

自适应的快速非局部图像去噪算法

王志明¹⁾ 张丽²⁾

¹⁾(北京科技大学信息工程学院, 北京 100083) ²⁾(清华大学工程物理系, 北京 100084)

摘要 文章对非局部均值(NL-Means)图像去噪算法进行了改进,提出一种定量估计滤波参数最优值的方法,由噪声图像估计噪声方差,进而由噪声方差与图像方差估计滤波参数 h 。另外,根据局部区域加权欧氏距离的对称性,将算法中复杂度最高的两像素间距离计算由两次降为一次,从而在不损失性能的条件下使计算复杂度降低到原来的一半左右。在多个典型图像上的实验结果表明,提出的自适应非局部均值算法(ANL-Means)可达到近似最优性能,且处理时间只有标准NL-Means算法的一半左右。

关键词 图像去噪 高斯分布 噪声 方差

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2009)04-0669-07

An Adaptive Fast Non Local Image Denoising Algorithm

WANG Zhi-ming¹⁾, ZHANG Li²⁾

¹⁾(Scholl of Information Engineering, University of Science and Technology, Beijing 100083)

²⁾(Department of Engineering Physics, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract This paper makes some improvements on Non Local Means (NL-Means) image denoising algorithm. A quantitative method is given to estimate the optimal filter parameter h . Noise variance is estimated from noise image, and h parameter is estimated from this variance and noise image standard deviation. Based on the symmetry of weighted Euclidean distance, the most complex distance computation was halved for every pair of pixels, so the computation complexity was reduced to about half of original NL-Means without performance decline. Experimental results on several images show that our adaptive non local means algorithm(ANL-Means) gives nearly best performance with only about half computation time if using original NL-Means.

Keywords image denoising, gauss distribution, noise, variance

1 引言

由于图像获取、传输等过程中常常会产生噪声,造成图像质量下降,因此图像去噪作为图像处理的基本技术之一,受到广泛的重视。许多实际噪声可以近似为高斯分布的白噪声,去除图像中叠加的高斯白噪声成为图像去噪研究的一个重要方向。

由于简单的线性平滑如高斯滤波会造成图像细节信息丢失,近几年涌现了大量借助非线性滤波器

的复杂去噪算法。常见的算法包括各种自适应中值滤波算法^[1-3]、小波阈值(又称小波收缩)算法^[4-8]、各向异性扩散方程算法^[9-10]、总变分最小化算法^[11]、非局部均值滤波 NL-Means 算法^[12],等等。其中 Buades 等人^[12]提出的 NL-Means 算法充分利用了图像局部结构的相似性,具有很好的去噪效果。

一般来说,每一种算法都有一些滤波或阈值参数,考虑到图像内容的千变万化,如何设置这些参数让去噪算法在不同条件下都能达到较好的性能是一个关键问题。

收稿日期:2007-08-10; 改回日期:2007-11-13

第一作者简介:王志明(1968 ~),男。2003年获清华大学博士学位,现为北京科技大学信息工程学院计算机系副教授。主要研究方向为图像处理、模式识别等。E-mail:wangzhiming@tsinghua.org.cn

在研究较多的基于小波变换方法中,Chang^[6]提出一种自适应软阈值的小波变换去噪算法,阈值根据噪声方差和图像方差来确定;在 Scharcanski^[13]的算法中,收缩函数在自适应过程中综合考虑梯度、尺度及空间几何一致性等信息;Ghouthi^[14]提出的两步方差自适应算法(2VAR-BMWP-MAP)利用局部方差和平衡多小波系数模型来实现自适应小波变换;Cho^[15]利用多变量广义高斯模型来估计小波变换系数,模型本身的最优参数通过大量图像测试得到;Pirsiavash^[16]根据噪声与图像边缘的相关性估计阈值参数;Chen^[4]根据小波各子带中的噪声方差与图像信号方差来估计阈值参数;Bharath^[17]提出一种基于可操控复杂小波重建算法,其权值参数与噪声标准差具有 4 次多项式的关系。

在算法自适应方面,有些算法利用了噪声方差、图像方差等整体信息,有些算法利用了局部灰度相似性、局部直方图等图像局部信息。NL-Means 算法对每两个像素计算距离时考虑了其周围一个子块而非单一像素的相似性,较好地利用了局部结构信息,但没有利用图像整体的噪声方差等信息。实验表明,算法的参数设置与这些信息密切相关,只有参数设置适当才能得到较好的去噪效果。本文提出一种噪声水平自适应的非局部图像去噪算法(ANL-Means),根据噪声方差和图像方差估计最优 h 参数,利用了图像的整体信息,去噪效果接近 NL-Means 所能达到的最优性能。

NL-Means 算法的另一个不足之处是计算量较大,原因是在计算每两个像素之间距离时,考虑了其周围一定区域内的多个像素。我们根据欧氏距离的对称性,对基于局部图像块计算的任意两点之间的距离只进行一次,算法整体时间复杂度约降为原算法的一半。

2 非局部图像去噪算法简介

由于 NL-Means 算法在对每个像素的加权平滑过程中考虑了局部结构的相似性,取得了很高的滤噪效果。其基本思想是:当前像素值由图像中所有与它结构相似的像素加权平均得到。对于每个像素的权值,采用以它为中心图像子块(一般取 7×7)与以当前像素为中心子块之间的高斯加权欧氏距离来计算,权值设为此距离的负指数函数值。这样做的好处是在估计当前像素值时,局部结构上与之相似

的像素权重较大,而结构相似像素上叠加的噪声是随机的,因而通过加权均值可有效去除噪声。

其处理过程如下:

设噪声图像为 $\mathbf{v} = \{v(i) \mid i \in I\}$, 去除噪声后图像为 $NL[\mathbf{v}]$, 对每个像素 i 的值通过下式加权得到

$$NL[\mathbf{v}](i) = \sum_{j \in I} w(i, j) v(j) \quad (1)$$

$w(i, j)$ 为依赖于像素 i 与像素 j 相似程度(高斯加权欧氏距离)的权值:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp\left(-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}\right) \quad (2)$$

$$Z(i) = \sum_j \exp\left(-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}\right) \quad (3)$$

式中, $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2$ 表示像素 i 与像素 j 之间以它们中心的子块内像素之间高斯(标准差为 a)加权距离的平方, $v(N_i)$ 表示 i 周围的局部子块像素集合, h 为滤波参数。权值介于 0 和 1 之间,且满足

$$\sum_{j \in I} w(i, j) = 1 \quad (4)$$

实际计算过程中,为避免计算量太大,参与加权的并非图像中所有像素,而是利用它周围一定大小的区域,如文献[12]利用 21×21 像素区域来计算。

Buades^[12]通过理论分析和实验结果表明, NL-Means 算法在主客观性能上都优于常见的图像去噪算法,如高斯滤波、各向异性滤波、总误差最小化、邻域滤波等等。

但算法也存在两个不足之处:关键滤波参数 h 如何设定不明确,算法计算复杂度较高。

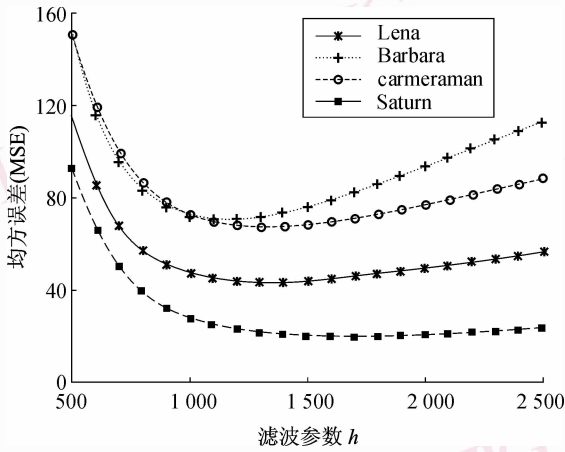
3 噪声水平的自适应

一般来说,高斯噪声的方差与去噪算法中的滤波参数有一定的关系。当噪声方差较大时,应采用较大的滤波参数;当噪声方差较小时,应采用较小的滤波参数。但具体的定量关系如何确定呢?在小波阈值算法中对阈值与噪声的研究较多,本节讨论 NL-Means 算法中滤波参数 h 与噪声及图像方差的关系。

3.1 噪声与滤波参数 h 的关系

为了定量地分析噪声水平与去噪算法滤波参数的关系,以及这些参数是如何与图像内容相关的。选择几个典型的图像进行了较大范围的滤波参数变化实验,结果如图 1 所示。

图中不同曲线对应不同的图像,噪声标准差均

图1 去噪性能随滤波参数 h 的变化Fig. 1 Denoise performance with filter parameter h

为20。横坐标为 h 参数的变化过程,纵坐标去噪结果与原始图像的均方误差(MSE)。从图中可以看出:(1) h 参数确实存在一个最优参数,太大或太小都会造成性能下降;(2) 尽管图像内容不同,但在同样噪声水平下最优 h 参数值基本一致。

3.2 最佳滤波参数 h 的确定

Buades^[12]在NL-Means算法中采用与噪声标准差线性正比关系确定滤波参数 h ,即 $h = 10\sigma$ 。通过理论和实验分析得出 h 应与噪声方差 σ^2 有近似线性正比关系,并受到噪声图像方差的影响。

从式(2)可以看出,为了不损失噪声之外的信息,当两个像素的加权距离大于一定值时,权值应接近于零,由于式(2)中的权值函数为典型的高斯函数(均值为0,标准差为 $h/\sqrt{2}$),可能通过改变 h 值来调节权值分布。根据高斯分布的特点,距离大于标准偏差某一倍数的所有权值之和可以估计出来,如距离大于 $3h/\sqrt{2}$ 的权值之和小于1%。如果设定了可以忽略的权值和,便可以得到这一倍数。现假设这一倍数值为 α ,则不被忽略的距离应满足:

$$\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a} \leq \alpha h / \sqrt{2} \quad (5)$$

另一方面,在假设噪声为高斯分布时,与当前像素点及其邻域像素灰度相同的点在叠加了的高斯噪声(σ)后会与当前像素值有一些差异,这些差异决定了式(5)左边的距离值。同理,根据高斯分布的特点,应该有一定比例的像素落在与当前考虑像素值的加权绝对差值不超过噪声标准差 α 倍的范围之内。当设定可忽略权值和与计算加权距离时可忽略噪声像素百分比(由于这里考虑是加权距离,并

非精确的像素百分比)相同时,即有

$$(\alpha\sigma)^2 \approx \|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2 \approx \alpha h / \sqrt{2} \quad (6)$$

由此可以得出滤波参数 h 与噪声水平的近似关系:

$$h \approx \sqrt{2}\alpha\sigma^2 \quad (7)$$

此时考虑了所有与当前像素加权绝对差值不超过 $\alpha\sigma$ 的像素点,并且被忽略权值和小于某一个由 α 确定的比率。根据高斯分布, α 取值为2和3时,对应比例分别为95.4%和99.7%。以上只是从噪声水平进行了分析,但是 α 的取值与图像本身的平滑程度也有一定关系。当 α 值较大时,包含了较高比例的噪声点,但同时也可能会将图像中本应与当前像素取值不同的点包含进来,因此 α 值并非越大越好。实验中发现取统计的权值或噪声像素比例约为98%比较合适,此时 $\alpha \approx 2.33$ 。

进一步分析可知,当图像内容比较平缓(标准差较小)时,像素之间差值较小, α 应该取较小的值;相反,图像内容比较剧烈(标准差较大)时,像素之间差值较大, α 可以取较大的值。因此,可以根据图像本身标准差对这一估计进行进一步的调整。由于图像内容较为复杂,标准差所包含的信息有限,准确的定量关系很难确定。但可以结合实验分析给出一个比较好的估计。实验发现,在图像本身标准差小于一定值时,对 h 取值影响较小。对于灰度为256级的图像,小于70的标准差对 h 值影响较小;另外,当噪声水平较高时,图像标准差的增大对取值影响也较大。因此,对于灰度级数为256的图像采用下式估计 h 值:

$$\begin{aligned} h &\approx \left(2.33\sqrt{2} + \frac{\max(0, (\sigma_v - 70))}{10} \right) \sigma^2 \\ &\approx \left(3.30 + \frac{\max(0, (\sigma_v - 70))}{10} \right) \sigma^2 \end{aligned} \quad (8)$$

式中, σ_v 为噪声图像的标准差。

当采用这一参数对噪声图像进行滤波时,可以达到近似最优的效果。 h 参数值过小会使许多噪声没有被考虑;反之, h 参数值过大,会平滑掉一些超出噪声范围的图像差异,从而造成图像过于平滑、丢失边缘等细节信息。

3.3 高斯噪声标准差的估计

前面指出,噪声水平与去噪算法参数有密切的关系。要达到较好的去噪效果需要估计一幅图像中的噪声水平,对于高斯白噪声,均值为0,只需估计其标准差参数。

比较简单的噪声估计方法包括基于图像块的方法、基于滤波器的方法^[18],以及二者相结合的方法^[19]。基于图像块的方法将图像分为许多小块,计算其各自方差,以若干最小方差的均值作为估计结果;基于滤波器的方法先对图像进行一次平滑,再计算原图与平滑后图像的差别,由此差值图像估计噪声水平;二者相结合的方法先通过基于图像块方法选择一些平缓块,再利用滤波器方法根据这些块估计噪声水平。

由于基于滤波器的方法首先要选择适当的滤波器和参数,而这些参数本身又与噪声水平相关,使得噪声的估计较为困难。另外,基于滤波器的方法计算复杂度也高于基于图像块的噪声估计方法。因此,采用基于图像块的噪声估计方法。将图像划分为 $M \times M$ 的无重叠小块,对每一块计算其方差。在图像本身灰度基本一致的块中,其方差可近似为噪声方差,为避免个别噪声干扰,采用总块数 1% (不少于两个子块) 的最小方差均值作为估计结果。实验中采用固定 25×25 的子块计算区域方差。

4 计算复杂度的降低

NL-Means 算法中,复杂度最高的是两像素之间加权高斯距离的计算,因为每个像素都要计算其周围区域内所有像素与它的距离值,并按此距离计算出加权的权值。

Mahmoudi^[20]对 NL-Means 算法的计算复杂度进行了改进,计算周围像素的权值时,只有满足以下条件的像素才考虑:(1)以两个像素为中心子块的灰度均值之比介于一定范围内;(2)两个像素点的梯度均小于某一阈值,且方向差异小于某一阈值。但这种方法对计算复杂度的降低是靠减少计算加权像素值时的邻域像素个数来达到的,如果算法中几个相关阈值确定不当,会造成去噪性能上的损失。

这里仅从计算方式的角度来降低计算复杂度,不会造成任何性能上的损失。考虑到距离 $d(i, j) = \|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2$ 是对称的,即 $d(i, j) = d(j, i)$,可以对任意两个像素的距离只计算一次,同时累加到两个像素点各自的累积加权像素值和、累积权值和之中。

设 i 点为当前像素, j 点为计算距离及权值的像素,计算得到的权值为 W_{ij} ,则在 i 点的累积加权像素值和中加入 $v(j) \times W_{ij}$,同时在 j 点的累积加权像

素值和中加入 $v(i) \times W_{ij}$,并在 i 和 j 的累加权值和中分别加入 W_{ij} 。当然,图像边缘像素要做一些特殊处理。

这样做的代价是要增加少量的内存占用,分别用于存储加权累积像素值和、累积权值和。如果以图像尺寸较小的 1 维为主序来处理(即图像宽度大于高度时采取列主序,反之采取行主序),可将所需增加的额外内存降为 $2 \min(H, W) \cdot \lceil L/2 \rceil$,其中 H, W 分别为图像高度和宽度, L 为去噪过程中所考虑的区域尺寸。

这样,在累加过程中,对每个像素所需计算加权欧氏距离的次数为 $L^2/2$,而不是原来的 L^2 。总的计算量可降低为原来的一半左右,约 $n^2 L^2 WH$ (n 为计算加权欧氏距离的子块尺寸)。而估计噪声水平的计算复杂度为 $O(W \times H)$,与去噪算法本身相比是非常小的。

5 实验结果

分三个部分来给出实验结果:对最优 h 参数的估计结果及其去噪性能比较,计算复杂度降低的实验结果,以及与近期所发表其他图像去噪算法的性能比较。

对 6 幅典型图像 (Lena 512×512 , peppers 512×512 , Barara 512×512 , cameraman 256×256 , Saturn 438×328 , moon 358×537) 分别叠加均值为 $\mu = 0$ 、方差 σ 不同的高斯白噪声,计算加权欧氏距离的高斯函数方差固定为 1.52,搜索邻域为 15×15 。采用的去噪性能评价标准是去噪算法处理结果图像与原始未加噪声图像的均方差 (MSE),即

$$MSE = \frac{1}{size(I)} \sum_{i \in I} [v(i) - v'(i)]^2 \quad (9)$$

式中, $size(I)$ 为图像中像素的个数, v 和 v' 分别表示无噪声图像值与去噪图像值。对每一幅噪声图像,在较大取值范围内采用黄金分割搜索法搜索最佳的 h 参数,以便与式(8)估计值进行比较。实验结果如表 1 所示。

从表 1 可以看出:(1)估计滤波参数 h 与实验中搜索得到的最优参数较为接近;(2)以估计的 h 参数进行去噪, MSE 非常接近最优值。在噪声标准差较大时,虽然 h 的估计值与真正最优值有相对较大的差异,但由于去噪性能在最优参数附近的平坦性,最终 MSE 性能相差很小。如 $\sigma = 30$ 的 'moon'

图像上, h 值相差 572, 但 MSE 仅相差 0.49, 约 1.4%。

表 1 最佳 h 参数与估计值及其 MSE 性能的比较

Tab. 1 Comparison between optimal h parameters and estimated values, and its MSE

噪声水平 (σ)	图像	σ_e	最优参数		估计参数		
			h	MSE	σ'	h	MSE
10	Lena	41.33	324	18.85	9.88	322	18.85
	peppers	53.80	333	23.27	10.25	347	23.31
	Barbara	48.23	346	26.08	10.13	339	26.08
	cameraman	62.34	333	28.59	9.87	321	28.63
	Saturn	72.98	417	6.20	9.92	354	6.38
	moon	78.00	346	11.51	9.68	384	11.60
20	Lena	45.95	1 324	42.81	19.30	1 229	43.05
	peppers	57.38	1 387	45.68	19.62	1 270	46.00
	Barbara	51.31	1 146	70.14	19.63	1 272	71.06
	cameraman	65.38	1319	67.70	19.12	1 206	68.20
	Saturn	75.64	1 655	19.76	19.67	1 495	20.00
	moon	80.59	1 625	23.35	18.82	1 544	23.40
30	Lena	50.93	3 067	71.80	28.39	2 660	73.53
	peppers	61.60	3 229	71.88	29.11	2 796	73.56
	Barbara	56.00	2 495	127.66	28.62	2 703	128.65
	cameraman	69.16	2 913	112.62	28.64	2 707	113.32
	Saturn	78.84	3 791	37.48	30.12	3 800	37.48
	moon	83.61	4 323	34.50	28.37	3 751	34.99

表 2 是 ANL-Means 算法与标准 NL-Means 算法在不同图像上计算复杂度的比较。表中处理时间是 C 程序在 P4 1.7GHz 的笔记本电脑上通过 10 次平均得到。

表 2 计算时间比较 ($\sigma = 20$)

Tab. 2 Computation time comparison ($\sigma = 20$)

图像	NL-Means (s)	ANL-Means (s)
Lena	27.89	15.22
peppers	27.80	15.07
Barbara	27.83	15.07
cameraman	6.75	3.70
Saturn	15.06	8.18
moon	20.26	11.00

从表 2 可以看出, ANL-Means 的计算时间明显低于 NL-Means。考虑到噪声估计和其他一些内存读取操作, ANL-Means 的计算时间比 NL-Means 的一半略高一些。

表 3 给出本文算法与近几年几个文献所报道去噪算法在标准图像 Lena (512×512) 上的性能比较。由于不同文献采用了不同的评价参数, 为了便于比较, 同时给出了峰值信噪比 (PSNR) 和 MSE 两个评价标准。PSNR 评价与 MSE 评价实质上是相同的, 二者之间有固定的转化关系, 对于灰度最大值为 255 的图像, 有 $PSNR = 10 \times \log_{10} (255^2 / MSE)$ 。

从表 3 可以看出, ANL-Means 算法的去噪性能优于绝大多数现有的算法。只有文献 [15] 报道的基于复小波变换 (CWT) 算法在噪声标准差大于 10 时性能优于 ANL-Means 算法。但文献 [15] 中算法的参数设置比较复杂, 作者指出算法参数与图像内容有关, 并且是根据经验从包含大量实验数据的性能图中得到的。

表 3 去噪性能 (PSNR & MSE) 比较 (Lena 512×512)

Tab. 3 Performance (PSNR & MSE) comparison (Lena, 512×512)

算法	$\sigma = 10$		$\sigma = 15$		$\sigma = 20$		$\sigma = 25$	
	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR	MSE	PSNR
2VAR-BMWP-MAP ^[14]	21.78 *	34.75	34.68 *	32.73	47.65 *	31.35	60.41 *	30.32
Wavelet Daub. 8 ^[15]	22.81 *	34.55	34.84 *	32.71	46.67 *	31.44	58.49 *	30.46
Wavelet CWT ^[15]	18.97 *	35.35	27.74 *	33.70	36.90 *	32.46	42.25 *	31.48
Wavelet Shrinkage ^[4]	32.87	32.96 *	58.44	30.46 *	84.00	28.89 *	98.74	28.19 *
Adaptive Wavelet Threshold ^[16]	28.71 *	33.55	44.99 *	31.60	62.24 *	30.19	79.26 *	29.14
Complex Steer ^[17]	34.05 *	32.81	—	—	50.83 *	31.07	—	—
C-LCHMM ^[8]	23.61 *	34.4	36.57 *	32.5	50.48 *	31.1	65.03 *	30.0
ANL-Means	18.85	35.38	30.21	33.33	43.05	31.79	57.44	30.54

注: 图中所引用数据来自文献本身, 用 * 标记的参数为根据对应的 MSE 或 PSNR 参数转换得到。

图 2 给出了 ANL-Means 算法在几个典型图像上处理的结果。从上到下各行依次为图像‘Lena’、‘Saturn’和‘cameraman’,从左到右各列依次为原始图像、叠加了高斯白噪声的图像(‘Lena’的噪声标

准差为 10、‘Saturn’为 20、‘cameraman’为 30)和采用 ANL-Means 算法自动估计噪声水平并去噪后的图像。从图可以看,ANL-Means 算法对不同噪声水平和不同内容的图像都能达到很好的去噪效果。



图 2 ANL-Means 算法在不同图像和不同噪声水平下的去噪效果

Fig. 2 ANL-Means results on different image and different noise level

6 结 论

研究了非局部图像去噪算法中的滤波参数自适应问题和计算复杂度降低问题,提出了一种噪声自适应的快速非局部去噪算法(ANL-Means)。针对高斯分布白噪声,通过研究噪声标准差与去噪算法参

数之间的关系,得出滤波参数 h 应与噪声方差 σ^2 有近似线性正比关系,并受到噪声图像方差的影响。通过对噪声方差和噪声图像方差的估计,可进而确定近似最优 h 参数,利用这一参数对噪声图像进行去噪接近于实际可以达到的最好效果。另外,根据局部区域距离的对称性,改变计算方式,将去噪算法的计算复杂度降低为原来的一半左右。

参考文献 (References)

- 1 Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft-switching median filter for image denoising [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C], Istanbul, Turkey, 2000: 2175-2178.
- 2 Khryashchev V V, Apalkov I V, Priorov A L, *et al.* Image denoising using adaptive switching median filter [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Genova, Italy, 2005: 117-120.
- 3 Yang P, Basir O A. Adaptive weighted median filter using local entropy for ultrasonic image de-noising [A]. In: Proceedings of the 3rd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis [C], Rome, Italy, 2003: 799-803.
- 4 Chen Y, Han C. Adaptive wavelet threshold for image denoising [J]. Electronics Letters, 2005, **41**(10): 586-587.
- 5 Donoho D L. De-noising by soft-thresholding [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1995, **41**(3): 613-627.
- 6 Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive wavelet thresholding for image denoising and compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, **9**(9): 1532-1546.
- 7 Portilla J. Full blind denoising through noise covariance estimation using gaussian scale mixtures in the wavelet domain [A]. In: International Conference on Image Processing [C], Singapore, 2004: 1217-1220.
- 8 Liu Fang, Liu Wen-xue, Jiao Li-cheng. Image denoising using local contextual hidden markov model based on complex wavelet [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, **33**(7): 1284-1287. [刘芳, 刘文学, 焦李成. 基于复小波邻域隐马尔科夫模型的图像去噪[J]. 电子学报, 2005, **33**(7): 1284-1287]
- 9 Samsonov A A, Johnson C R. Noise-adaptive anisotropic diffusion filtering of MRI images reconstructed by SENSE (sensitivity encoding) method [A]. In: Proceedings of IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: Macro to Nano [C], Washington DC, USA, 2002: 701-704.
- 10 Fu Shu-jun, Ruan Qiu-qi, Li Yu, *et al.* Anisotropic diffusion equation based ultra sonic image denoising and edge enhancement [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, **33**(7): 1191-1195. [付树军, 阮秋琦, 李玉等. 基于各向异性扩散方程的超声图像去噪与边缘增强[J]. 电子学报, 2005, **33**(7): 1191-1195]
- 11 Karkkainen T, Majava K. Semi-adaptive, convex optimisation methodology for image denoising [J]. IEE Proceedings Vision, Image and Signal Processing, 2005, **152**(5): 553-560.
- 12 Buades A, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising [A]. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C], San Diego, CA, USA, 2005: 60-65.
- 13 Scharcanski J, Jung C R, Clarke R T. Adaptive image denoising using scale and space consistency [J], IEEE Transactions on Image Processing, 2002, **11**(9): 1092-1101.
- 14 Ghouti L, Bouridane A. Two-step variance-adaptive image denoising [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing [C], Genova, Italy, 2005: 349-352.
- 15 Cho D, Bui T D. Multivariate statistical approach for image denoising [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C], Philadelphia, PA, USA, 2005: IV589-IV592.
- 16 Pirsiavash H, Kasaei S, Marvasti F. An efficient parameter selection criterion for image denoising [A]. In: Proceedings of IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology [C], Athens, Greece, 2005: 872-877.
- 17 Bharath A A, Ng J. A steerable complex wavelet construction and its application to image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, **14**(7): 948-959.
- 18 Boscol A, Brunal A, Messinal G, *et al.* Fast method for noise level estimation and integrated noise reduction [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2005, **51**(3): 1028-1033.
- 19 Shin D H, Park R H, Yang S, *et al.* Block-based noise estimation using adaptive gaussian filtering [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2005, **51**(1): 218-226.
- 20 Mahmoudi M, Sapiro G. Fast image and video denoising via nonlocal means of similar neighborhoods [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, **12**(12): 839-842.