

NLTV: 非局部数字全变差滤波算法

肖亮¹⁾, 韦志辉^{1),2)}, 吴慧中¹⁾

¹⁾(南京理工大学计算机科学与技术学院, 南京 210094) ²⁾(南京理工大学应用数学系, 南京 210094)

摘要: 在图像平滑处理过程中, 如何设计保持图像边缘和纹理细节的数字图像去噪滤波器一直是人们关注的热点问题。本文在统一描述数字全变差滤波算法(DTV)和数字双边全变差算法(DBTV)的滤波机制的基础上, 利用图像像素间的近-远程相关性, 分别定义近程相关性和远程相关性两个度量, 建立了一种非局部图像滤波自适应双边加权机制, 提出一种同时适合高斯噪声和脉冲噪声的非局部数字全变差滤波算法(NLTV)。实验验证了新算法在抑制噪声的同时具有较好的边缘细节和纹理保持性能。

关键词: 图像去噪; 近程相关; 远程相关; 非局部滤波; 全变差

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-8961(2010)09-1318-08

NLTV: a non-local digital TV filtering algorithm

XIAO Liang¹⁾, WEI Zhihui^{1),2)}, WU Huizhong¹⁾

¹⁾(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

²⁾(Department of Applied Mathematic, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract: How to design digital image denoising filters with good ability of preserving edge and texture information is an international and popular issue in image processing. The unified filtering mechanism of digital TV filter (DTV) and digital bilateral TV filter (DBTV) is described firstly, and then a novel non-local adaptive bilateral filtering mechanism is established. The definition of pixel's short dependence and long dependence measures are given, and a new non-local digital TV filter (NLTV) is proposed which can deal with Gaussian noise and impulse noise respectively. Experiments show that our proposed algorithm has quite good ability of noise suppressing as well as edge and texture preserving.

Keywords: image de-noising; short distance dependence; long distance dependence; non local filter; total variation

0 引言

图像滤波在图像去噪、超分辨重建、图像修补中有重要应用, 能为后续图像分割、特征抽取和模式识别提供更为精确的细节信息。同时由于图像滤波去噪属于数学不适定问题, 与图像正则化理论、基于变分偏微分方程的方法等存在千丝万缕的关系, 因此一直是图像处理中经久不衰的问题^[1-3]。

图像平滑滤波器设计的关键是如何在消除噪声

的同时, 尽可能地保持图像的边缘、纹理等重要的视觉特征。目前图像平滑算法包括线性和非线性算法两类。由于图像的非平稳性和非高斯性, 线性滤波算法(如高斯滤波)很难保持图像的重要视觉特征, 因此非线性算法在图像平滑中占有重要地位。目前基于变分偏微分方程的非线性滤波算法研究如火如荼。文献[4]基于Rudin-Osher的全变差模型^[2], 提出了一种数字全变差滤波器(DTV), 该滤波器通过选择性扩散机制, 使得在低对比度区域促进扩散, 在高对比度区域则抑制扩散, 从而实现边缘保持的图

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA12E100); 国家自然科学基金项目(60802039, 60672074); 国家教育部博士点基金项目(20070288050)。

收稿日期: 2009-02-04; **改回日期:** 2009-05-07

第一作者简介: 肖亮(1976—), 男, 副教授。2004年3月南京理工大学获计算机应用技术博士, 博士后出站人员。主要研究方向为变分偏微分方程在图像处理中的应用、多尺度几何分析、虚拟现实与系统仿真。E-mail: xtxiaoliang@163.com。

像平滑。文献[5]引入邻域像素与中心像素间的几何距离度和灰度相似性度量,建立距离与灰度的双重加权机制,提出了能够较好保持边缘的双边滤波器。文献[6-7]根据双边滤波的思想,提出了一种改进的数字全变差滤波器(DBTV),进一步缓解了降噪和保持图像边缘的矛盾,但是降噪和保持图像纹理细节的矛盾没有很好地解决。针对纹理保持问题,文献[8-9]提出了非局部均值滤波(NL-mean)算法,文献[10]提出了基于局部和上下文不连续性驱动的自适应平滑算法,这些研究表明利用大范围像素间的相似性能提高滤波算法的边缘和纹理保持性能。

受文献[8-10]中非局部化思想的启发,在数字全变差滤波器的基础上,根据图像间存在近-远程相关性的思想,通过定义近程相关性和远程相关性两个度量,建立图像滤波自适应双边加权机制,提出一种非局部数字全变差滤波器(NLTV)。实验证明NLTV同时适合高斯噪声和脉冲噪声两种情形,并且具有较好的边缘和纹理细节保持性能。

1 DTV 和 DBTV 算法回顾及问题分析

DTV 和 DBTV 滤波算法是基于图上数据的全变差正则化而导出的^[5-7]。为了揭示两个算法的滤波机制,进而阐述 NLTV 算法的滤波机制,首先回顾 DTV 和 DBTV 滤波算法的基本原理。定义图 G 为一个有序的二元组 (Ω, E) , 其中 Ω 称为结点集(非空), $E \subseteq \Omega \times \Omega$ 称为边集。若 $e \in E, e = (\alpha, \beta)$, 称边 e 连接结点 α 和 β ; 结点 α 和 β 称为边 e 的端点; 若 $\alpha = \beta$, 边 e 称为自环。当任意一条边 $(\alpha, \beta) \in E$, 有 $(\beta, \alpha) \in E$, 称图是无向图。当在图 G 的每条边 $e = (\alpha, \beta)$ 上定义对称的权函数 $w: E \rightarrow \mathbf{R}^+$, 且 $w(\alpha, \beta) = w(\beta, \alpha)$, 则称图 G 为赋权无向图。赋权无向图在某个结点 α 的邻域可定义为 $\beta \sim \alpha$, 且满足 $\beta \in \beta \sim \alpha$, 则 $\alpha \in \beta \sim \alpha$ 。图像 $u(\alpha), \alpha \in \Omega$: 灰度图像 u 可看做是定义在非空结点集 Ω 上的数据, 每个结点 α 处的值为 $u(\alpha)$, 像素间的像素相似关系可通过权函数 $w(\alpha, \beta)$ 表达。根据上述定义, 则数字图像可看做是图上的数据, 而 DTV 和 DBTV 滤波算法在原理上是图像去噪统一归结为如下变分问题

$$u^* = \arg \min_u \left\{ \frac{1}{2} J_s(u) + \lambda J_d(u, u_0) \right\} =$$

$$\arg \min_u \left\{ \frac{1}{2} \sum_{\alpha \in \Omega} |\nabla_w u(\alpha)|_\varepsilon +$$

$$\lambda \sum_{\alpha \in \Omega} \psi(u(\alpha) - u_0(\alpha)) \right\} \quad (1)$$

式中, $|\nabla_w u(\alpha)|_\varepsilon := \sqrt{\sum_{\beta \sim \alpha} \omega(\alpha, \beta) (u(\beta) - u(\alpha))^2 + \varepsilon}$, $J_s(u)$ 为图像正则项, $J_d(u, u_0)$ 为图像的保真项, 参数 $\varepsilon > 0$ 为调整参数, λ 为拉格朗日乘子。

利用变分法, 不难导出模型(1)的数字 Euler-lagrange 方程为

$$\sum_{\beta \in \Omega} (u(\alpha) - u(\beta)) \omega(\alpha, \beta) \left(\frac{1}{|\nabla_w u|_\varepsilon(\alpha)} + \frac{1}{|\nabla_w u|_\varepsilon(\beta)} \right) + \lambda \frac{\psi'(u(\alpha) - u_0(\alpha))}{u(\alpha) - u_0(\alpha)} (u(\alpha) - u_0(\alpha)) = 0 \quad (2)$$

对每个结点 $\alpha \in \Omega$, 可定义局部邻域 $N_\alpha^s = \{\beta \mid \|\alpha - \beta\| < s\}$ 及结点 α 与邻居结点的权重

$$\omega(\alpha, \beta) = \begin{cases} R(\alpha, \beta) \in (0, 1] & \beta \in N_\alpha^s \\ 0 & \beta \in \Omega \setminus N_\alpha^s \end{cases}$$

其中, $R(\alpha, \beta)$ 为取值为正的对称实函数。

对式(2)进行整理, 可得:

$$u(\alpha) = \sum_{\beta \in N_\alpha^s} \text{sim}(\alpha, \beta) u(\beta) + \text{sim}(\alpha, \alpha) u_0(\alpha) \quad (3)$$

其中,

$$\text{sim}(\alpha, \beta) = \frac{F(\alpha, \beta) \omega(\alpha, \beta)}{\tilde{\lambda}(\alpha) + \sum_{\beta \in N_\alpha^s} F(\alpha, \beta) \omega(\alpha, \beta)} \quad (4)$$

$$\text{sim}(\alpha, \alpha) = \frac{\tilde{\lambda}(\alpha)}{\tilde{\lambda}(\alpha) + \sum_{\beta \in N_\alpha^s} F(\alpha, \beta) \omega(\alpha, \beta)} \quad (5)$$

$$F(\alpha, \beta) = \frac{1}{|\nabla_w u|_\varepsilon(\alpha)} + \frac{1}{|\nabla_w u|_\varepsilon(\beta)} \quad (6)$$

$$\tilde{\lambda}(\alpha) = \lambda(\alpha) \frac{\psi'(u(\alpha) - u_0(\alpha))}{u(\alpha) - u_0(\alpha)} \quad (7)$$

分析上述滤波形式可知, 该滤波过程仅仅考虑了像素近程邻域内像素间的相关性且近程邻域内像素对当前滤波的贡献由相似度 $\text{sim}(\alpha, \beta)$ 和 $\text{sim}(\alpha, \alpha)$ 决定, 所有贡献之和为 1。同时根据权重 $\omega(\alpha, \beta)$ 的不同选取, 上述滤波过程能够统一 DTV 和 DBTV 数字滤波器:

$$1) \text{ 当 } \omega(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1 & \beta \in N_\alpha^s \\ 0 & \beta \in \Omega \setminus N_\alpha^s \end{cases}, \text{ 当 } \psi(s) = s^2,$$

即为文献[4]中提出的 DTV 滤波器;

$$2) \text{ 当 } \omega(\alpha, \beta) = \begin{cases} \exp\{-\|\alpha - \beta\|^2 / 2\sigma^2\} & \beta \in N_\alpha^s \\ 0 & \beta \in \Omega \setminus N_\alpha^s \end{cases},$$

即为文献[5-6]中提出的 DBTV 滤波器, 并指出: 当图像被高斯噪声污染时, 保真项应该取 l^2 范数(即 $\psi(s) = s^2$); 而当图像被 Laplace 分布的脉冲噪声污

染时,保真项应该取 l^1 范数(即 $\psi(s) = |s|$)。

不难看出, DBTV 算法是 DTV 算法的推广形式,同时距离与灰度双重加权机制在一定程度上缓解了降噪和保护图像细节的矛盾,但是无论是 DTV 还是 DBTV,降噪和保护图像纹理细节的矛盾没有很好地解决。例如对于图 1 中黑白相间的纹理图像(“●”代表灰度值较低的像素,“○”代表灰度值较高的像素,“⊕”和“⊙”分别代表不同程度的噪声),显然根据 DBTV 和 DTV 的滤波过程,“⊕”的像素将会接近“●”的灰度特性,而“⊙”的像素将会接近“○”的灰度特性。然而根据人类视觉系统的认知机理,“⊕”的像素最好接近“○”的灰度特性,而“⊙”的像素最好接近“●”的灰度特性,从而达到视觉上纹理的完整性。

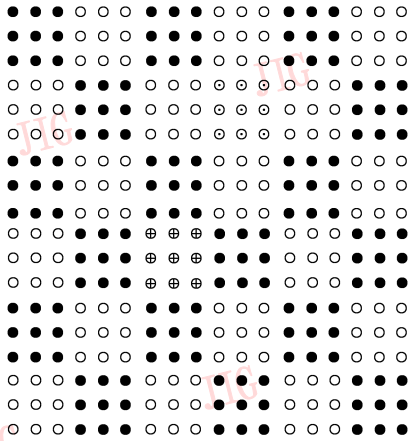


图 1 一幅含噪声信息的黑白相间纹理图像示意图

Fig. 1 Illustration of noisy binary texture pattern

2 非局部数字 TV 滤波算法(NLTV)

2.1 NLTV 算法的提出

考虑对 DBTV 的滤波过程进行改进。基本思想是,大多数自然图像内部普遍存在结构和细节上的相似性。这种相似性体现为局部范围相关性和远程范围相关性两方面。例如图像的边缘局部结构上的连续性比较明显,而图像的纹理细节远程相关性更加明显。因此滤波的加权过程应该综合考虑近-远程相关的像素对当前像素的所有贡献,最终实现局部边缘结构的光滑重建;而局部纹理层面的细节损失可以通过远程区域完好的纹理细节的信息补充,达到滤波过程对纹理细节的有效保持。

注意到滤波公式(4)和式(5)中的 $sim(\alpha, \beta)$ 和

$sim(\alpha, \alpha)$ 本质上是像素间的相似度,且与 $F(\alpha, \beta)$ 和 $\omega(\alpha, \beta)$ 两个因素有关。下面根据近-远程相关的思想分别引入近程相关性 $F_s(\alpha, \beta)$ 和远程相关性 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 两个新度量,重新定义相似度 $sim(\alpha, \beta)$ 。

1) 近程相关性 $F_s(\alpha, \beta)$ 。对当前滤波像素 α , 对近程邻域 $N_\alpha^s = \{\beta \mid \|\alpha - \beta\| < s\}$ 的邻居定义近程相关性

$$F_s(\alpha, \beta) = \frac{1}{|\nabla_{\omega_s} u|_s(\alpha)} + \frac{1}{|\nabla_{\omega_s} u|_s(\beta)}$$

式中, $\omega_s(\alpha, \beta)$ 为权重函数,定义为

$$\omega_s(\alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{1}{c(\alpha)} \exp\{-\|\alpha - \beta\|^2/h^2\} & \beta \in N_\alpha^s \\ 0 & \beta \in \Omega \setminus N_\alpha^s \end{cases} \quad (8)$$

而 $|\nabla_{\omega_s} u|_s(\alpha)$ 为局部加权变差,定义为

$$|\nabla_{\omega_s} u|_s(\alpha) = \sqrt{\sum_{\beta \in N_\alpha^s} (u(\beta) - u(\alpha))^2 \omega_s(\alpha, \beta) + \varepsilon}$$

2) 远程相关性 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 。对当前滤波像素 α , 以 α 为中心引入大范围窗口 $N_\alpha^l, l > s$, 按照模板距离(Patch-distance)方法^[8], 该大窗口内的所有像素对中心像素 α 的远程相关性 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 定义为

$$\omega_l(\alpha, \beta) = \begin{cases} \frac{1}{c(\alpha)} \exp\{-d(u(B_\alpha), u(B_\beta))/h^2\} & \beta \in N_\alpha^l \\ 0 & \beta \in \Omega \setminus N_\alpha^l \end{cases} \quad (9)$$

式中, $N_\alpha^l = \{\beta \mid \|\beta - \alpha\| < l\}$, $c(\alpha)$ 为归一化参数, h 为相似度调整性参数, $u(B_\alpha) = \{u(\gamma) : \gamma \in N_\alpha^s\}$, N_α^s 为像素 α 处的近程邻域。 $d(u(B_\alpha), u(B_\beta))$ 为两近程邻域的模板距离,取 $d(u(B_\alpha), u(B_\beta)) = \sum G_\sigma(t) |u(\alpha + t) - u(\beta + t)|^2$, G_σ 为标准差为 σ 的高斯核。

综合重新定义的近程相关性 $F_s(\alpha, \beta)$ 和远程相关性 $\omega_l(\alpha, \beta)$, NLTV 的滤波过程表述为

$$u(\alpha) = \sum_{\beta \in N_\alpha^l} sim(\alpha, \beta) u(\beta) + sim(\alpha, \alpha) u_0(\alpha) \quad (10)$$

式中,

$$sim(\alpha, \beta) = \frac{F_s(\alpha, \beta) \omega_l(\alpha, \beta)}{\bar{\lambda}(\alpha) + \sum_{\beta \in N_\alpha^l} F_s(\alpha, \beta) \omega_l(\alpha, \beta)}$$

$$sim(\alpha, \alpha) = \frac{\bar{\lambda}(\alpha)}{\bar{\lambda}(\alpha) + \sum_{\beta \in N_\alpha^l} F_s(\alpha, \beta) \omega_l(\alpha, \beta)}$$

为了进一步说明本文算法的思想,结合图 2 进

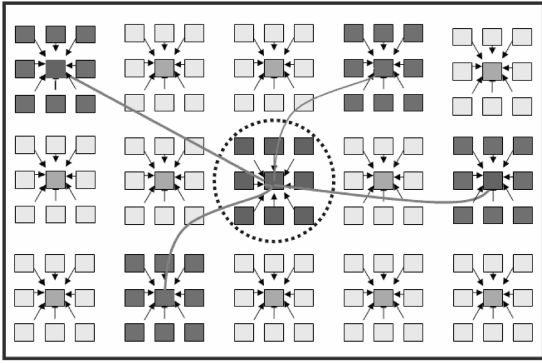


图2 算法滤波机理分析示意图

Fig. 2 Illustration of algorithm filtering mechanism

行分析。假设图2中正中心圆圈中心像素是噪声污染的像素 α ,提出的NLTV滤波过程通过引入基于空间距离加权、基于灰度差的像素相似度加权和基于模板匹配加权机制,更好地预测污染像素的灰度值。空间距离加权考虑近程相关像素(圆中的像素)因不同的距离远近对预测像素的贡献度不同,而像素相似度加权考虑近程相关像素因灰度差的贡献;而模板匹配加权考虑远程相关像素的贡献。分析上面的滤波过程可知:1)当邻域像素与像素 α 的灰度差相差越小时,则按照距离与像素相似加权的DBTV机制得到的 $F_s(\alpha, \beta)$ 越大,表示该邻域像素对像素 α 的贡献越大,这样能保持图像边缘局部结构的连续性;2)除了近程邻域像素的作用,NLTV算法与DBTV算法的不同是增加了模板匹配搜索远程区域的相关像素的机制,如果按照模板距离 $d(u(B_\alpha), u(B_\beta)) = \sum G_a(t) |u(\alpha+t) - u(\beta+t)|^2$ 计算的累积灰度差越小,远程像素对像素 α 的远程相关性 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 越大,则远程像素的灰度值对像素 α 的预测灰度值贡献越大,这样增加了纹理细节的匹配性和预测的精确性。

2.2 算法复杂度分析

下面分析DTV, DBTV和NLTV算法的复杂性,假设3种算法的算法复杂度依次为 T_{DTV}, T_{DBTV} 和 T_{NLTV} ,不难看出 $T_{NLTV} > T_{DBTV} > T_{DTV}$ 。与DTV算法相比,DBTV主要增加了 N_α^l 内权重 $\omega_s(\alpha, \beta)$ 的计算,而NLTV在DBTV算法基础上主要增加了远程相关性 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 的计算。令图像的像素个数 N ,而每个像素必须与其 N_α^l 内的每个像素计算权值,当 $l > 1$ 时, N_α^l 内的像素个数为 $[2(l-1)+1]^2+1$ 。考虑到

权值 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 的对称性,因此需要计算的 $\omega_l(\alpha, \beta)$ 的个数是 $t_1 = \frac{[2(l-1)+1]^2+1}{2} \times N = 2l(l-1)N$ 。同时每个像素又必须与 N_α^l 内的像素的近程邻域 N_α^s 计算 $\omega_s(\alpha, \beta)$ 的个数为 $t_2 = 2s(s-1)$ 。因此一次DBTV滤波算法比DTV一次滤波算法增加了 $t_2 = 2s(s-1)$ 次权重计算,而一次NLTV滤波算法比DTV一次滤波算法增加了 $T = t_1 t_2 = 4l(l-1)s(s-1)N$ 次权重计算。

3 实验结果

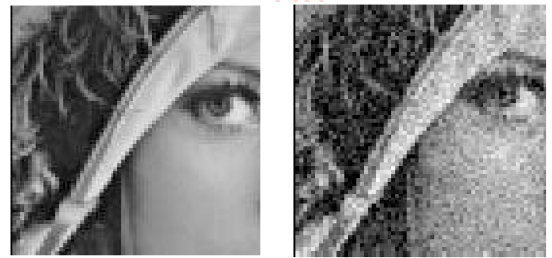
为客观评价滤波算法的去噪效果,采用峰值信噪比(PSNR)评价算法效果,定义为

$$PSNR = 10 \lg \frac{255^2}{\frac{1}{(M \cdot N)^2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (u(i, j) - u^*(i, j))^2}$$

实验中DTV和DBTV算法中邻域大小为 5×5 的窗口,NLTV中近程邻域 $N_\alpha^s = \{\beta \mid \|\alpha - \beta\| < s\}$ 大小为 5×5 的窗口,而远程邻域 N_α^l 取 11×11 的窗口,高斯核的标准差为 $\sigma = 3$,相似度调整性参数 h 取 3σ 。

实验1 高斯或椒盐噪声情形

实验以国际标准测试图像“Lena”人脸部分的灰度图像进行处理,加入的噪声为零均值方差为20的高斯噪声和20%的椒盐噪声(如图3)。滤波的迭代次数以峰值信噪比达到最大为终止准则。



(a) 原始图像 Lena

(b) 加入方差为20的高斯噪



(c) 加入密度20%的椒盐噪声

图3 实验测试原始图像Lena及噪声图像
Fig. 3 Original image “Lena” and noisy image

图 4 列出了各种数字滤波器对含噪声 Lena 脸部部分图像的处理结果。Lena 脸部区域包含明显的帽檐强边缘和帽穗纹理。从目视效果来看, 高斯滤波明显模糊了帽檐等边缘细节, DTV 在帽檐处保持边缘较好, 但在人的脸部、肩膀和背景等平坦区域产生了一些“阶梯效应”引起的虚假条纹, 而 DBTV 处理结果避免了阶梯效应, 即较好地保持了帽檐等强边缘, 但帽穗纹理保持不好。相比而言, NL-mean 取得了非常好的边缘和纹理保持效果(虽然在方差为 20 时, PSNR 值略低于 DBTV, 但噪声较大时比 DBTV 好), 而 NLTV 取得了非常好的边缘和纹理保持效果, 不但帽穗纹理保持非常理想, 而且原始图像 Lena 中的帽檐边缘看上去更加光滑自然。

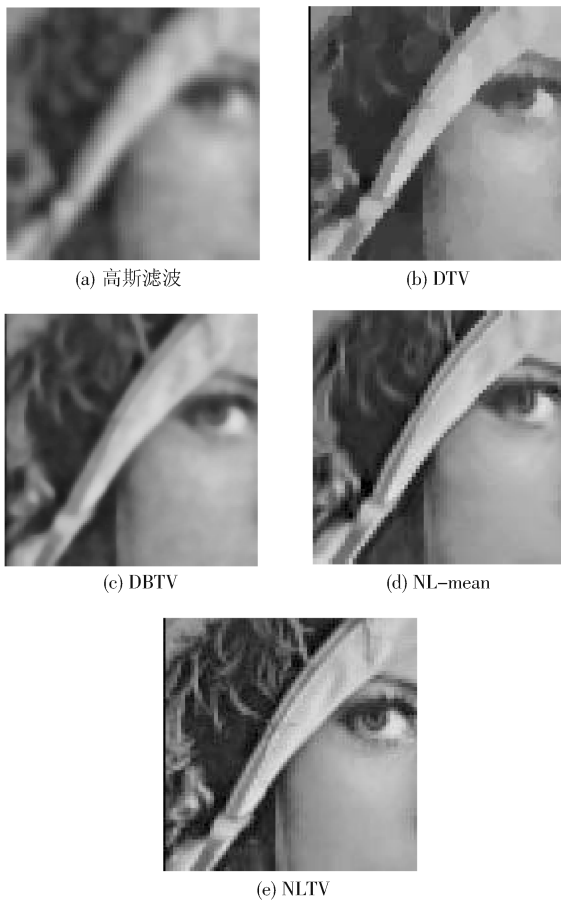


图 4 不同滤波器对高斯噪声污染 Lena 图像的去噪结果

Fig. 4 Results of different filter of Gaussian noisy image “Lena”

表 1 分别列出了不同高斯噪声(方差分别为 15, 20, 25)情形下相关定量 PSNR 计算结果。从表 1 中的数据可以看出, 高斯噪声情形, NLTV 滤波结果图像的 PSNR 都比 DBTV 滤波结果提高 1.5 dB 左右。

表 1 高斯噪声情形下不同算法的 PSNR 值

Tab. 1 Results of different algorithm with PSNR value for Gaussian noise

算法	15	20	25
噪声图像	24.05	21.51	19.59
高斯滤波	26.27	25.13	24.52
DTV[4]	28.87	27.85	26.55
DBTV[6]	30.34	29.36	27.90
NL-mean[8]	30.12	29.04	28.05
NLTV	32.10	30.98	29.15

图 5 列出了当保真项取 l^1 范数(为了保证保真项可微, 取 $\psi(s) = \sqrt{1+s^2}$), 各种数字滤波器能对椒盐噪声(20%)的处理结果。表 2 列出了椒盐噪声(噪声密度分别为 3%, 5%, 15%, 20%)情形的不同算法的 PSNR 值。实验发现在低密度噪声情形下(3%, 5%) NLTV 比 DBTV 提高幅度达到 0.5 dB 左右, 而比 NL-mean 提高 0.3 dB 左右。而在 15%, 20% 等高

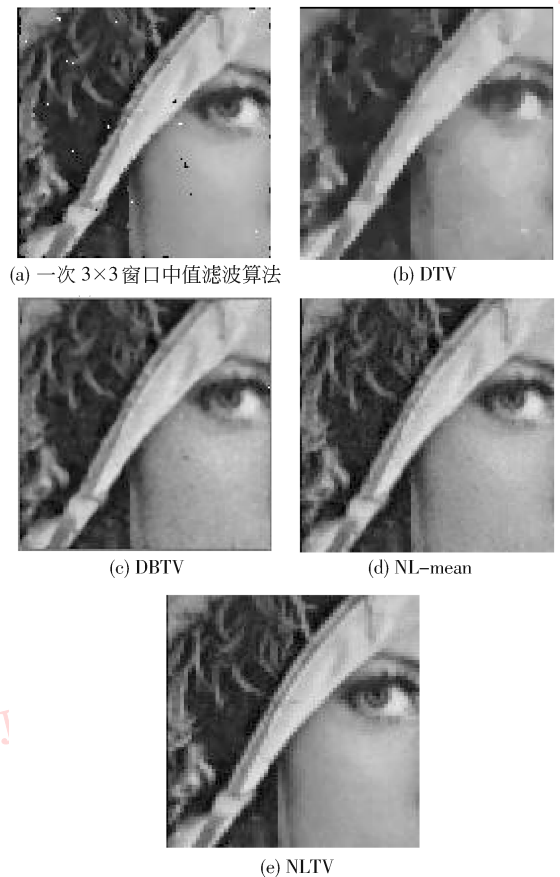


图 5 不同滤波器对椒盐噪声污染 Lena 图像的去噪结果

Fig. 5 Results of different filtering algorithm for “Bridge” image with “Salt & Peppers” noise

表 2 椒盐噪声情形下不同算法的 PSNR 值
Tab.2 Results of different algorithm with PSNR value for Salt &Pepper noise

算法	3%	5%	15%	20%
噪声图像	20.67	18.49	14.25	12.31
中值滤波	35.43	34.99	25.69	24.87
DTV[4]	36.71	36.34	27.34	26.14
DBTV[6]	37.32	36.86	29.32	27.07
NL-mean[8]	37.08	36.99	29.46	28.36
NLTV	37.95	37.38	31.43	30.41

密度噪声情形下 NLTV 比 DBTV 提高幅度达到 3.0 dB 左右, 而比 NL-mean 提高 2.0 dB 左右。这充分说明在 DBTV 滤波基础上引入非局部化思想并利用像素间的近远程相关性能够提高图像的视觉质量。

实验 2 混合噪声情形

对于混合高斯噪声和盐椒噪声情形, 保真项中 $\psi(s)$ 取为 $\psi(s) = s^2 + \sqrt{1 + s^2}$ 。

实验首先以一幅自然实际图像“Bridge”为测试图像(图 6(a)), 实验中加入方差为 10 的高斯噪声和 3% 的椒盐噪声, 降质图像(图 6(b))的 PSNR 为 17.57 dB; 图 6(c) — 图 6(f) 为各种算法对降质图像去噪的结果, 由实验结果可看出, 虽然 DTV 算法

处理后 PSNR 提高到 24.11 dB, 但仍存在较明显的“阶梯效应”, “树木”部分纹理去除明显。

相比而言, DBTV, NLmean 和 NLTV 进一步改善了图像质量, 而 NLTV 算法最佳, 信噪比比 DBTV 提高 1.7 dB 左右, 纹理和边缘细节较清晰。

图 7 为加入方差为 8 的高斯噪声和 8% 的椒盐噪声后的 Barbara 的处理结果图像。从视觉结果来看, DTV 和 DBTV 虽然有效地去除了大部分图像噪声, 保持了 Barbara 的强边缘, 但同时也去除了很多纹理成分。从 PSNR 来看, NLTV 的信噪比提高最明显, NL-mean, DBTV, DTV 算法次之, 这表明 NLTV 算法取得了较好的去噪效果, 边缘和纹理的保持效果明显。

为了进一步说明不同数字滤波器对于图像中纹理的保持效果, 实验中分别取原始 Barbara, 含噪声 Barbara 以及不同数字滤波器滤波后图像的在第 239 行的 1D 信号作分析。该行的原始信号在 [50, 180], [340, 470] 之间包含明显的规则振荡信号。从图 8 可见, DTV 和 DBTV 滤波器对于纹理的保持效果较差, 几乎全部滤除了规则振荡信号, NL-mean 和 NLTV 能够部分保持 [340, 470] 之间较强的规则振荡信号。这从一方面说明, 引入远程相关性的 NLTV 算法提高了图像滤波的纹理保持能力。

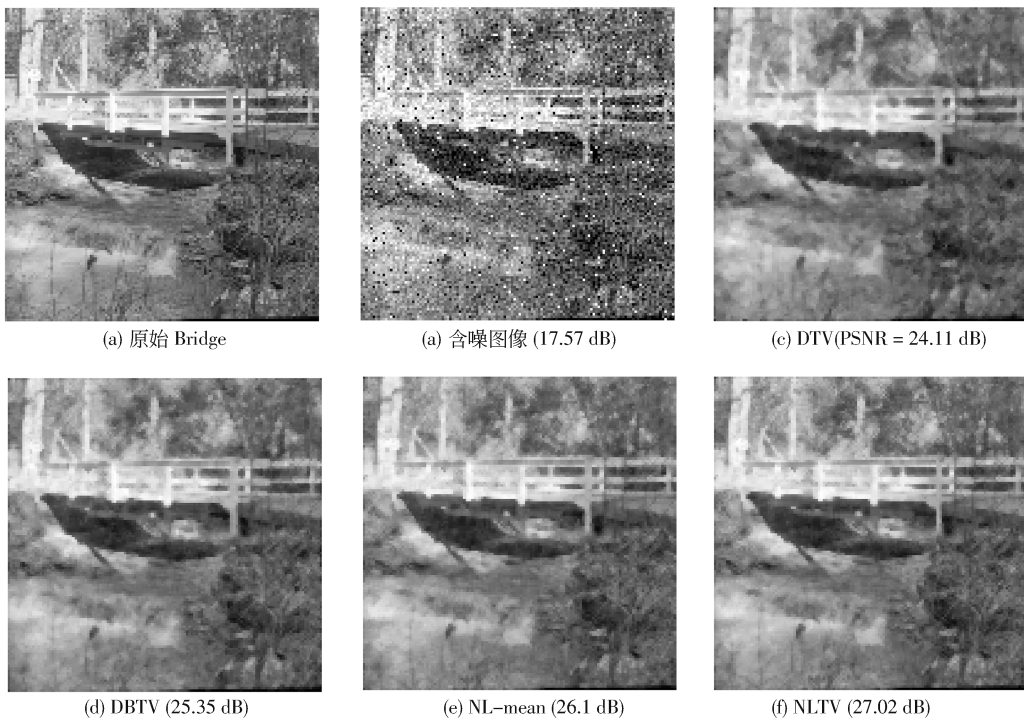


图 6 不同滤波算法对“Bridge”图像恢复结果比较
Fig.6 Results of different filtering algorithm for“Bridge” image

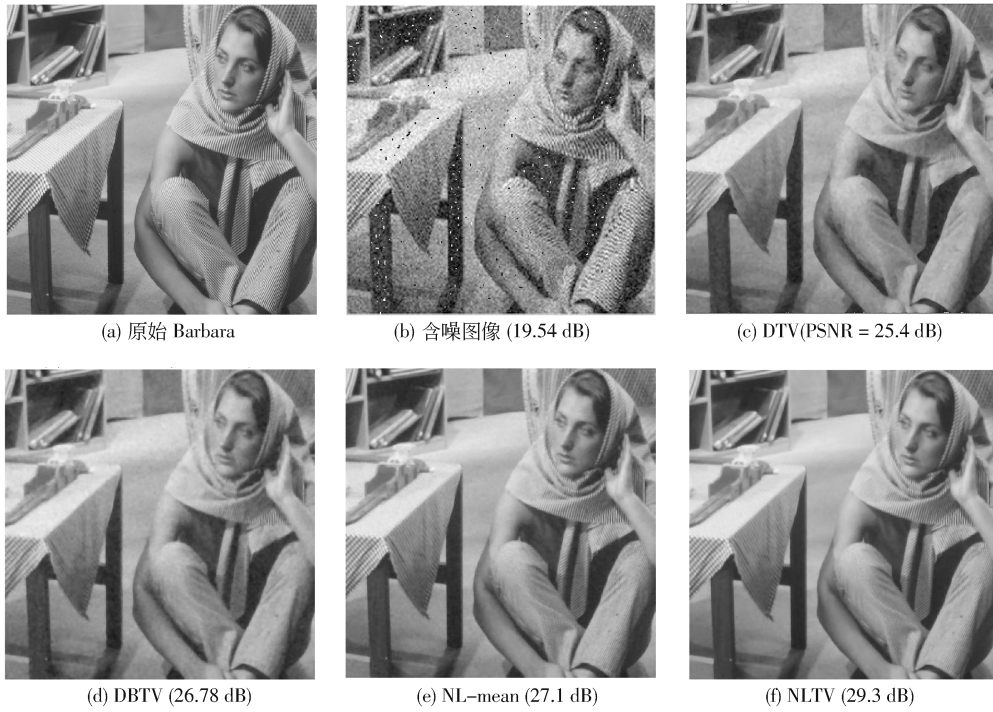


图 7 Barbara 图像的不同滤波算法恢复结果比较

Fig. 7 Results of different filtering algorithm for Barbara image

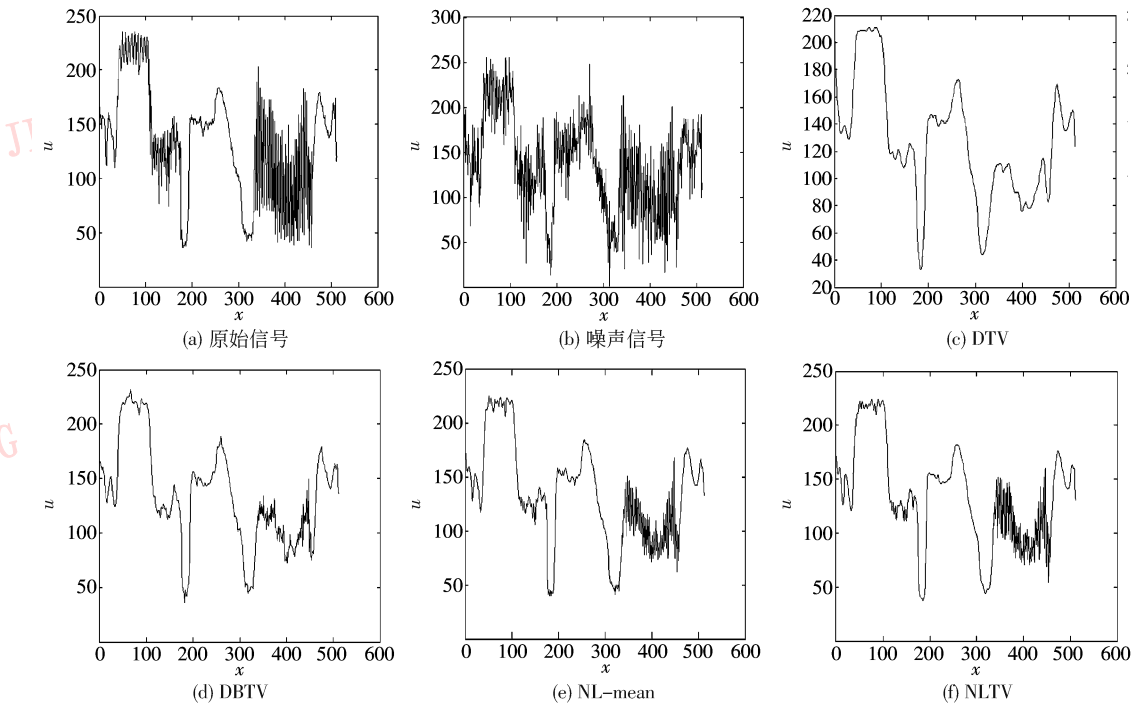


图 8 原始 Barbara、含噪声 Barbara 以及不同数字滤波器滤波后图像的第 239 行的 1D 信号

Fig. 8 The 239 line of the original, noisy, and restored images of different algorithm

4 结 论

在统一描述数字全变差滤波算法和数字双边全变差滤波算法的基础上,基于近-远程相关的非局部化思想,定义近程相关性和远程相关性两个度量,建立一种新的图像滤波自适应双边加权机制,提出一种新的非局部数字全变差滤波算法。新算法在滤除噪声的同时,更好地保护了图像的边缘结构和纹理细节,不仅较经典数字全变差算法有一定的优势,而且更优于数字双边全变差算法和 NL-mean 算法,理论分析和实验结果证明了算法的有效性。今后的工作是进一步提高算法的实时性以及进一步面向彩色图像、3 维网格等高维数据设计数字滤波器。

参考文献 (References)

- [1] Buades A, Coll B, Morel J M. A review of image denoising algorithms with a new one [J]. *Multiscale Modeling and Simulation*, 2005, 4(2): 490-530.
- [2] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D*, 1992, 60(1): 259-268.
- [3] Kim S. PDE-based image restoration: A hybrid model and color image denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(5): 1163-1170.
- [4] Chan T F. The digital TV filter and nonlinear denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 231-241.
- [5] Elad M. On the bilateral filter and ways to improve it [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(10): 1141-1151.
- [6] Shao Wenze, Wei Zhihui. Digital bilateral TV filtering and nonlinear denoising [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2007, 12(7): 1178-1185. [邵文泽, 韦志辉. 数字双边 TV 滤波器及非线性图像平滑 [J]. *中国图象图形学报*, 2007, 12(7): 1178-1185.]
- [7] Shao Wenze, Wei Zhihui. A unified designing framework for nonlinear digital filters and behavior analysis [J]. *Chinese Journal of Computers*, 2007, 30(1): 90-102. [邵文泽, 韦志辉. 一种非线性数字滤波器的统一设计框架及其性能分析 [J]. *计算机学报*, 2007, 3(1): 91-102.]
- [8] Buades A, Coll B, Morel J M. Image denoising by non-local averaging [C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Philadelphia, PA, USA; IEEE, 2005, 2: 1125-1128.
- [9] Buades A, Coll B, Morel J M. Neighborhood filters and PDE's [J]. *Numerische Mathematik*, 2006, 105(10): 1-34.
- [10] Chen Ke. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuity [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Intelligence*, 2005, 27(10): 1552-1567.