

基于模糊边缘补足的自适应非局部均值 图像去噪算法

曹硕, 黄利萍, 侯倍倍, 陈刚

中国矿业大学信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116

摘要 针对传统非局部均值图像去噪算法对纹理细节处理保持不足的问题, 提出一种结合模糊边缘补足(FEC)的非局部均值图像去噪算法。利用 FEC 算法检测出图像的边缘纹理特征图像; 基于此自适应选择相似性权重参数, 有针对性地对边缘纹理区域和平坦区域进行不同程度的平滑, 以防止边缘细节信息的过平滑; 用边缘的结构相似性改进非局部图像块的相似性权重, 加强相同区域像素的贡献而削弱不同区域像素的贡献, 从而达到更好地保持纹理细节的作用。实验结果表明: 该方法能够很好地达到去除噪声的效果, 同时还能保持更多的纹理细节特征和几何结构特征。

关键词 图像处理; 图像去噪; 非局部均值; 模糊边缘补足

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.011003

Self-Adaptive Non-Local Means Image Denoising Algorithm Based on Fuzzy Edge Complement

Cao Shuo, Huang Liping, Hou Beibei, Chen Gang

*School of Information and Control Engineering, China University of Mining and Technology,
Xuzhou, Jiangsu 221116, China*

Abstract In view of the holding unsatisfactory effects of the traditional non-local means algorithm for texture details, an improved non-local means denoising algorithm combined with fuzzy edge complement (FEC) is proposed. The edge texture feature image is detected by the FEC algorithm. The similarity weight parameter is chosen adaptively according to the edge texture feature, and the edge texture region and the flat region are smoothed for different degrees pertinently, which prevents the edge texture information from being lost. The similarity weights of non-local image blocks are improved using the structural similarity of edges. The effects of pixels in the same area are increased, and those in different areas are reduced. Thus, the better texture hold effects can be achieved. Experimental result indicates that the image denosing can be effectively achieved by this method. Meanwhile, the more texture detail features and geometrical structural features are persevered.

Key words image processing; image denoising; non-local means; fuzzy edge complement

OCIS codes 100.2960; 100.2000; 100.3190

1 引言

随着社会的进步和科技的发展, 人们对图像质量的要求越来越高。但是, 在采集和传输图像的过程中难免会受噪声的污染, 因此去除图像噪声是图像处理领域内一个重要的课题。图像去噪的主要目的是要尽可能多地保留图像细节特征并尽可能多地

去除噪声。传统的图像去噪方法主要分为空间域去噪法和变换域去噪法, 其中中值滤波和双边滤波^[1]是空间域局部去噪的经典方法, 但他们都容易使图像模糊并丢失许多边缘纹理信息。基于小波变换去噪法是变换域去噪领域经典的去噪方法, 但是变换域滤波的方法均依赖于固定的变换基, 如曲波基、轮廓波或小波基等^[2], 并且仅能表示图像中的某些几

收稿日期: 2017-07-06; 收到修改稿日期: 2017-08-07

基金项目: 国家重点研发计划(2016YFC0801808)

作者简介: 曹硕(1991—), 女, 硕士研究生, 主要从事图像去噪方面的研究。E-mail: 871644688@qq.com

何特征。基于字典学习^[3]的图像去噪方法是变换域滤波领域的突破,其利用图像块字典作为变换基,使去噪效果得到提升。非局部均值(NLM)图像去噪^[4]方法是空间域去噪方法的一大突破,其将结构特征引入到图像去噪中,由于其去噪效果良好、算法简单且易于拓展而得到广泛关注。

目前已经存在较多改进的 NLM 算法。Kervrann 等^[5]提出一种优化的空间自适应 NLM 方法,其基于局部方差度量图像片的相似性,并根据噪声水平自适应选取相似权重参数以及基于统计信息自适应选取搜索区域的大小,取得了很好的去噪效果。文献^[6]提出了一种贝叶斯 NLM 滤波器,其采用局部自适应字典与噪声统计分布对图像之间的相似性进行衡量并做了相应的改进。Grewenig 等^[7]将主成分分析引入到图像块相似性度量中,选取一定维度的主成分用于计算相似性,因此会丢失掉一些结构信息。虽然这些算法都提高了去噪效果,但是普遍存在不能充分保持细节纹理信息的缺点。目前公认的最优图像去噪算法为三维块匹配(BM3D)算法^[8],其将具有相似结构的二维图像块组成三维数组,然后用协同滤波的方法进行去噪,最后逆操作得到去噪图像。BM3D 算法不仅能得到很高的峰值信噪比(PSNR),还具有很好的视觉效果,但是由于 BM3D 算法缺乏对图像整体信息的分析,因此,当噪声水平增高时,去噪性能快速下降,且该算法难度相对较大。

本文针对 NLM 纹理细节保持不充分的问题,提出了一种结合模糊边缘补足(FEC)修正图像块权重的 NLM 图像去噪方法。利用模糊边缘检测的方法得到边缘图像,结合边缘图像修正相似块权重和相似性权重参数,不仅能准确地检测相似图像块,而且还更加突出了边缘纹理信息。实验证明:PSNR 值得到显著提高的同时保留了更多的边缘纹理信息。

2 基本原理

2.1 NLM 图像去噪算法

NLM 图像去噪算法^[4]与均值去噪方法原理类似,后者将所有相似像素点相加求平均值以达到平滑去噪的效果。前者寻找相似像素点,并赋予相似像素点不同的权值以达到去噪的效果。设 v 为噪声图像, $v(i)$ 为噪声图像中的像素点,对像素点 $v(i)$ 进行非均值平均估计:

$$NL[v(i)] = \sum_{j \in \Omega(i)} \omega(i, j) v(j), \quad (1)$$

式中 $\Omega(i)$ 为以像素点 i 为中心的搜索区域; $\omega(i, j)$ 为赋予像素点 $v(j)$ 的权重,其值取决于像素点 i 与 j 的相似性,其范围为 $[0, 1]$, 并且 $\sum_j \omega(i, j) = 1$ 。

分别以像素点 i, j 为中心,取大小为 $w \times w$ 的图像块,分别记为 N_i 和 N_j 。像素点 i, j 的相似性依赖于图像块 N_i 和 N_j 的高斯加权欧氏距离 $\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2$ 。则 $\omega(i, j)$ 的计算式表示为

$$\left\{ \begin{aligned} \omega(i, j) &= \frac{\exp\{-\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2/h^2\}}{Z} \\ Z &= \sum_{j \in \Omega(i)} \exp\left\{-\frac{\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2}{h^2}\right\} \end{aligned} \right. \quad (2)$$

式中 h 为相似权重参数,决定图像平滑的程度; G_a 为高斯核,其作用是对图像进行预平滑处理,去除噪声对图像块相似性度量的影响,提高图像块相似性度量的准确性。

2.2 FEC 算法

文献^[9]提出 FEC 算法,对每个像素点进行处理:

$$\theta_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{U}, \quad (3)$$

式中 U 为图像中最大的像素值; μ_{ij} 为图像中的像素点, i, j 分别为对应像素的横纵坐标。

以像素点 (i, j) 为中心点,取大小为 $w \times w$ 的窗口,记取出的窗口图像为 P 。基于 FEC 原理定义像素的锐化式为

$$\bar{\theta}_{ij} = \min\left[1, \frac{\tau}{\omega} \sum_x \sum_y \min(\theta_{xy}, 1 - \theta_{xy})\right] \times \frac{\max(\theta_{xy}) - \min(\theta_{xy})}{U}, x, y \in [1, w], \quad (4)$$

式中 τ 和 ω 均为缩放因子, (x, y) 为窗口图像 P 内像素的坐标。

3 基于 FEC 的自适应 NLM 图像去噪算法

3.1 基于 FEC 改进的相似性权重

传统的 NLM 图像去噪算法中相似性权重依赖于相似图像块的高斯加权欧氏距离。(2) 式中 G_a 的作用是减小噪声对相似图像块度量的影响,但 G_a 在减小噪声影响的同时也会平滑掉纹理信息。针对此问题,文献^[10]提出了一种融合结构张量的非局部全变分的图像去噪(STNL)方法,用结构张量相似性权重优化非局部信息,能够很好地保持边缘轮廓信息,但是对于细节纹理信息保持的不够理想。

如图 1 所示,对比图 1 (a2)、(b2)和(a3)、(b3)可以看出,结构张量容易受到噪声的影响,在含有大量噪声的情况下不能很好地提取出细节纹理信息。基于结构张量的图像去噪方法在纹理信息的保持上,不具有很好的效果。

本文采用 FEC 方法修正相似图像块的权重,提高相似像素的权重,削弱不相似像素的权重,提高度量相似图像块的准确性,从而保持更多的纹理信息。图 1 (a4)、(b4)为 FEC 方法处理得到的特征图像。可以看出, FEC 方法能够很好地检测出边缘和纹理

信息,同时也有一定的抗噪能力。

将 2.2 节中 FEC 得到的特征图像记作 I_e , 由 $\bar{\theta}_{ij}$ 组成。在图像 I_e 上取以像素点 i 为中心的大小为 $w \times w$ 的图像块 N_{ei} , 和以像素点 j 为中心的大小为 $w \times w$ 的图像块 N_{ej} 。噪声图像 $v(i)$ 和图像 I_e 上的像素点 i, j 的位置保持一致。求取图像块 N_{ei} 和图像块 N_{ej} 的高斯加权欧氏距离 $\|G_a \otimes [N_{ei} - N_{ej}]\|_2^2$, 用此修正(2)式得到的计算表达式为

$$\begin{cases} w_e(i, j) = \frac{\exp\{-\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2/h^2\} \cdot \exp\{-\|G_a \otimes [N_{ei} - N_{ej}]\|_2^2/h^2\}}{Z_e} \\ Z_e = \sum_{j \in \Omega(i)} \exp\left\{\frac{-\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2}{h^2}\right\} \cdot \exp\left\{\frac{-\|G_a \otimes [N_{ei} - N_{ej}]\|_2^2}{h^2}\right\} \end{cases} \quad (5)$$

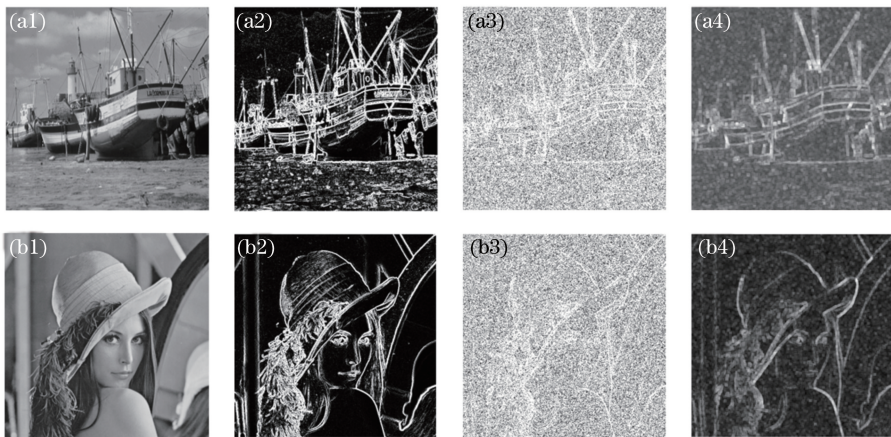


图 1 边缘纹理图。(a1)(b1)原始图像;(a2)(b2)原始图像结构张量的迹图;
(a3)(b3)噪声图像结构张量的迹图;(a4)(b4)模糊边缘补足图

Fig. 1 Edge texture images. (a1)(b1) Original images; (a2)(b2) traces of structure tensor of original images;
(a3)(b3) traces of structure tensor of noise images; (a4)(b4) images of fuzzy edge complement

3.2 基于 FEC 改进的相似权重参数

(2)式中相似权重参数 h 为常量,但是其对每个相似像素点所赋予的权重产生很大影响,起到平滑图像的作用。当赋予 h 较大值时,得到的 $w(i, j)$ 值比较接近,因此对图像平滑作用较大。当赋予 h 较小值时,得到的 $w(i, j)$ 值差距较大,因此对图像平滑作用较小。对于不同的噪声水平,应该采取不同程度的平滑。噪声水平大,则应赋予 h 较大的值,起到平滑噪声的作用;噪声水平小,则应赋予 h 较小的值^[11]。此外,对于图像中平坦区域、纹理区域、边缘区域也应该赋予 h 不同大小的值。在平坦区域应该赋予 h 较大的值,而在边缘区域应该防止因过度平滑而使边缘模糊,所以应赋予 h 较

小的值。

这里定义相似性权重参数 $h(i)$ 为

$$h(i) = \alpha\sigma, \quad (6)$$

式中 α 值由图像内容决定, σ 值由含噪图像噪声水平估计决定。

2.2 节中求得的特征图像 I_e 突出了边缘纹理细节,因此基于特征图像 I_e 可以区分平坦区域、边缘区域、纹理区域。将特征图像 I_e 的像素值映射到 $[0, 1]$ 区间表示为

$$I_{\theta_{ij}} = \frac{\bar{\theta}_{ij} - \min_{i, j \in \Omega_e}(\bar{\theta}_{ij})}{\max_{i, j \in \Omega_e}(\bar{\theta}_{ij}) - \min_{i, j \in \Omega_e}(\bar{\theta}_{ij})}, \quad (7)$$

式中 Ω_e 为 FEC 特征图像。取图像块中像素的均值

作为区分图像内容的指标,表示为

$$e_{ij} = \frac{1}{|S|} \sum_{I_{\theta_{ij}} \in S} I_{\theta_{ij}}, \quad (8)$$

式中 S 为以像素 $I_{\theta_{ij}}$ 为中心的搜索区域。

根据实验经验值, α 值定义为^[11]

$$\alpha(I_{\theta_{ij}}) = \begin{cases} \alpha = 2.8, & 0 < e_{ij} \leq 1/3 \\ \alpha = 2.3, & 1/3 < e_{ij} \leq 2/3, \\ \alpha = 1.8, & 2/3 < e_{ij} \leq 1 \end{cases} \quad (9)$$

式中 α 的值根据图像内容不同分别赋予不同的值,在内容丰富的区域赋予 α 较小的权值,其中平坦区域赋予 α 较大的权值,而纹理区域则赋予 α 中间值。

综上所述,采用(6)式对(5)式中的相似性权重系数 h 进行修正,得到(10)式,可以根据图像内容自适应匹配合适的相似性权重参数,从而实现对不同图像内容的合理平滑。采用文献[12]方法对含噪图像进行噪声水平估计:

$$\begin{cases} \omega_e(i, j) = \frac{\exp\{-\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2/h(i)^2\} \cdot \exp\{-\|G_a \otimes [N_{ei} - N_{ej}]\|_2^2/h(i)^2\}}{Z_e} \\ Z_e = \sum_{j \in \Omega(i)} \exp\left\{\frac{-\|G_a \otimes [N_i - N_j]\|_2^2}{h(i)^2}\right\} \cdot \exp\left\{\frac{-\|G_a \otimes [N_{ei} - N_{ej}]\|_2^2}{h(i)^2}\right\} \end{cases}, \quad (10)$$

则基于 FEC 的自适应非局部均值图像去噪(FEC-NLM)算法定义为

$$NL[v(i)] = \sum_{j \in \Omega(i)} \omega_e(i, j) v(j). \quad (11)$$

3.3 算法整体流程

结合上述内容,其整体算法流程如下:

- 1) 初始化。读入噪声图像,初始化参数。
- 2) 评估噪声水平。
- 3) 求取边缘纹理特征图像。用 FEC 算法处理噪声图像得到边缘纹理特征图像。
- 4) 计算 $\omega_e(i, j)$ 值。取一个像素点并以其为中心取图像块,在搜索区域内找出其相似块并取出边缘纹理特征图像中相同位置的图像块,用(6)式计算出相应的 h 值,然后用(10)式计算出 $\omega_e(i, j)$ 值。
- 5) 计算去噪的像素值。用(11)式计算出去噪的像素值。
- 6) 循环步骤 4)、5),直至计算出所有像素点。

4 实验结果

选取 5 张图片作为测试图片,实验中对图像分别加入方差为 10 和 20 的高斯白噪声,图像块大小为 $8 \text{ pixel} \times 8 \text{ pixel}$,图像搜索区域大小设为 $15 \text{ pixel} \times 15 \text{ pixel}$,缩放因子 $\tau=9$ 、 $\omega=3$ 。实验主要对 FEC-NLM 算法、NLM 算法、STNL 算法、全变分非局部均值去噪(NLTV)算法进行比较。为了评价去噪效果选用 PSNR 对其进行分析对比。实验操作系统为 64 位的 Windows7,主要硬件为 Intel Core i5 处理器、内存为 4G,软件环境为 Matlab R2103a。表 1 给出了 NLM、NLTV、STNL 算法和本文算法对测试图像的 PSNR。

从表 1 数据可以看出, FEC-NLM 算法的

PSNR 值均高于 NLM 算法、NLTV 算法和 STNL 算法。当 $\sigma=10$ 时, FEC-NLM 算法的 PSNR 值比 NLTV 算法的 PSNR 值高出约为 2.7 dB,比 NLM 算法高出约为 3.5 dB,比 STNL 算法高出约为 1.5 dB。当 $\sigma=20$ 时, FEC-NLM 算法的 PSNR 值比 NLTV 算法的 PSNR 值高出约为 1.8 dB,比 NLM 算法高出约为 2.5 dB,比 STNL 算法高出约为 0.9 dB。纵向对比可以看出,本文算法对于 Boat 以及 Lena 这些边缘纹理信息丰富的图像改进效果比较大,而对于 Peppers 和 House 含有较少纹理信息的图像改进效果相对较小。

图 2(a)、(b)为原始图像 Boat 和 Lena,图 2(c)、(d)为对相应图像加入 $\sigma=20$ 的高斯白噪声的噪声图像,图 2(e)、(f)为 NLM 算法去噪图像,图 2(g)、(h)为 NLTV 算法去噪图像,图 2(i)、(j)为 STNL 算法去噪图像,图 2(k)、(l)为 FEC-NLM 算法去噪图像。对比图 2(e)、(g)、(i)和(k)可以看出, FEC-NLM 算法对于船上的桅杆和天线保持得更好,而图 2(e)很明显丢失了大量细小纹理特征, FEC-NLM 算法相比前 3 种算法,对海面的处理没有过度平滑。对比图 2(f)、(h)、(j)和(l)可以看出,采用 NLM 算法获得的图 2(f)已基本区分不出帽尖和帽子上的纹理,采用 NLTV 算法获得的图 2(h)帽尖和纹理比较模糊,采用 STNL 算法获得的图 2(j)纹理比较模糊,而采用 FEC-NLM 算法获得的图 2(l)能更好地恢复出了帽尖和帽子上的细小纹理。通过对比不同算法去噪后的 PSNR 值可知, FEC-NLM 去噪算法能很好地去除噪声,同时由图 2 可知, FEC-NLM 算法也能很好地保持图像的边缘和细节纹理特征。

表 1 图像去噪后的 PSNR
Table 1 PSNR in denoised images

dB

σ	Original image	Noise image	NLM algorithm	NLTV algorithm	STNL algorithm	FEC-NLM algorithm
10	Lena	28.13	30.87	31.56	32.31	34.83
	Peppers	28.14	29.46	30.38	31.03	31.79
	House	28.11	32.14	32.99	34.11	35.61
	Boat	28.14	28.07	29.43	31.27	32.12
	Barbara	28.14	29.60	30.54	31.95	33.61
20	Lena	22.11	30.66	31.37	32.04	32.97
	Peppers	22.13	28.78	29.37	30.30	31.03
	House	22.13	31.65	32.23	32.95	33.82
	Boat	22.11	27.78	28.51	29.60	31.01
	Barbara	22.12	29.19	29.88	30.87	31.41

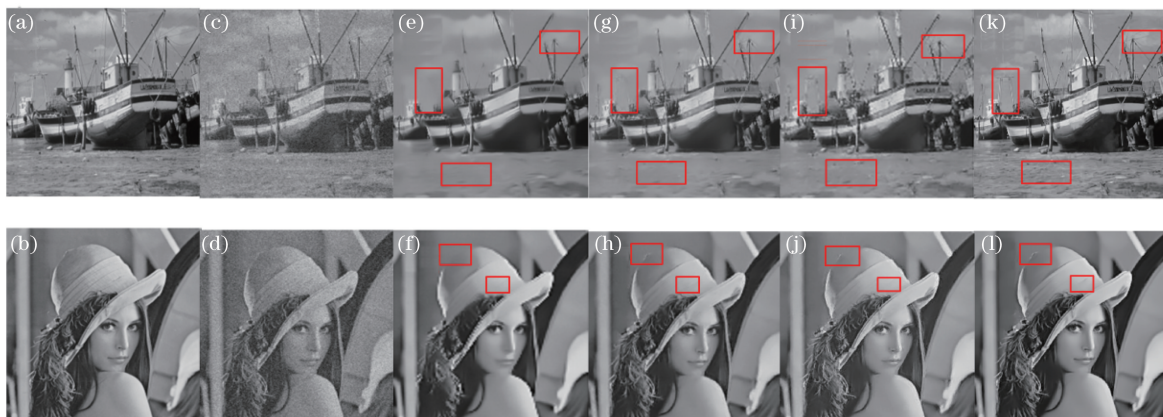


图 2 去噪效果图。(a)(b)原始图像;(c)(d)噪声图像;(e)(f)传统 NLM 去噪;
(g)(h) NLTV 去噪;(i)(j) STNL 去噪;(k)(l) FEC-NLM 去噪

Fig. 2 Denoised images. (a)(b) Original images; (c)(d) noise images; (e)(f) traditional NLM denoising;
(g)(h) NLTV denoising; (i)(j) STNL denoising; (k)(l) FEC-NLM denoising

5 分析与讨论

由于受噪声的影响,其细节纹理很难和背景区域区分出来,在 NLM 去噪的过程中,纹理区域和背景区域的高斯加权距离近似相等,所以背景区域的像素点也会被错认为是纹理区域像素点的相似像素

点。图 3(a)为没有噪声污染图像选取的图像相似块,红色方框为一组相似块,而蓝色方框为一组相似块。对于噪声图像图 3(b),由于红色方框边缘明显,所以选取的相似块基本相同,但是蓝色方框标明相似块的纹理和背景区域区分度不大,导致其将背景区域也选为相似块,因此细节纹理被平滑掉。

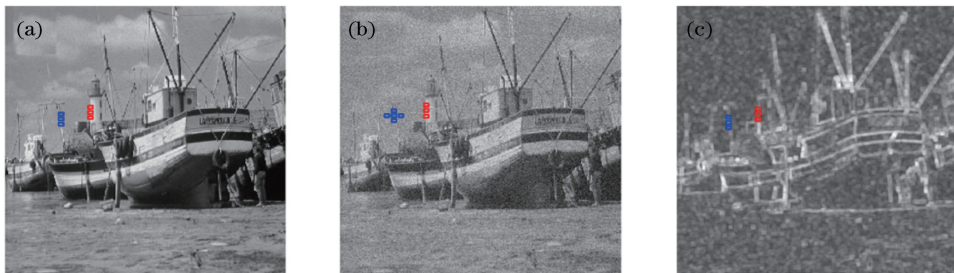


图 3 相似块。(a)原图相似块;(b)噪声图像相似块;(c)边缘纹理特征图像相似块

Fig. 3 Similar blocks. (a) Similar blocks on original image;
(b) similar blocks on noise image; (c) similar blocks on edge texture features

由此可以看出,准确选取相似性图像块是影响去噪效果的重要部分。根据(5)式得到边缘检测特征图像,如图3(c)所示。图3(c)中边缘纹理区域和平坦区域有明显的差别,计算相应图像块中的高斯加权欧氏距离可知,纹理区域和纹理区域的高斯加权欧氏距离比较小,纹理区域与平坦区域的高斯加权欧氏距离比较大,而平坦区域之间的高斯加权欧氏距离比较小。因此,对应图像块的高斯加权欧氏距离修正 NLM 算法的相似度,可将图3(b)中错误分类的相似图像块的权值缩小,从而减小背景信息对纹理信息的影响。但是在高噪声的情况下,图3(b)中红色区域正确取出的相似图像块中其像素也被严重的污染,因此会减弱去噪效果。

6 结 论

提出了一种融合边缘检测和 NLM 的图像去噪算法。其在 NLM 的思想的基础上,利用边缘检测得到的信息,重新定义了 NLM 的相似性权重和相似性权重参数,充分利用了图像块间像素的相似性,同时考虑了低对比度纹理结构保持问题。对于图像内容不同区域赋予相似性权重参数,保证边缘纹理不会过度平滑。本文算法从相似图像块度量和相似性权重参数两个角度对 NLM 去噪算法的纹理细节保持不足问题进行了改进。实验表明:本文算法得到的去噪图像不仅具有很高的 PSNR 值,同时还具有很好的视觉效果。

参 考 文 献

- [1] Yang Y F, Li Q. 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] Li D M, Gai M Y, Li C R, *et al.* Research on adaptive optics image denoising algorithm based on the wavelet-based Contourlet transform[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(11): 111001.
李东明, 盖梦野, 李超然, 等. 基于小波域的 Contourlet 变换法的自适应光学图像去噪算法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(11): 111001.
- [3] 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权重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.
- [4] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising [C]// 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 2: 60-65.
- [5] Kervrann C, Boulanger J. Optimal spatial adaptation for patch-based image denoising[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 2866-2878.
- [6] Kervrann C, Boulanger J, Coupé P. Bayesian non-local means filter, image redundancy and adaptive dictionaries for noise removal [C]// International Conference on Scale Space and Variational Methods in Computer Vision, 2007, 4485: 520-532.
- [7] Grewenig S, Zimmer S, Weickert J. Rotationally invariant similarity measures for nonlocal image denoising [J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2011, 22(2): 117-130.
- [8] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, *et al.* Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [9] Chang C C, Lee J S, Le T H N. Hybrid wet paper coding mechanism for steganography employing n -indicator and fuzzy edge detector [J]. *Digital Signal Processing*, 2010, 20(4): 1286-1307.
- [10] Wang S Y. Image denoising model based on structure tensor and non-local total variation [J/OL]. *Application Research of Computers*, 2018(2017-03-15). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20170315.1537.124.html>.
王诗言. 一种融合结构张量与非局域全变分的图像去噪方法[J/OL]. *计算机应用研究*, 2018(2017-03-15). <http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1196.TP.20170315.1537.124.html>.
- [11] Xu G Y. Research on nonlocal image denoising methods and their applications [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2013.
许光宇. 非局部图像去噪方法及其应用研究[D]. 合肥: 合肥工业大学, 2013.
- [12] Amer A, Dubois E. Fast and reliable structure-oriented video noise estimation [J]. *IEEE Transactions on Circuits & Systems for Video Technology*, 2005, 15(1): 113-118.