

3DDCT变换下的图像去噪与增强方法

张卫华, 李睿, 何坤, 周激流

(四川大学计算机学院 成都 610065)

【摘要】为了解决传统图像去噪算法存在边缘纹理信息损失的问题, 根据图像平滑区域DCT非零系数个数较少的特点, 提出了基于3DDCT的图像去噪及增强处理方法。该方法首先依据 l^2 范式将含噪图像的相似区域块构成块群; 再根据块群中块内像素的相关性, 对各块进行2DDCT变换并利用阈值进行首次去噪, 根据群内块间对应像素的相似性, 对块群进行一维DDCT变换运用阈值进行二次去噪; 然后对3D变换域高频非零系数进行 α 次方运算扩大其系数; 最后把处理后的图块结合Kaiser窗口得到去噪且增强的图像。与传统算法相比, 该算法在去噪过程中扩大高频非零系数进而增强边缘纹理信息, 提高了图像的视觉效果。

关键词 3D离散余弦变换; 图像去噪; 图像增强; α 次方; Kaiser窗口

中图分类号 TP394

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.05.021

Approach to Image Denoising and Enhancement Based on 3DDCT

ZHANG Wei-hua, LI Rui, HE Kun, and ZHOU Ji-liu

(School of Computer Science, Sichuan University Chengdu 610065)

Abstract To solve the problem of the loss of information in texture areas using traditional image denoising algorithms, we propose an algorithm for image denoising and enhancing based on 3DDCT according to the characteristic that the number of non-zero discrete Cosine transform (DCT) coefficients in smooth regions is fewer. First, similar blocks of the images is put to a block group according to l^2 normal form; second, 2DDCT transformation is applied to each block and the threshold for the first denoising is used according to the correlation of pixels within the block; after that, 1DDCT transformation is applied on block groups according to the similarity between the corresponding pixels; then the threshold is used for a second time denoising; third, α power expansion is made to the non-zero coefficients in high frequency regions of 3D transform domain; finally, the proceed image is combined with Kaiser Window function. Compared with traditional algorithms, the new algorithm has a better visual performance because of its abilities to enlarge non-zero DCT coefficients in high frequency areas and to enhance information in texture and edge areas at the same time.

Key words 3DDCT transform; image denoising; image enhancement; α power; Kaiser window

图像在采集、保存以及传输过程中, 不可避免地受到噪声干扰, 极大影响了图像边缘检测和目标特征信息提取, 为了抑制噪声并保留图像边缘纹理特征以便对图像进一步的分析, 图像分析前必须进行去噪预处理^[1]。

噪声存在于图像的高频信息中, 根据这一性质, 传统去噪方法常常采用低通滤波, 如高斯平滑滤波^[2]、维纳滤波^[3]等, 但图像的边缘纹理信息也属于高频信号, 因此低通滤波虽然在一定程度上抑制了噪声影响, 也模糊了图像边缘和纹理等细节信息^[4]。为了在去噪的同时保护图像边缘纹理信息, 可从图像内容的冗余性出发, 利用图像集的统计信息(PC分量)

分析噪声图像进而完成去噪处理^[5]。该方法抑制噪声能力比低通滤波强^[6], 但特征向量与图像库的选择有关^[7], 且特征向量的维数受图像库中图像的尺寸约束。文献[8-9]根据图像与噪声位于不同频段, 在图像变换域中选取阈值进行去噪(频域和多尺度去噪), 图像边缘、纹理和噪声位于相同的频段。若选取阈值较高, 噪声抑制能力较强, 图像边缘和纹理信息损失较多, 反之图像边缘纹理信息损失较小, 噪声抑制能力较弱^[10]。为了弥补去噪算法对图像边缘纹理造成损失, 常常运用直方图均衡化^[11]和直方图匹配^[12]进行增强处理, 但这两种增强处理只能对图像整体增强, 而不能只对图像的边缘纹理信息进

收稿日期: 2011-01-06; 修回日期: 2011-05-27

基金项目: 国家自然科学基金(60773168); 四川省科技支撑项目(2010GZ0169)

作者简介: 张卫华(1977-), 男, 博士生, 主要从事数字图像处理、计算机视觉等方面的研究。

行增强。根据图像边缘纹理属于高频信息的特点, 传统方法将图像变换域系数的对数进行直方图均衡化, 该方法实现了只增强图像的边缘纹理信息^[13], 但也同时增强了噪声信息。

图像经DCT变换后, 几乎覆盖真实图像所有能量的变换系数中, 非零个数较少, 仅根据这些非零系数运用DCT反变换就能将图像有效地估计出来。图像DCT变换系数的非零个数多少依赖于图像特性: 覆盖平滑区域的DCT非零系数个数较少; 纹理区域的DCT系数幅度较小; 边缘区域的DCT系数幅度较大。本文根据图像不同区域DCT变换系数的特点提出了基于3DDCT的图像去噪及增强处理方法。

1 相似群块的构成

对如图1a所示的原始图像peppers(辣椒)叠加方差 $\sigma = 0.05$ 的高斯噪声得到如图1c所示的含噪图像, 它们各自的DCT变换分别如图1b和图1d所示。

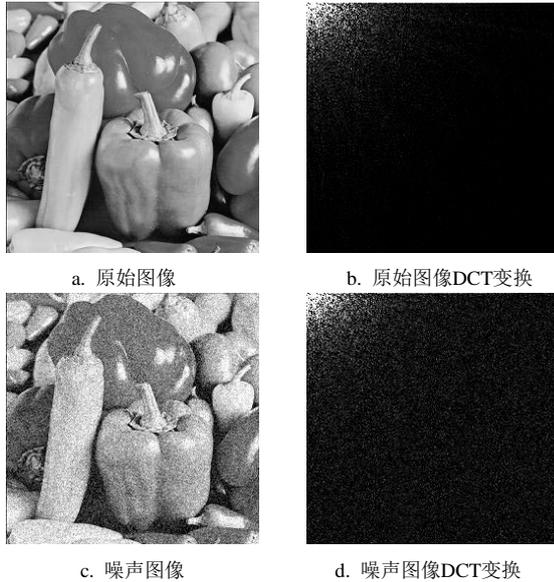


图1 图像的DCT变换

从DCT系数可知, 无论是原始图像还是噪声图像, 在变换域中表示图像信息的容量较少。图像DCT变换系数非零个数依赖于图像特性: 平滑区域DCT域非零系数个数较少; 纹理区域变换系数幅度较小; 边缘区域DCT系数幅度较大。噪声的DCT系数较小且主要位于中高频, 本文根据这一特点对噪声图像依 l^2 范式判断图像块之间的相似性, 在图像中搜索所有相似区域块并构成块群。本文选取以像素 $I(i, j)$ 为左上角, 尺寸大小为 $m \times m$ 的图像块 $z_x^0(i, j)$ 为参考块, 以 $z_x^0(i, j)$ 在邻域半径为 R 寻找与参考块有高度相似性的图像块 $Z_x^1(i, j)$, 块之间的相似度越大, 块之间 l^2 范式值越小, 反之值越大。图像块均是从

高斯噪声图像中得到, 参考块及其相似块的噪声均服从高斯分布, 它们之间 l^2 范式值 $d(z_x^0, z_x^1)$ 服从非中心对称的 χ^2 分布:

$$d^{\text{noise}}(z_x^0, z_x^1) = \|z_x^0 - z_x^1\|_2 \sim \chi^2 \quad (1)$$

参考块及其相似块的 l^2 范式 $d^{\text{noise}}(z_x^0, z_x^1)$ 的统计期望为:

$$E\{d^{\text{noise}}(z_x^0, z_x^1)\} = d^{\text{ideal}}(z_x^0, z_x^1) + 2\sigma^2 \quad (2)$$

式中, $d^{\text{ideal}}(z_x^0, z_x^1)$ 为不含噪声的参考块与其相似块的 l^2 范式。从式(2)可以看出, 运用式(1)对含噪声图像块进行相似性分析会造成有偏估计, 将不相似的图块误判为相似图块。为了抑制噪声对图像块相似性的判断, 本文对图像块进行2DDCT变换, 根据图像块像素之间的相关性和噪声DCT系数幅度较小的特点, 运用阈值抑制噪声对图像块相似度的影响进行分析:

$$\begin{cases} \tilde{z}_x^0 = \gamma[\Gamma_{2\text{DDCT}}(z_x^0), \lambda_{\text{thr1}}\sqrt{2\lg m}] \\ \tilde{z}_x^1 = \gamma[\Gamma_{2\text{DDCT}}(z_x^1), \lambda_{\text{thr1}}\sqrt{2\lg m}] \end{cases} \quad (3)$$

式中, γ 定义为:

$$\gamma(x, \lambda) = \begin{cases} x - \lambda \operatorname{sgn}(x) & |x| \geq \lambda \\ 0 & |x| < \lambda \end{cases} \quad (4)$$

经过DCT变换抑制噪声后, 参考块与其相似块之间的相似度量:

$$d(\tilde{z}_x^0, \tilde{z}_x^1) = \frac{\|\tilde{z}_x^0 - \tilde{z}_x^1\|_2}{m^2} \quad (5)$$

在邻域半径为 R 的范围内寻找与参考块相似的图像块组成的块群为:

$$S_{z_x^0} = \{k \in I \mid d(\tilde{z}_x^0, \tilde{z}_x^k) < T_1\} \quad (6)$$

同一块群中图像块个数即块群容量为:

$$N = |S_{z_x^0}| \quad (7)$$

式中, T_1 是DCT变换后块与块之间的最小相似度, T_1 越小块群容量 N 越少, 反之越多。以 $I_x^0(150, 47)$ 为参考块在图1c的噪声图像中搜索, 结果如图2所示。

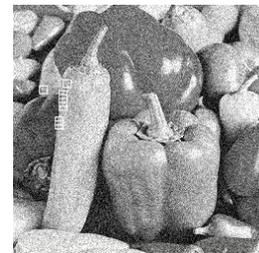


图2 块群构成

2 块群的去噪与增强

同一块群具有两个特点: 1) 各块之间具有结构

相似性；2) 块内邻域像素具有像素冗余性。根据这两个特点，块群的DCT系数可获得很好的稀疏表示。稀疏表示可将噪声从图块中分离，并有效地保留局部匹配块中的图像细节。本文对块群中的各块进行2DDCT变换，根据块内像素的相关性，覆盖块内像素能量的系数个数较少，而噪声的2DDCT系数幅度较小，运用阈值去除块群内各块的噪声：

$$\hat{z}_x^k = \gamma[\Gamma_{2DDCT}(z_x^k), \lambda_{\text{thr}2} \sqrt{2 \lg m}] \quad x = 0, 1, \dots, m \times m \quad (8)$$

如果块群容量大于1，根据群内块间对应像素的相似性，对块间对应像素进行1DDCT变换运用阈值进行二次去噪：

$$\tilde{z}_x^k = \gamma[\Gamma_{1DDCT}(\hat{z}_x^k), \lambda_{\text{thr}2} \sqrt{\lg N}] \quad k = 0, 1, \dots, |S_{z_x^0}| \quad (9)$$

为了弥补图像去噪处理引起的边缘纹理细节的损失，本文对块群3DDCT的高频系数进行扩大。首先块间对应像素1DDCT的高频非零系数进行 α 次方运算扩大其系数：

$$\tilde{z}_x^k = \frac{\text{sign}(\tilde{z}_x^k) |\tilde{z}_x^0| |\tilde{z}_x^k|^\alpha}{|\tilde{z}_x^0|^\alpha} \quad k = 1, 2, \dots, N \quad (10)$$

然后进行1DDCT反变换，最后将块内的DCT高频非零系数进行 α 次方运算。块群去噪及增强处理的流程图如图3所示。

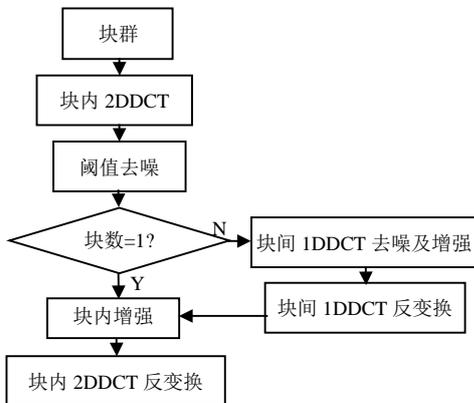


图3 块群去噪及增强流程图

3 块效应处理

DCT变换对奇异和突变信号不能稀疏表示。图像中存在边缘信息，参考块及其相似块内可能产生突变信号(如图2中白色框的像素)，对该块内像素的DCT系数进行阈值去噪处理，在一定程度上损失了图块的纹理细节信息。为了进一步弥补这一不足，对处理后的各块像素结合Kaiser窗口函数得到去噪且增强图像，其Kaiser窗口序列为：

$$\omega(n) = \begin{cases} \frac{I[(\sqrt{\beta(1-(2n/(N-1))^2})]}{I(\beta)} & -\frac{N-1}{2} < n < \frac{N-1}{2} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

其中：

$$I(x) = 1 + \sum_{k=1}^N \left[\left(\frac{1-x}{k!2} \right)^k \right]^2 \quad (12)$$

本文为了弥补块内像素去噪引起的纹理细节信息的损失，选 N 为块的尺寸；由于块内像素的相关性 $\beta = 0.2$ ，其一维的Kaiser窗口序列如图4所示。

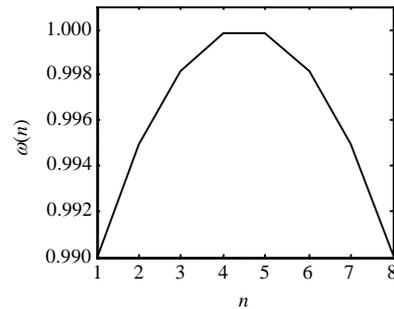


图4 Kaiser窗口序列

4 实验结果及分析

本文提出基于3DDCT去噪及增强的处理流程如图5所示。首先依据 l^2 范式，取阈值 $\lambda_{\text{thr}1} = 0.181$ ， $T_1 = 0.2$ 将图像的相似区域块构成块群，块的尺寸大小为 $N \times N$ ， N 越大块内像素的相关性减小，该块内DCT变换域系数的稀疏性变弱。用不同块尺寸 N ($\lambda_{\text{thr}2} = 0.6$, $\alpha = 0.7$)对图6a所示的含噪图像进行处理，其峰值信噪比(peak signal to noise ratio, PSNR)如表1所示。当 $N = 4$ 时，去噪后图像的残余噪声较多；当 $N = 16$ 时，块内像素的相关性降低，去噪处理后，纹理信息损失较多；当 $N = 32$ 时，处理结果呈现方块效应；当 $N = 8$ 时，处理后残余噪声较小且图像的边缘得到适当增强。

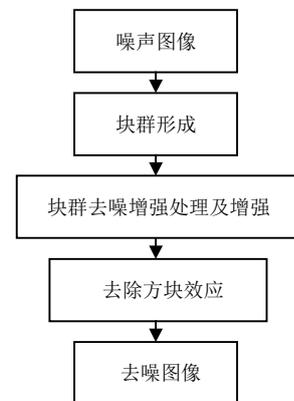


图5 去噪增强流程图

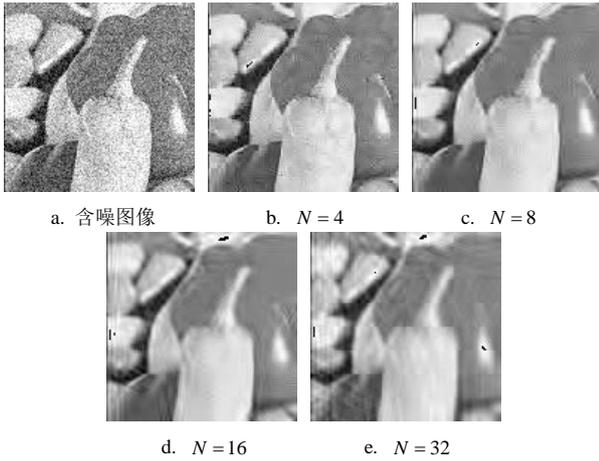


图6 不同块尺寸的处理结果

表1 不同窗口尺寸的处理评价

窗口尺寸(像素)	4	8	16	32
PSNR/dB	17.3	28.6	26.4	21.4

对块群中的各块(块尺寸为 8×8)进行DCT变换, 根据块内像素的相关性, 运用阈值 λ_{thr2} 去除块群内各块的噪声。选取参数 $\lambda_{thr1} = 0.181$, $T_1 = 0.2$, $N = 8$ 和 $\alpha = 0.7$, 用不同的 λ_{thr2} 阈值对图6a进行处理, 部分结果如图6b~图6d所示, 其PSNR值如表2所示。

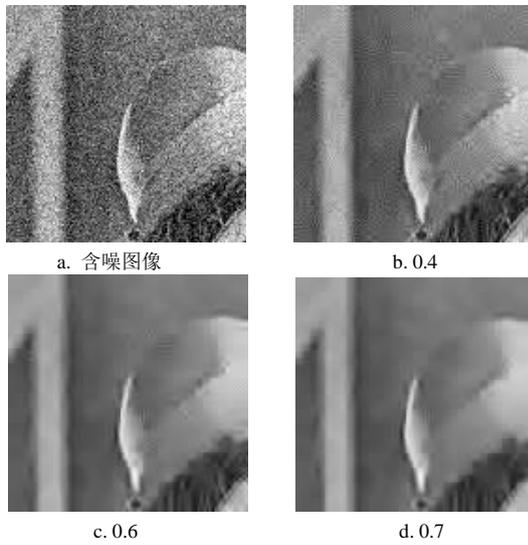


图6 不同阈值的处理结果

表2 不同阈值之比较

阈值	0.30	0.40	0.45	0.50	0.55	0.60	0.70
PSNR/dB	14.4	15.7	17.2	24.3	26.6	27.2	19.3

表3 不同 α 值的评价

α	0.65	0.67	0.69	0.70	0.71	0.73	0.75
HVSNR	4.4	10.7	15.2	28.3	17.6	11.2	9.3

为了增强图像去噪处理引起的边缘纹理细节的

损失, 本文对块群3DDCT的非零系数进行 α 次方运算, 当 $\alpha < 0.65$ 时, 图像的边缘均为白色的线条, 在边缘邻域处图像像素发生明显的突变, 当 $\alpha > 0.75$ 时, 图像的边缘和纹理增强效果不明显。当 $0.65 \leq \alpha \leq 0.75$ 时, 选取参数 $\lambda_{thr1} = 0.181$, $T_1 = 0.2$, $N = 8$ 和 $\lambda_{thr2} = 0.6$ 对图6a进行处理后的评价^[14]如表3所示。

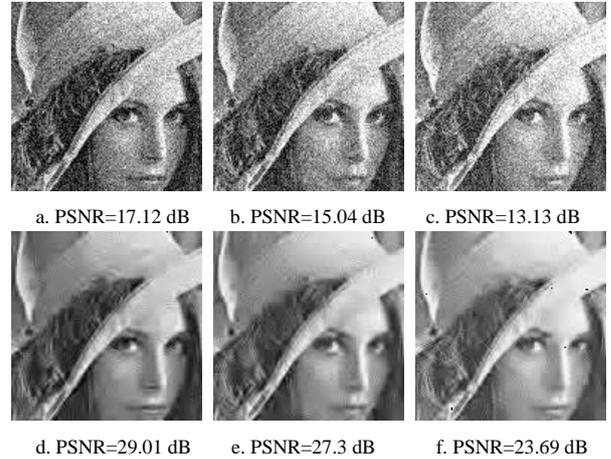


图7 本文算法结果

为了验证算法的有效性, 对叠加不同高斯噪声的图像, 运用本文算法和高斯平滑算法+直方图均衡化进行比较。图7为本文算法的部分结果, 其PSNR如表4所示。本文算法比高斯平滑去噪PSNR高, 这是由于图像平滑区域几乎覆盖真实图像能量的DCT系数个数较少。本文利用块内像素相关性减少块内噪声污染程度, 并利用块群中块间结构相似性, 进一步减少块间噪声, 对高频非零系数进行 α 次方运算扩大其系数增强图像边缘纹理。算法与BM3D算法的去噪效果相当, 但是运算时间少于BM3D。

表4 不同处理算法的比较

原始图像	噪声图像 PSNR/dB	去噪结果的PSNR/dB				
		高斯平滑	高斯平滑+直方图均衡化	小波阈值	BM3D	本文算法
辣椒	19.16	20.17	22.17	24.78	29.34	29.23
	16.29	17.34	18.43	23.23	28.14	28.23
	14.24	16.04	17.52	21.78	26.01	26.57
狒狒	20.15	22.03	22.43	23.42	25.47	24.98
	16.17	17.76	18.32	22.42	23.89	22.95
	12.38	13.76	14.35	17.69	21.89	21.07
莉娜	15.89	16.98	17.51	18.38	21.67	22.03
	8.17	9.98	11.56	14.67	18.76	18.34
	6.62	8.3	9.81	12.49	16.01	15.97

对于图8a所示的纹理信息较丰富的Baboon(狒狒)图像, 分别运用本文算法和高斯平滑去噪处理的结果如图8所示。从视觉上看, 对图像的平滑区域,

本文算法比高斯平滑+直方图均衡化的处理效果好,但对纹理信息较丰富区域,处理效果反而较差,这是因为纹理区域与噪声的DCT系数位于相同区域。

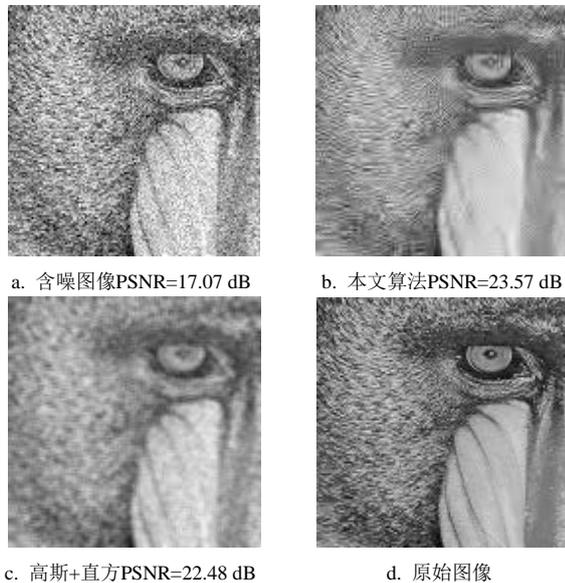


图8 纹理丰富的处理结果

5 结论

为了解决传统图像去噪算法存在边缘纹理信息损失的问题,本文提出了基于3DDCT的图像去噪及增强处理算法。首先从含噪图像搜索相似区域块构成块群,为了抑制噪声对块群构造的影响,对图像块进行DCT变换并运用阈值限制噪声对相似度分析的影响;其次根据块群中块内像素的相关性,对各块进行2DDCT变换并利用阈值进行首次去噪,如果块群容量大于1,根据群内块间对应像素的相似性,对块群进行1DDCT变换运用阈值进行二次去噪;然后对3D变换域高频非零系数进行 α 次方运算扩大其系数。本文在去噪过程中扩大高频非零系数,进而仅仅增强边缘纹理等局部信息,提高了图像的视觉效果。

参考文献

[1] JI Ze-xuan, CHEN Qiang, SUN Quan-sen, et al. A moment-based nonlocal-means algorithm for image denoising[J]. Information Processing Letters, 2009, 109: 1238-1244.

[2] ABOSHOSHA A, HASSAN M, ASHOUR M, et al. Image denoising based on spatial filters, an analytical study[C]// Proceedings-the 2009 International Conference on Computer Engineering and Systems, ICCES'09. Cairo, Egypt: IEEE, 2009, 5: 245-250.

[3] JUANG Li-hong, WU Ming-ni. Image noise reduction using Wiener filtering with pseudo-inverse[J]. Measurement: Journal of the International Measurement Confederation, 2010, 43(10): 1649-1655.

[4] STATE L, SARARU C, COCIANU C. New approaches in image compression and noise removal[C]//2009 First International Conference on Advances in Satellite and Space Communications. Colmar: France, IEEE, 2009, 3: 96-101.

[5] RUSSO F. New method for performance evaluation of grayscale image denoising filters[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2010, 17(5): 417-420.

[6] LAMICHHANE B P. Finite element techniques for removing the mixture of Gaussian and impulsive noise[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(7): 2538-2547.

[7] LIU LI, JIANG Yue-song, WANG Chang-wei. Noise analysis and image restoration for optical sparse aperture systems[C]//2008 International Workshop on Education Technology and Training & 2008 International Workshop on Geosciences and Remote Sensing. Shanghai: IEEE, 2008: 353-356.

[8] HOFFMAN D K, KOURI D J, POLLAK E L. Reducing Gaussian noise using distributed approximating functional[J]. Computer Physics Communications, 2002, 47(1): 759-769.

[9] LUO Qiang, WANG Jun, LUO Li, et al. Research of image denoising based on edge preservation[C]//International Symposium on Intelligent Information Technology Application Workshops. Shanghai, IEEE, 2008: 447-450.

[10] ELAD M, MATALON B, ZIBULEVSKY M. Image denoising with shrinkage and redundant representations[C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2006, 2: 1924-1931.

[11] MEHER S. Color image denoising with multi-channel circular spatial filtering[C]//2010 12th International Conference on Computer Modelling and Simulation. [S.l.]: [s.n.], 2010, 8: 284-288.

[12] LIN Li, KONG Ling-fu. Image denoising base on non-local means with wiener filtering in wavelet domain[C]//2009 Fifth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. [S.l.]: [s.n.], 2009: 471-474.

[13] YU Han-cheng, ZHAO Li, WANG Hai-xian. Image denoising using trivariate shrinkage filter in the wavelet domain and joint bilateral filter in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(10): 2364-2369.

[14] 丁绪星, 朱日宏, 李建欣. 一种基于人眼视觉特性的图像质量评价[J]. 中国图像图形学报, 2004, 2(9): 190-194. DING Xu-xing, ZHU Ri-hong, LI Jian-xin. A criterion of image quality assessment based on property of HVS[J]. Journal of Image and Graphics, 2004, 2(9): 190-194.