声 $\sigma=30$ 的 Lake 图(512 pixel \times 512 pixel)去噪结果。从图 4(d)可以看出,GD+ITV+GF 算法虽减轻了阶梯效应,但出现了结块现象。从图 4(e)可以看出,WBF 算法效果优于 GD+ITV+GF 算法。从图 4(f)可以看出,ATV+GF 算法很好地还原了图像水面波纹和白云等这些细节,给人良好的视觉效果。

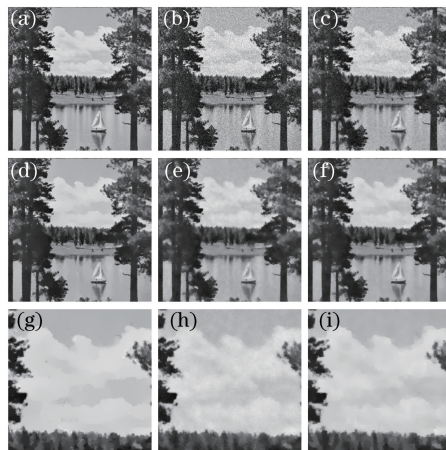


图 4 Lake 图像去噪结果对比。(a)原始图像;(b)噪声图像;(c) GF;(d) GD+ITV+GF;(e) WBF;(f) ATV+GF;
(g)图 4(d)的局部图像;(h)图 4(e)的局部图像;(i)图 4(f)的局部图像

Fig. 4 Comparison of the Lake image denoising results. (a) Original image; (b) noisy image; (c) GF; (d) GD+ITV+GF; (e) WBF; (f) ATV+GF; (g) local image in Fig. 4 (d); (h) local image in Fig. 4 (e); (i) local image in Fig. 4 (f)

图 5 为添加噪声 $\sigma=40$ 的 Pepper 图(780 pixel \times 780 pixel)去噪结果。从图 5(d)可以看出,当噪声水平增大时,GD+ITV+GF 算法的去噪效果变差。从图 5(f)可以看出,ATV+GF 算法得到的结果在边缘保持上更加突出。

图 6 为添加噪声 $\sigma=40$ 的 Man 图(850 pixel \times 850 pixel)去噪结果。从图 6(d)可以看出,当图像尺寸变

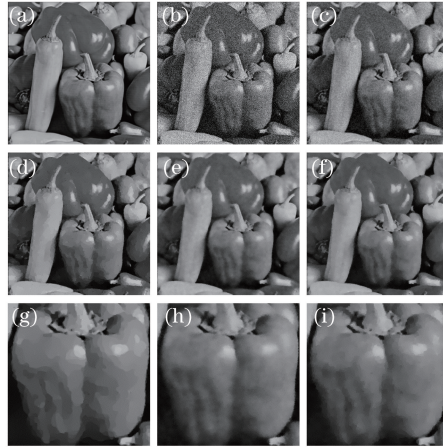


图 5 Pepper 图像去噪结果对比。(a)原始图像;(b)噪声图像;(c) GF;(d) GD+ITV+GF;(e) WBF;(f) ATV+GF;
(g)图 5(d)的局部图像;(h)图 5(e)的局部图像;(i)图 5(f)的局部图像

Fig. 5 Comparison of the Pepper image denoising results. (a) Original image; (b) noisy image; (c) GF; (d) GD+ITV+GF;
(e) WBF; (f) ATV+GF; (g) local image in Fig. 5 (d); (h) local image in Fig. 5 (e); (i) local image in Fig. 5 (f)

大时,GD+ITV+GF 算法的去噪效果变差。从图 6(f)可以看出,ATV+GF 算法得到的图像很好地消除了阶梯效应和结块现象,原图细节得以保留。



图 6 Man 图像去噪结果对比。(a)原始图像;(b)噪声图像;(c) GF;(d) GD+ITV+GF;(e) WBF;(f) ATV+GF;
(g)图 6(d)的局部图像;(h)图 6(e)的局部图像;(i)图 6(f)的局部图像

Fig. 6 Comparison of the Man image denoising results. (a) Original image; (b) noisy image; (c) GF; (d) GD+ITV+GF;
(e) WBF; (f) ATV+GF; (g) local image in Fig. 6 (d); (h) local image in Fig. 6 (e); (i) local image in Fig. 6 (f)

图 7 为添加噪声 $\sigma=40$ 的 Cameraman 图(1024 pixel \times 1024 pixel)去噪结果。从图 7(d)可以看出,GD+ITV+GF 算法的结果图中草地和建筑物出现结块现象,丢失了原图像的较多细节。图 7(e)为 WBF 算法结果图,该算法虽保持了较多纹理特征,但是易出现模糊现象。从图 7(f)可以看出,ATV+GF 算法很好地还原了图像建筑物这一细节,且消除了图 7(e)中产生的结块现象。

为从主观上体现其去噪效果,给出了 GD+ITV+GF 算法、WBF 算法和 ATV+GF 算法的局部放大图。从局部放大图可以得出,GD+ITV+GF 算法虽减轻了阶梯效应,但一般得到的图像过于平滑且有结块现象,丢失了部分图像细节。WBF 算法的效果明显优于 GD+ITV+GF 算法,该算法能保持更多的图像纹理特征,但整体会出现模糊现象。而 ATV+GF 算法不仅有更强的边缘保持能力,而且还还原了更多的图像细节,整体视觉效果优于前两种算法。

表 2~4 给出了这 4 种算法的评价指标的对比结果。表 5 所示为所耗时间的对比结果。由表 5 可知,ATV+GF 算法在计算时间上有极大的优势,其中计算速度大约是基于 GD 的全变分引导模型的 30 倍。

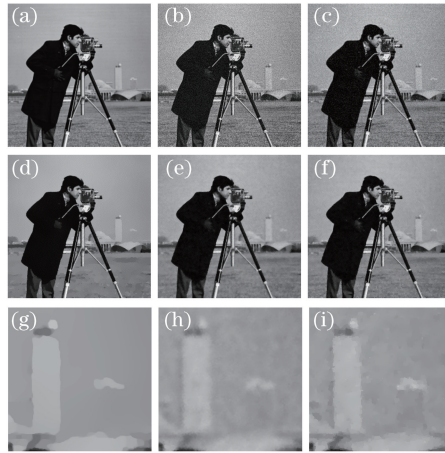


图 7 Cameraman 图像去噪结果对比。(a)原始图像;(b)噪声图像;(c) GF;(d) GD+ITV+GF;(e) WBF;
(f) ATV+GF;(g)图 7(d)的局部图像;(h)图 7(e)的局部图像;(i)图 7(f)的局部图像

Fig. 7 Comparison of the Cameraman image denoising results. (a) Original image; (b) noisy image; (c) GF;
(d) GD+ITV+GF; (e) WBF; (f) ATV+GF; (g) local image in Fig. 7 (d);
(h) local image in Fig. 7 (e); (i) local image in Fig. 7 (f)

表 2 峰值信噪比对比

Table 2 Comparison of the κ_{PSNR}

dB

Original image	Noise level	Noisy image	GF	GD+ITV+GF	WBF	ATV+GF
Lena	20	22.105	27.893	30.300	30.698	31.174
Lake	30	18.576	23.173	26.029	26.187	26.435
Pepper	40	16.091	25.216	31.060	31.131	31.487
Man	40	16.080	23.593	27.724	28.046	28.597
Cameraman	40	16.094	25.154	30.741	30.810	31.048

表 3 归一化均方误差对比

Table 3 Comparison of the κ_{NMSE}

Original image	Noise level	Noisy image	GF	GD+ITV+GF	WBF	ATV+GF
Lena	20	0.0214	0.0053	0.0031	0.0028	0.0026
Lake	30	0.0428	0.0158	0.0082	0.0079	0.0074
Pepper	40	0.1314	0.0152	0.0041	0.0039	0.0036
Man	40	0.1038	0.0190	0.0071	0.0068	0.0060
Cameraman	40	0.0865	0.0111	0.0031	0.0030	0.0028

表 4 结构相似性对比

Table 4 Comparison of the κ_{SSIM}

Original image	Noise level	Noisy image	GF	GD+ITV+GF	WBF	ATV+GF
Lena	20	0.3574	0.6227	0.8005	0.8325	0.8530
Lake	30	0.3604	0.5191	0.6706	0.7277	0.7507
Pepper	40	0.1183	0.4229	0.8461	0.8761	0.8798
Man	40	0.1681	0.4152	0.6852	0.7432	0.7613
Cameraman	40	0.1213	0.4016	0.8583	0.8614	0.8692

表 5 所耗时间对比

Table 5 Comparison of the calculated time

s

Original image	Noise level	WBF	GD+ITV+GF	ATV+GF
Lena	20	1.077087	27.327970	1.256502
Lake	30	1.665583	24.310697	1.978675
Pepper	40	5.062847	130.308225	5.901268
Man	40	7.235999	196.185995	7.411797
Cameraman	40	16.303338	448.408268	16.293409

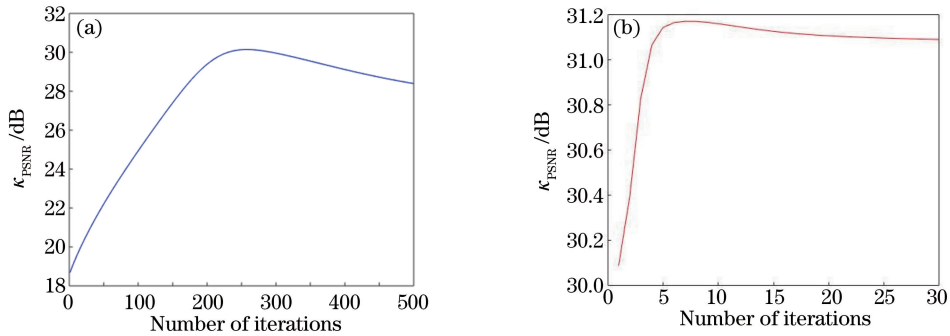


图 8 (a) GD+ITV+GF 算法的 PSNR 曲线图; (b) ATV+GF 算法的 PSNR 曲线图

Fig. 8 (a) PSNR graph of the GD+ITV+GF model; (b) PSNR graph of the ATV+GF model

由图 8(a)、(b)可知,使用 GD 的全变分引导模型计算的 PSNR 在迭代次数为 240 次左右达到最大,而 ATV+GF 算法在第 6 次时就已达到最大,且计算得到的 PSNR 值比前者大,验证了 ATV+GF 算法计算速度十分快这一优点。

4.4 真实含噪声图像去噪实验

前文的测试图采用的均是噪声仿真图像,而实际的噪声图像要比仿真图像复杂,为验证 ATV+GF 算法有着良好的去噪性能,选取一幅真实噪声图像进行去噪对比。该幅图由 Canon A530 相机在感光度为 800 的条件下拍摄,图片源于文献[21],去噪结果如图 9 所示。

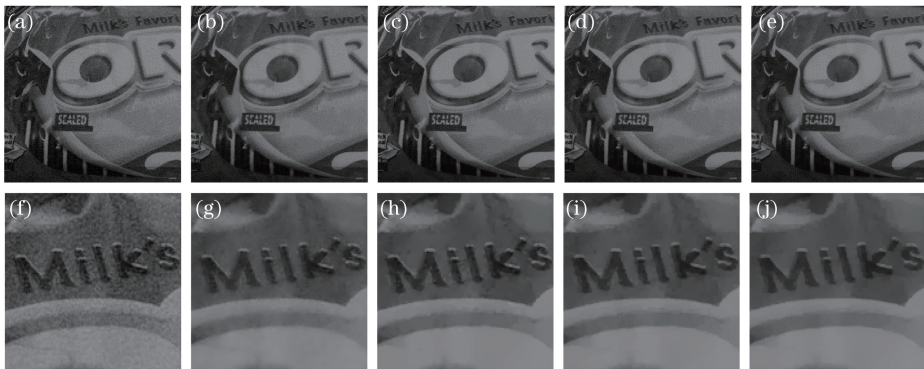


图 9 Cookie 图像去噪结果对比。(a)原始图像;(b) GF;(c) GD+ITV+GF;(d) WBF;(e) ATV+GF;(f)图 9(a)的局部图像;(g)图 9(b)的局部图像;(h)图 9(c)的局部图像;(i)图 9(d)的局部图像;(j)图 9(e)的局部图像

Fig. 9 Comparison of the Cookie image denoising results. (a) Original image; (b) GF; (c) GD+ITV+GF; (d) WBF;

(e) ATV+GF; (f) local image in Fig. 9 (a); (g) local image in Fig. 9 (b); (h) local image in Fig. 9 (c);

(i) local image in Fig. 9 (d); (j) local image in Fig. 9 (e)

5 结 论

基于 Split Bregman 算法进行求解的 ATV 引导去噪模型,有效地解决了传统迭代算法的计算速度十分缓慢这一问题。数值实验证明,ATV+GF 算法的计算速度大约是传统迭代算法的 30 倍。由 PSNR、NMSE 和 SSIM 三个客观指标分析可知,该算法计算得到的去噪图像的质量也大大提高,主要体现在细节的保留、边缘的保持和阶梯效应的消除这几方面上。无论是仿真的噪声图像还是实际应用的噪声图像,ATV+GF 算法都有着良好的去噪性能。因此,ATV+GF 去噪模型有着更广泛的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Yang Yongfa, Li Qi. Application of bilateral filtering algorithm on terahertz confocal scanning image denoising[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(12): 121101.
 杨永发, 李 琦. 双边滤波算法的太赫兹共焦扫描图像去噪应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(12): 121101.

- [2] He K M, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [3] Wang Weixing, Xiao Xiang, Chen Liangqin. Image dark channel prior haze removal based on minimum filtering and guided filtering[J]. Optics and Precision Engineering, 2015, 23(7): 2100-2108.
王卫星, 肖翔, 陈良琴. 结合最小滤波和引导滤波的暗原色去雾[J]. 光学精密工程, 2015, 23(7): 2100-2108.
- [4] Xiao Chuangbo, Zhao Hongyu, Yu Jing. Rapid retinex algorithm for night color image enhancement based on guided filtering[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2013, 39(12): 1868-1873.
肖创柏, 赵宏宇, 禹晶. 基于引导滤波的Retinex快速夜间彩色图像增强技术[J]. 北京工业大学报, 2013, 39(12): 1868-1873.
- [5] Gao Chenqiang, Chen Pei. Infrared image denoising based on three-dimensional block matching [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science), 2016, 28(2): 150-155.
高陈强, 陈佩. 引导滤波和三维块匹配结合的红外图像去噪[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2016, 28(2): 150-155.
- [6] Lu Bibo, Wang Jianlong, Zheng Yanmei. Total variation guided filtering method for image denoising[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(8): 207-210.
芦碧波, 王建龙, 郑艳梅. 全变分引导图像去噪[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(8): 207-210.
- [7] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [8] Chen Huasong, Song Yang, Zhang Zhengjun, *et al.* Motion blind deblurring method by using anisotropic total variation [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2015, 26(6): 1206-1214.
陈华松, 宋阳, 张正军, 等. 基于各向异性总变分的运动模糊盲复原方法[J]. 光电子·激光, 2015, 26(6): 1206-1214.
- [9] Bai Junqi, Chen Qian. Algorithm for infrared image noise filtering based on anisotropic diffusion[J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(5): 866-869.
白俊奇, 陈钱. 基于各向异性扩散的红外图像噪声滤波算法[J]. 光学学报, 2008, 28(5): 866-869.
- [10] Chen Z Q, Jin X, Li L, *et al.* A limited-angle CT reconstruction method based on anisotropic TV minimization[J]. Physics in Medicine and Biology, 2013, 58(7): 2119-2141.
- [11] Goldstein T, Osher S. The Split Bregman method for L1-regularized problems[J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343.
- [12] Xie Aimin, Zhou Guanghua, Feng Xiangchu. Image inpainting algorithm of curvature driven diffusions based on Split Bregman method[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2010, 47(8): 081002.
谢爱敏, 周光华, 冯象初. 一种基于 Split Bregman 方法的快速曲率驱动图像修补算法[J]. 激光与光电子学进展, 2010, 47(8): 081002.
- [13] Hastie T, Tibshirani R, Friedman J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction[M]. California: Springer, 2001: 192-192.
- [14] Bregman L M. The relaxation method of finding the common point of convex sets and its application to the solution of problems in convex programming[J]. Ussr Computational Mathematics & Mathematical Physics, 1967, 7(3): 200-217.
- [15] Wang Y, Yin W, Zhang Y. A fast algorithm for image deblurring with total variation regularization[R]. CAAM, 2007: 1-19.
- [16] Vogel C R, Oman M E. Iterative methods for total variation denoising[J]. Siam Journal on Scientific Computing, 1997, 17(1): 227-238.
- [17] Gao Lulu, Liu Jianjun, Ren Xin, *et al.* Image quality evaluation of panoramic camera steropair based on structural similarity[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(7): 071004.
高露露, 刘建军, 任鑫, 等. 基于结构相似度的全景相机立体像对图像质量评价[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(7): 071004.
- [18] Pang Haochen, Zhu Ming, Guo Liqiang. Objective color image fusion performance index [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(9): 2348-2353.

逢浩辰, 朱 明, 郭立强. 彩色图像融合客观评价指标[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(9): 2348-2353.

- [19] Li Shanshan, Wang Qi, Feng Xingle. A novel quality metric based on luminance and contrast model for image fusion [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(6): 061001.
李珊珊, 王 琦, 冯兴乐. 基于亮度和对比度模型的图像融合质量评估标准[J]. 激光与光电子学进展, 2011, 48(6): 061001.
- [20] Chaudhury K N, Rithwik K. Image denoising using optimally weighted bilateral filters: a sure and fast approach [J]. International Conference on Image Processing, 2015: 108-112.
- [21] Zhang M, Gunturk B K. Multiresolution bilateral filtering for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2324-2333.