

文章编号 1004-924X(2014)10-2806-09

## 结合复方向滤波器组高斯尺度混合模型 及非局部均值滤波的图像去噪

刘巧红\*, 李 斌, 林 敏

(上海大学 机电工程与自动化学院, 上海 200073)

**摘要:**提出了一种结合金字塔对偶树方向滤波器组(PDTDFB)变换域高斯尺度混合模型及非局部均值滤波的图像去噪方法。首先,建立了含噪图像的 PDTDFB 系数的局部高斯尺度混合模型,应用贝叶斯最小二乘法估计出去噪图像的 PDTDFB 系数;然后,通过 PDTDFB 逆变换重构得到初步去噪的图像;最后,采用非局部均值滤波平滑人工效应,从而获取最终的去噪图像。该方法充分利用了 PDTDFB 变换具有近似的平移不变性、多尺度多方向选择性和对图像纹理边缘等细节信息的高效表示能力,以及高斯尺度混合模型对 PDTDFB 系数的邻域相关性的概括能力。实验结果表明:与目前几个典型的去噪方法相比较,该方法使信噪比提高了 0.3~3 dB,视觉效果也有明显的改善。另外,该方法不仅能有效地去除含噪图像中的噪声,同时也有效地保留了原始图像中的边缘和纹理等细节信息。

**关键词:**图像去噪;金字塔对偶树方向滤波器组;非局部均值;高斯尺度混合模型

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142210.2806

## Image denoising with dual-directional filter bank GSM model and non-local mean filter

LIU Qiao-hong\*, LI Bin, LIN Min

(School of Mechatronic Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200073, China)

\* Corresponding author, E-mail: hqllqh@163.com

**Abstract:** A new image denoising method combined a Pyramidal Dual-tree Complex Directional Filter Bank(PDTDFB) domain Gaussian Scale Mixture(GSM) model and a non-local mean filter was proposed. First, the locally coefficients PDTDFB(GSM) model for a noisy image was established, and the denoised coefficients were estimated by the Bayes least square estimator. Then, the inverse PDTDFB transform was used to obtain the preliminary denoised image. Finally, Nonlocal Mean Filter (NLMF) was employed to smooth the artifacts of the preliminary denoised image and to obtain the final denoised image. This method combines the characters of the PDTDFB on shift-invariance, multi-directional selectivity, image edge representation and the effective ability of GSM model for capturing correlation of neighbor coefficients. Experimental results indicate that the proposed method has removed Gaussian white noise while effectively preserving edges and texture information. Comparing with some outstanding denoised methods, its Peak Signal to Noise Ratio(PSNR) value increases 0.3

收稿日期:2014-03-20;修订日期:2014-04-29.

基金项目:上海市教育委员会科研创新资金资助项目(No. 14YZ169)

-3 dB and visual quality is obviously improved.

**Key words:** image denoising; Pyramidal Dual-Tree Directional Filter Bank (PDTDFB); non-local means; Gaussian Scale Mixture(GSM) model

## 1 引言

图像在获取或传输过程中,往往会受噪声的影响而质量下降,图像去噪一直以来都是图像处理领域中的热点问题之一。由于小波变换具有良好的稀疏表示能力,以及多尺度多分辨率等特性,许多基于小波域的图像去噪方法也应运而生,经典的方法如软阈值(Soft Shrink)<sup>[1]</sup>、贝叶斯阈值(Bayes Shrink)<sup>[2]</sup>、双变量阈值(Bi Shrink)<sup>[3]</sup>、Stein 无偏风险估计阈值(SURE\_LET)<sup>[4]</sup>、贝叶斯最小均方高斯尺度混合模型(BLS\_GSM)<sup>[5]</sup>、混合概率模型(ProbShrink)<sup>[6]</sup>等等。

作为开创性的小波域去噪方法——Soft-Shrink 方法是在小波域对每一个小波系数独立进行阈值化收缩,但未考虑尺度内小波系数可能具有的相关性。文献[5]提出了小波域高斯尺度混合模型(Gaussian scale mixture model, GSM)去噪方法。该方法利用了尺度内小波系数间的依赖关系,取得了良好的去噪效果。

然而,小波变换是各向同性的,能最优地表示点状奇异性,而自然图像中广泛存在着边缘和纹理等高维信息,对于这些信息由小波变换不能提供最优的表示<sup>[7-8]</sup>。为了克服小波变换表示图像的局限性,出现了具有各向异性特征的多尺度几何分析(Multi-scale Geometric Analysis, MGA)方法<sup>[9]</sup>,典型的表示方法有脊波(Ridgelet)变换<sup>[10]</sup>、曲线波(Curvelet)变换<sup>[11]</sup>、轮廓波(Contourlet)变换<sup>[12]</sup>等。这些多尺度几何分析方法已经成功应用于图像去噪。金字塔对偶树方向滤波器组(Pyramidal Dual-Tree Directional Filter Bank, PDTDFB)<sup>[13]</sup>是一种新出现的多尺度几何分析方法,它相对于小波变换有着更好的方向选择性,在图像边缘和纹理信息的表示方面有着充分优势,目前已经在图像处理等领域得到了应用。

由于 GSM 在小波域去噪获取了成功,很多研究将 GSM 应用到各种多尺度变换域进行图像去噪,均取得了良好的去噪效果<sup>[14-16]</sup>。PDTDFB 变换的复系数具有实部和虚部 2 个部分,2 部分

均与小波系数有着类似的统计特性。本文提出了一种 PDTDFB 复系数的 GSM 模型,针对图像经过 PDTDFB 分解后得到的复系数的实部和虚部分别建模。在此模型基础上,应用贝叶斯最小二乘法对系数进行估计,将估计得到的系数进行反变换,从而获得去噪图像。然而,此次去噪图像上出现了一些明显的人工效应,看似“划痕”<sup>[17]</sup>式的伪边缘,需要进一步结合空域去噪方法非局部均值滤波<sup>[18]</sup>来消除这些错误的信息,获取更好的去噪效果。

## 2 金字塔对偶树方向滤波器组 (PDTDFB)

PDTDFB 组合了拉普拉斯金字塔和对偶树形式的方向滤波器组(DFBs),从而实现了具有多尺度多方向性的分解。每级分解由一个 2D 多尺度滤波器组和一对对偶的方向滤波器组构成,其相应的滤波器满足二维希尔伯特条件。该双通道结构的 DFBs 可视为具有复方向滤波器的单一滤波器组,分别对应于分解产生的复子带图像的实部和虚部。所有的 DFBs 通道由非分离的扇形滤波器级联实现了任意高的方向性分辨率,拉普拉斯金字塔实现了多分辨率分解,使得系统冗余度可控,高频子带用于建立对偶树的变换结构,以获取平移不变性。由 PDTDFB 变换的组成结构和工作性质可知该变换具有近似平移不变性、低冗余度、多尺度、多方向选择性等特点,同时分解灵活且完全重构。由于其具有众多良好的特性,适合于图像处理领域。

## 3 结合 PDTDFB 域 GSM 模型和非局部均值滤波的图像去噪

### 3.1 高斯尺度混合模型(GSM)

图像分解可以得到不同尺度图像的的子带系数,设  $x_c^{s,o}(n, m)$  是尺度为  $s$ , 方向为  $o$ , 中心位置为  $(n, m)$  的系数;  $\mathbf{x}^{s,o}(n, m)$  是  $x_c^{s,o}(n, m)$  与相邻两

尺度邻域系数构成的向量,简称为  $x_c$  和  $x$ 。假设当前系数与其周围邻域系数服从高斯尺度混合分布,则向量  $x$  是 GSM,并可由一个零均值的高斯向量  $u$  和一个独立的正标量随机因子  $\sqrt{z}$  的乘积表示:

$$x = \sqrt{z}u, \quad (1)$$

其中:  $u$  和  $z$  相互独立,“=”表示服从相同的分布。

高斯混合向量  $x$  的向量密度函数由向量  $u$  的协方差矩阵  $C_u$  和混合密度函数  $p_z(z)$  共同决定,有:

$$p_x(x) = \int p(x|z)p_z(z)dz = \int \frac{\exp\left(-\frac{x^T(zC_u)^{-1}x}{2}\right)}{(2\pi)^{N/2} |zC_u|^{1/2}} p_z(z) dz, \quad (2)$$

其中:  $N$  为  $x$  和  $u$  的维数(此处为邻域大小)。

### 3.2 含噪图像的 PDTDFB 系数模型

设图像被零均值方差为  $\sigma^2$  的高斯白噪声所污染;  $y$  表示噪声图像的 PDTDFB 系数邻域向量;  $x, w$  分别为原始图像的 PDTDFB 系数邻域向量和噪声的系数邻域向量,维数为  $N$ 。由于经 PDTDFB 变换分解后成为具有实部和虚部的复系数,考虑到实部系数与虚部系数的无关性,可以对其分别建模:

$$y = x + w, \quad (3)$$

将式(1)带入式(3)得到:

$$y = \sqrt{z}u + w. \quad (4)$$

由 GSM 模型可知,  $z$  和  $u$  是相互独立的,而高斯白噪声也是独立的,因此,随机变量  $z, u$  和  $w$  之间相互独立。 $u, w$  是零均值的高斯随机向量,自协方差矩阵分别为  $C_u$  和  $C_w$ 。观测系数邻域向量  $y$  在条件  $z$  下的分布是零均值高斯分布,其自协方差矩阵为  $C_{y|z} = zC_u + C_w$ ,则  $y$  的条件概率函数为:

$$p(y|z) = \frac{\exp\left(-\frac{y^T(zC_u + C_w)^{-1}y}{2}\right)}{(2\pi)^{N/2} |zC_u + C_w|^{1/2}}. \quad (5)$$

通过与噪声信号具有相同功率谱的单位脉冲函数  $\sigma\sqrt{N_y N_x} \delta(m, n)$  的 PDTDFB 变换系数得到噪声系数向量  $w$  的自协方差矩阵  $C_w$  的估计。其中:  $\sigma$  为噪声标准差;  $(N_y, N_x)$  为图像大小。通过对  $C_{y|z} = zC_u + C_w$  两边关于  $z$  求数学期望,得到

$C_y = E\{z\}C_u + C_w$ 。不失一般性,假设  $E\{z\} = 1$ , 得到:

$$C_u = C_y - C_w. \quad (6)$$

为保证自协方差矩阵的非负定性,将  $C_u$  进行特征值分解后的所有小于零的特征值置零。

### 3.3 原始图像的 PDTDFB 系数的估计

文献[5]在小波域基于 GSM 模型利用贝叶斯最小二乘法(BLS)在邻域窗内实现信号系数估计,从而取得了很好的去噪效果。在每个邻域窗内,由邻域向量  $y$  来获取中心系数的估计值。所有的子带系数均是实数,且概率密度函数也是实数变量的函数,而 PDTDFB 变换的图像分解为具有实部和虚部的复系数,且实部和虚部分别对应于独立的方向子带,因而在进行原始图像的 PDTDFB 系数估计时,需对实部和虚部分别进行计算。

对于每一个邻域块,由含噪图像的 PDTDFB 系数邻域向量  $y$  利用 BLS 估计中心位置的系数  $x_c$ :

$$\hat{x}_c = E\{x_c | y\} \\ E\{x_c | y\} = \int_0^\infty p(z | y) E\{x_c | y, z\} dz, \quad (7)$$

其中:  $E\{x_c | y, z\}$  是  $x_c$  在条件  $z$  下的贝叶斯最小二乘估计;  $p(z | y)$  是  $z$  的后验概率密度函数。由于在条件  $z$  下,邻域系数向量  $x$  是高斯分布的,结合高斯白噪声的性质,则  $E\{x_c | y, z\}$  可以通过局部线性维纳估计得到:

$$E\{x | y, z\} = zC_u(zC_u + C_w)^{-1}y. \quad (8)$$

令  $S$  为正定矩阵的对称平方根,即  $C_w = SS^T$ , 令  $\{Q, \Lambda\}$  是矩阵  $S^{-1}C_uS^{-T}$  的特征向量组成的矩阵和特征值组成的对角阵,则有:

$$zC_u + C_w = zC_u + SS^T = S(zS^{-1}C_uS^{-T} + I)S^T = \\ SQ(z\Lambda + I)Q^T S^T, \quad (9)$$

将(9)式带入式(8),简化得到:

$$E\{x | y, z\} = zC_uS^{-T}Q(z\Lambda + I)^{-1}Q^T S^{-1}y = \\ zSS^{-1}C_uS^{-T}Q(z\Lambda + I)^{-1}Q^T S^{-1}y = \\ zSQ\Lambda(z\Lambda + I)^{-1}Q^T S^{-1}y = \\ zM\Lambda(z\Lambda + I)^{-1}v, \quad (10)$$

其中:  $M = SQ, v = M^{-1}y$ 。从而得到:

$$E\{x_c | y, z\} = \sum_{n=1}^{PN} \frac{zm_{cn} \lambda_n \nu_n}{z\lambda_n + 1}, \quad (11)$$

其中:  $m_{ij}$  表示矩阵  $M$  的第  $(i, j)$  个元素,  $\lambda_n$  是矩阵  $\Lambda$  的对角元素;  $\nu_n$  是向量  $v$  中的元素;  $c$  表示在排

列邻域向量时系数  $x_c$  所处的位置。

为了获取窗口中心位置系数  $x_c$  的估计  $\hat{x}_c$ , 进一步利用贝叶斯准则估计  $z$  的后验概率密度函数  $p(z | y)$ 。本文中  $z$  的分布采用 Jeffery 先验密度函数, 则有:

$$p(z | y) = \frac{p(y | z) p_z(z)}{\int_0^\infty p(y | \alpha) p_z(\alpha) d\alpha}, \quad (12)$$

其中:  $p(y | z)$  由式(5)给出, 经简化有:

$$p(y | z) = \frac{\exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \frac{v_n^2}{z\lambda_n + 1}\right)}{\sqrt{(2\pi)^N |C_w| \prod_{n=1}^N (z\lambda_n + 1)}}. \quad (13)$$

将式(11)和式(12)带入式(7), 可以得到尺度为  $s$ , 方向为  $o$ , 邻域窗范围内中心位置为  $(n, m)$  的 PDTDFB 系数的贝叶斯最小二乘估计。

### 3.4 非局部均值滤波

将含噪图像进行 PDTDFB 变换后, 采用高斯尺度混合分布来描述其系数的邻域特性, 在此基础上利用贝叶斯最小二乘法对系数进行估计, 最后反变换得到去噪后的图像。然而 PDTDFB 变换的结构特性使得去噪后的图像上出现了可视的人工效应, 表现为一些“划痕”式的伪边缘, 考虑进一步在空域中对经过 PDTDFB 域去噪后的图像中出现的伪边缘进行平滑处理。传统的均值滤波、中值滤波等一些典型的空域去噪方法<sup>[19]</sup>具有算法简单, 计算速度快等优点。但也存在一些缺点, 均值滤波容易在降噪的同时使图像产生模糊, 中值滤波对脉冲噪声非常有效, 而对高斯噪声的处理效果不理想。非局部均值滤波 (Non-Local Means Filtering, NLMF) 算法是 Buades 等人在 2005 年提出的一种性能优异的空域滤波方法, 其主客观方面都优于常见的滤波方法。NLMF 的基本思想是将图像中普遍存在的像素块的重复冗余信息以加权平均的方式对目标像素进行滤波, 从而达到抑制图像噪声的目的<sup>[20]</sup>。相比于均值滤波和中值滤波方法, 非局部均值滤波考虑了像素邻域块之间的相似性, 因此在平滑图像的同时能够保持其边缘。

令  $v = \{v(i) | i \in I\}$  表示经 PDTDFB 域去噪后的图像, 其中任意像素点  $i$  的灰度值由图像中所有像素值加权平均得到, 即:

$$NL[v](i) = \sum_{j \in I} \omega(i, j) v(j), \quad (14)$$

其中: 权值大小依赖于像素点  $i$  和  $j$  的相似度, 且满足  $0 \leq \omega(i, j) \leq 1$ ,  $\sum_j \omega(i, j) = 1$ 。

$$\omega(i, j) = \frac{1}{Z(i)} e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}, \quad (15)$$

式中:  $\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}$  为高斯加权欧式距离, 用来衡量邻域矩阵  $v(N_i)$  和  $v(N_j)$  之间的相似度。欧式距离越小则相似度越高;  $N_i$  表示以像素  $i$  为中心的已知大小的方形邻域;  $a > 0$  为高斯加权的标准差;  $Z(i) = \sum_j e^{-\frac{\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}}$  为归一化参数。

利用 NLMF 来消除经 PDTDFB 域去噪后的图像中产生的伪边缘等错误信息, 同时不希望图像的细节信息在滤波的过程丢失, 因而全局平滑参数  $h$  即指数函数的衰减因子的选取尤为重要, 其控制着指数函数的衰减速度, 也影响滤波的程度和算法的去噪性能。参数  $h$  的值不应太大, 本文中限定  $h = 0.1\sigma_f$ , 其中:  $\sigma_f$  为 PDTDFB 域去噪获得的图像方差。基于计算复杂度的考虑, 本文将相似度计算的邻域窗大小限定为  $3 \times 3$ , 搜索窗的大小采用  $9 \times 9$ , 而不是在整幅图像范围内进行匹配。

### 3.5 算法步骤

基于以上分析, 本文提出的基于 PDTDFB 域 GSM 模型和非局部均值滤波联合的图像去噪方法的具体实现过程如下:

- 1) 对含噪图像进行 PDTDFB 变换, 得到一个低频子带图像和一系列带通方向的子带图像;
- 2) 对每一个实部带通方向子带图像均进行以下处理:
  - a) 计算噪声系数邻域向量  $w$  的自协方差矩阵  $C_w$ ,
  - b) 计算观测系数邻域向量  $y$  的自协方差矩阵  $C_y$ ,
  - c) 利用  $C_y$  和  $C_w$  估计  $C_u$ ,
  - d) 对子带中的每个邻域:
    - \* 利用式(11)计算  $E\{x_c | y, z\}$
    - \* 利用式(13)计算  $p(y | z)$
    - \* 利用式(12)计算  $p(z | y)$
    - \* 利用式(7)求出  $x_c$  的估计  $\hat{x}_c$ ;
- 3) 对每一个虚部带通方向的子带图像, 重复步骤 2);
- 4) 由所有估计出的带通方向的子带系数和低频子带系数进行 PDTDFB 逆变换, 得到初步去

噪图像;

5) 对初步去噪图像,利用 NLMF 进行平滑处理,消除伪边缘,从而获得最终的去噪图像。

#### 4 实验结果

本文选取了具有代表性的标准测试图像,如 Lena、Barbara、Peppers,在每幅图像上叠加了零均值的高斯白噪声后,进行去噪实验,标准差分别为 20、30、40、50。噪声图像由 PDTDFB 进行 4 级分解,每级的分解方向数分别为 8、8、8、16。将本文提出的算法与 PDTDFB 域的双变量收缩 (PDTDFB\_BiShrink) 和目前几个性能突出的去噪算法进行比较和分析。参与比较的典型算法有

SURE\_LET、BLS\_GSM 和 ProbShrink。采用峰值信噪比 (PSNR) 作为客观评价准则,表 1 是噪声图像采用不同方法去噪后的 PSNR 值比较。由结果可见,本文方法取得了相对较高的 PSNR 值。

变换域的图像去噪结果中往往会产生由于分解结构而导致的多余边缘信息,看似是大大小小的“划痕”,图 1(a) 为被标准差为 30 的高斯白噪声污染后的 Peppers 图像,图 1(b) 为经 PDTDFB 域 GSM 模型去噪重构后的结果。由图 1 可知,虽然去噪后图像的 PSNR 值从 18.59 dB 提高到 28.39 dB,但是去噪图像上出现的伪边缘影响了视觉效果,需进一步在空域利用 NLMF 的平滑特性将“划痕”去除,以获取更高的 PSNR 值。

表 1 各种去噪方法的 PSNR 结果比较

Tab. 1 PSNRs of different denosing methods

	$\sigma_n$	ProbShrink	BLS_GSM	SURE_LET	PDTDFB_BiShrink	Our method
Lena(512×512)	20	31.34	31.32	31.37	31.23	31.68
	30	29.74	29.47	29.56	29.88	30.22
	40	28.36	28.21	28.31	28.47	29.06
	50	27.36	27.19	27.37	27.49	27.98
Barbara(512×512)	20	29.34	28.93	27.96	29.67	29.92
	30	27.03	26.76	25.82	27.17	27.68
	40	25.42	24.98	24.54	26.02	26.25
	50	24.31	24.25	23.72	25.24	25.41
Peppers(512×512)	20	31.24	31.03	31.12	28.95	31.40
	30	28.97	29.40	29.06	27.08	29.91
	40	27.93	28.13	27.99	25.70	28.67
	50	26.90	27.14	27.01	24.67	27.74



图 1 初步去噪与最终去噪结果比较( $\sigma=30$ )

Fig. 1 Comparison of preliminary and final denoising images( $\sigma=30$ )

图 2 是各种去噪方法针对添加了标准差为 30 的 Lena 图像的处理结果,从视觉效果上可以看出,本文方法的去噪图像既去除了噪声,又有效地保持了图像的边缘信息,并且没有多余的伪边缘;ProbShrink 方法的去噪图像上出现了明显的白色斑块;BLS-GSM 方法的去噪图像存在过度平滑现象,且有噪声图像细节丢失现象,如帽子上的褶皱几乎平滑;SURE-LET 方法去噪不彻底,仍残留了少量噪声;PDTDFB\_BiShrink 方法的去噪图像上出现更多明显的划痕,严重影响了视觉效果,但边缘信息保留的较好。

综上所述,本文方法在客观指标 PSNR 和主观视觉上都体现出了更好的去噪性能,这主要归结于以下几点:

1) 从结构上来说 PDTDFB 变换是多尺度几何理论,具有多分辨率、多方向选择性等优良特

性,能较好地“捕捉”自然图像本身所固有的光滑边缘几何结构,而小波变换只能检测到信号的点奇异性;

2) PDTDFB 变换具有近似的平移不变性,具有较多的冗余信息用以描述图像分解系数的全局统计特性,同时相对于小波变换,PDTDFB 变换的分解方向灵活。另外,分解过程中采用了对偶方向滤波器,因而可以得到更多的方向子带,保留更为丰富的图像细节和纹理信息;

3) PDTDFB 域的 GSM 模型充分考虑了当前系数与其邻域系数之间的依赖关系,因而去噪效果优于仅考虑当前系数的阈值收缩方法;

4) 针对 PDTDFB 域 GSM 模型的去噪后的图像上出现的伪边缘等错误信息,利用非局部均值滤波平滑处理,获得了更好的视觉效果并有效地保留了边缘和纹理细节。



图 2 各种去噪方法的去噪结果( $\sigma=30$ )

Fig. 2 Results of different denoising methods( $\sigma=30$ )

实际应用中,医学 CT 影像在生成和显示时会由于医学成像系统的复杂性使图像数据混入各种噪声,主要包括:敏感元器件内部产生的高斯噪声,感光过程中产生的颗粒噪声及光电转换过程中的

泊松噪声。而从概率分布的角度考虑,CT 图像的噪声常认为是近似符合高斯分布的加性噪声模型。为了验证本文方法的实用价值,选取医学 CT 图像作为测试样本,在原始图像上添加了标准差为 30

的高斯白噪声。各种方法的去噪结果如图 3 所示。由图 3 可知,实验结果符合上述分析,即本文方法

不论从峰值信噪比(PSNR)还是视觉效果上,都优于参与比较的其他去噪方法。

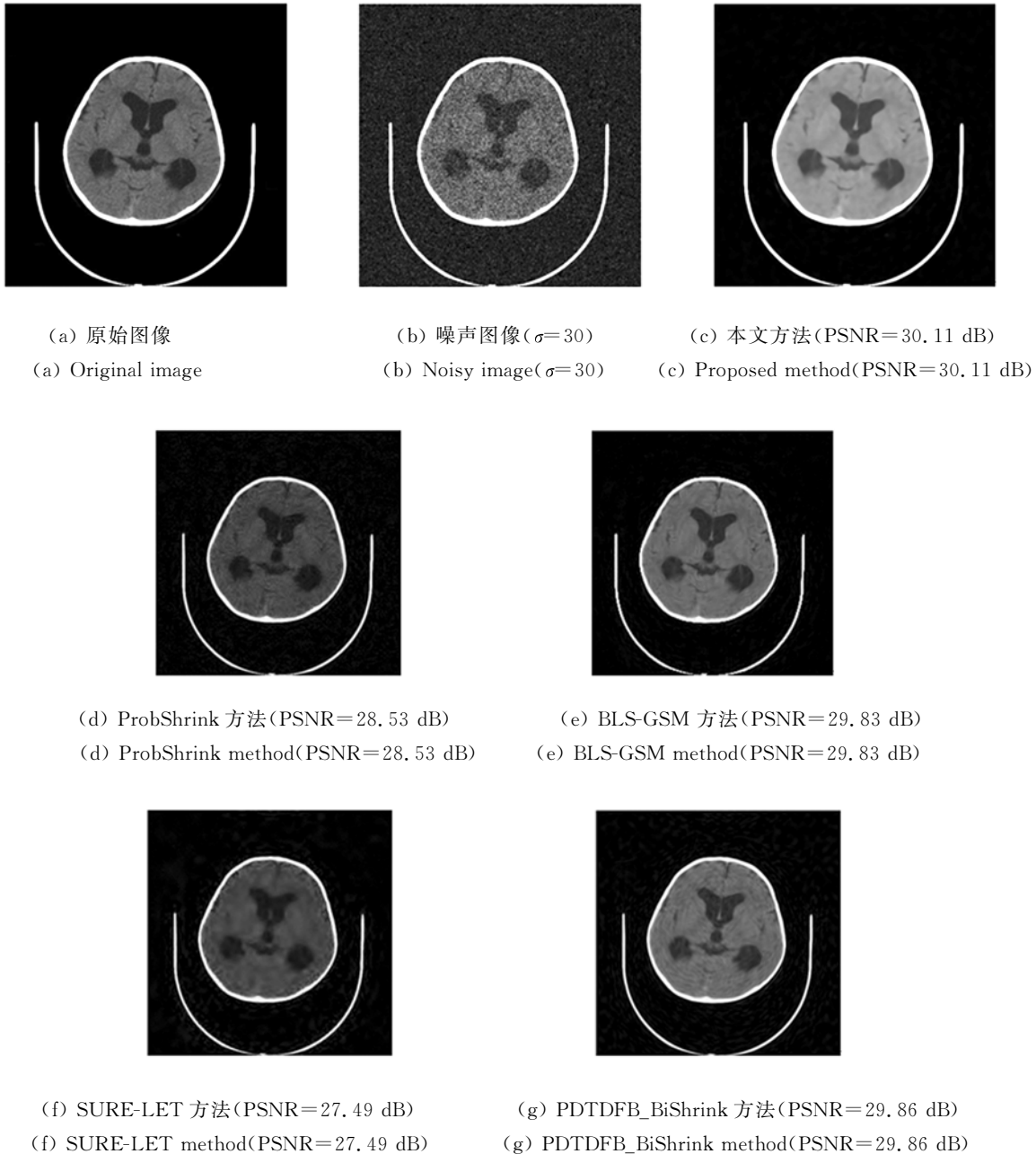


图 3 CT 图像的去噪结果比较( $\sigma=30$ )

Fig. 3 Comparison of denoising results in CT images( $\sigma=30$ )

## 5 结 论

针对图像被噪声污染的情况,本文提出了一种结合 PDTDFB 域 GSM 模型及非局部均值滤波的去噪方法。用 GSM 模型构建的图像经

PDTDFB 分解后得到带通方向子带内系数及其邻域系数之间的关系,初步去除图像上的噪声;接着,进一步在空域利用非局部均值滤波消除初步去噪图像上出现的伪边缘等错误信息,以获得更好的去噪效果。实验结果表明,本文方法在去除含噪图像噪声的同时,有效地保留了图像中的边

缘和纹理等细节信息。相对于 ProbShrink 方法、BLS\_GSM 方法、SURE\_LET 方法以及 PDTDfB\_BiShrink 方法,本文方法的峰值信噪比提高了 0.3~3 dB,视觉效果也得到明显改善。需要说明

的是,本文所采用的非均值滤波方法时间复杂度相对较高,如何减少时间复杂度,以适应于实时性要求较高的应用场合是我们下一步的工作方向。

#### 参考文献:

- [1] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. *IEEE Trans. on Inform. Theory*, 1995, 41(3): 613-627.
- [2] 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.
- [3] SENDUR L, SELESNICK I W. Bivariate shrinkage functions for wavelet-based exploiting interscale dependency [J]. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2002, 50(11):2744-2756.
- [4] LUISIER F, BLU T, UNSER M. A new SURE approach to image denoising: interscale orthonormal wavelet thresholding [J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2007, 16(3):593-606.
- [5] PORTILLA J, STRELA V, WAINWRIGHT M J, et al.. Image denoising using scale mixtures of Gaussians in the wavelet domain[J]. *IEEE Trans. Image Process*, 2003, 12(11):1338-1351.
- [6] PIZURICA A, PHILIPS W. Estimating the probability of the presence of a signal of interest in multi-resolution single-and multiband image denoising[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2006, 15(3): 645-665.
- [7] 龚俊亮,何昕,魏仲慧,等.基于贝叶斯估计的剪切波域局部自适应图像去噪[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(5):799-804.
- GONG J L, HE X, WEI ZH H, et al.. Local adaptive image denoising based on Bayesian estimation in shearlet domain [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(5), 799-804. (in Chinese)
- [8] 唐艳秋,张星祥,李新城,等.基于人眼视觉灰度识别特性的图像动态范围小波变换处理方法[J]. *液晶与显示*, 2012, 27(3):385-390.
- TANG Y Q, ZHANG X X, LI X E, et al.. Image processing method of dynamic range with wavelet transform based on human visual gray recognition characteristics [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(3), 385-390. (in Chinese)
- [9] 傅瑶,孙雪晨,薛旭成,等.基于非下采样轮廓波变换的全色图像与多光谱图像融合方法研究[J]. *液晶与显示*, 2013, 28(3), 429-434.
- FU Y, SUN X CH, XUE X CH, et al.. Panchromatic and multispectral image fusion method based on nonsubsampling Contourlet transform [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2013, 28(3), 429-434. (in Chinese)
- [10] CANDES E. *Ridgelets: Theory and Applications*, Department of Statistics[M]. US Stanford University, 1998.
- [11] STARCK J L, CANDES E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2002, 21:131-141.
- [12] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2005, 14:2091-2106.
- [13] NGUYEN T T, ORAINTARA S. The shiftable complex directional pyramid: Part I. Theoretical aspects [J]. *IEEE Trans. Signal Process.*, 2008, 56(10):4651-4660.
- [14] 高国荣,许录平,冯冬竹.利用非抽样 Shearlet 域 GSM 模型进行图像去噪[J]. *武汉大学学报:信息科学版*, 2013, 28(7), 778-782.
- GAO G R, XU L P, FENG D ZH. Image denoising based on the NSST domain GSM model[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2013, 28(7), 778-782. (in Chinese)
- [15] 刘帅奇,胡绍海,肖扬.基于复 Shearlet 域高斯混合模型的 SAR 图像去噪[J]. *航空学报*, 2013, 34(1), 173-180.
- LIU SH Q, HU SH H, X Y. SAR image denoising based on complex Shearlet transform domain Gaussian mixture model[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2013, 34(1), 173-180. (in Chinese)
- [16] LIU J P. Spatial-temporal fusion for flotation froth image denoising based on BLS-GSM method in curvelet domain[J]. *IEEE Transactions on Electrical*

and *Electronic Engineering*, 2014, 9(1): 31-38.

- [17] 闫河, 余永辉, 赵明富. 基于移不变抗混叠轮廓波变换的混合统计模型图像降噪[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(10): 2269-2279.

YAN H, YU Y H, ZHAO M F. Mixed statistical model image denoising based on shift-invariant non-aliasing Contourlet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(10), 2269-2279. (in Chinese)

- [18] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*,

CVPR, 2005: 60-65.

- [19] 任文琦, 王元全. 基于梯度矢量卷积场的四阶各向异性扩散及图像去噪[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(10): 2714-2719.

REN W Q, WANG Y Q. GVC-based fourth-order anisotropic diffusion for image denoising [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10), 2714-2719. (in Chinese)

- [20] 李家德, 张叶, 贾平. 采用非局部均值的超分辨率重构[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(6): 1576-1585.

LI J D, ZHANG Y, JIA P. Super-resolution reconstruction using nonlocal means [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(6), 1576-1585. (in Chinese)

#### 作者简介:



刘巧红(1979—), 女, 湖北荆州人, 博士研究生, 讲师, 2004年于华中科技大学获得硕士学位, 主要从事图像去噪及图像去模糊的研究。E-mail: hqllqh@163.com

#### 导师简介:



李斌(1956—), 男, 上海人, 教授, 博士生导师, 主要从事智能传感器、嵌入式系统、自动控制、机器视觉等方面的研究。E-mail: sulibin@shu.edu.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)