

基于快速自适应的二维经验模态分解的图像去噪算法

刘佩¹ 贾建^{1,2} 陈莉¹ 安影¹

(西北大学信息科学与技术学院 西安 710127)¹ (西北大学数学学院 西安 710127)²

摘要 为了能够对图像进行自适应的分解,并准确刻画分解系数的分布状态,提出了一种新的基于快速自适应二维经验模态分解的图像去噪算法。该算法首先对图像进行快速自适应二维经验模态分解,通过确定分解后以噪声主导的子带的个数,进一步利用正态逆高斯模型对以噪声主导的子带系数分布进行建模;然后使用贝叶斯最大后验概率估计理论从模型导出相应的阈值;最后采用最优线性插值阈值函数算法完成去噪。仿真结果表明,对于添加不同标准差大小高斯白噪声的测试图像,所提算法在峰值信噪比上相比 sym4 小波去噪、双变量阈值去噪、邻近算子的全变分算法和重叠组稀疏的全变分算法分别平均提高了 4.36 dB,0.85 dB,0.78 dB 和 0.48 dB,结构相似性指数也有不同程度的提高,有效地保留了更多的图像细节。实验结果证明,所提算法在视觉性能和评价指标方面均优于对比算法。

关键词 快速自适应二维经验模态分解,正态逆高斯模型,贝叶斯最大后验概率估计理论,最优线性插值阈值,图像去噪
中图分类号 TP391.4 文献标识码 A DOI 10.11896/jsjxx.190400159

Image Denoising Algorithm Based on Fast and Adaptive Bidimensional Empirical Mode Decomposition

LIU Pei¹ JIA Jian^{1,2} CHEN Li¹ AN Ying¹

(School of Information Science and Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)¹

(School of Mathematics, Northwest University, Xi'an 710127, China)²

Abstract In order to adaptively decompose the image and accurately describe the distribution state of the decomposition coefficients, a new image denoising algorithm based on fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition algorithm was proposed. Firstly, the algorithm performs fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition on the image. By determining the number of noise-dominated subband after decomposition, the noise-dominated subband coefficient distribution is further modeled by the normal inverse Gaussian model. Then the Bayesian maximum posterior probability estimation theory is used to derive the corresponding threshold from the model. Finally, the optimal linear interpolation threshold function algorithm is used to complete the denoising. The simulation results show that for adding Gaussian white noise images of different standard deviation, the average signal-to-noise ratio is improved by 4.36 dB, 0.85 dB, 0.78 dB and 0.48 dB, respectively, compared with sym4 wavelet denoising, bivariate threshold denoising, proximity algorithms for total variation, and overlapping group sparse total variation algorithm. Structural similarity index is also improved with different degrees, which shows it can effectively preserve more image details. The experimental results show that the proposed algorithm is superior to the comparison algorithms in terms of visual performance and evaluation index.

Keywords Fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition, Normal inverse Gaussian model, Bayesian maximum posterior probability estimation theory, OLI-Shrink threshold value, Image de-noising

1 引言

在获取和传输图像的过程中极易产生噪声,从而对后续的图像处理造成很大的影响。因此,图像去噪是图像处理中至关重要的一步。

传统的图像去噪算法可以分为基于空间域的去噪算法和基于变换域的去噪算法。常见的基于空间域的去噪算法有:邻域平均滤波^[1]、中值滤波^[2]、低通滤波^[3]和非局部均值滤波

法^[4]等。其中,非局部均值滤波是应用较为广泛的一种。2005年,Buades等提出了基于非局部均值的图像去噪算法^[4],其利用同一幅图像中相似的纹理区域来替换噪声区域,从而达到去噪的目的,但是对源图像的结构信息保护得不够全面。2007年,在非局部均值的基础上,Dabov等结合图像块的相似性与域变换提出3维块匹配(Block Method of 3-Dimension, BM3D)算法^[5],该方法不仅具有较高的峰值信噪比,而且视觉效果也很好。这类方法灵活且精度高,但是时间

到稿日期:2019-04-29 返修日期:2019-08-14 本文受西北大学紫藤国际合作计划项目(389040008)资助。

刘佩(1993-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理、机器学习,E-mail:201720987@stumail.nwu.edu.cn;贾建(1977-),男,博士,教授,主要研究方向为模式识别、智能信息处理,E-mail:jjajian@nwu.edu.cn(通信作者);陈莉(1963-),女,博士,教授,博士生导师,CCF高级会员,主要研究方向为数据库、数据挖掘、智能信息处理;安影(1995-),女,硕士生,主要研究方向为图像处理、信息融合。

复杂度较大,不能实现实时处理。基于变换域的去噪算法是将图像转化到另一个空间中进行处理,其中基于小波变换的图像去噪是变换域去噪方法的典型代表。Mallat^[6]将小波快速分解用于图像去噪中,取得了优于空间域去噪的结果。但是,由于小波分解在分解之前要构造合适的小波基函数,因此该方法不具有自适应性。为了满足图像的自适应性,在经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的基础上, Nunes 等提出二维经验模态分解(Bidimensional Empirical Mode Decomposition, BEMD)。BEMD 作为一种自适应的图像分解方法,可以将图像分解为一系列从高频到低频的子图像和残余量,而噪声大多数都存在于高频分量中。目前, BEMD 已被应用到了图像分析、图像融合、图像压缩等多个领域,近年来也在图像去噪中取得了良好的处理效果。2008 年,让 Ran 等提出了基于二维经验模态和均值滤波相结合的图像去噪方法^[7],该方法优于小波去噪等算法,但是时间复杂度较大,而且去噪性能有待提高。2010 年, PAN 等在 BEMD 的基础上,结合自相似扩展方法和相邻局部极值方法提出了一种新的去噪方法^[8]。与传统的方法相比,该方法取得了不错的效果,但是去噪后有部分噪声残留。2011 年, Arfia 等提出了一种将二维经验模态分解与离散小波变换相结合的图像去噪方法^[9]。该方法提高了图像的视觉质量和性能,但是去噪不彻底。同年, Pei 等提出了改进的二维经验模态分解的图像去噪算法^[10]。该方法采用了中值滤波对分解结果进行选择去噪,在保留图像信号固有的非平稳特征的同时提高了计算速度和精度,但是该方法的去噪结果有待提高。2012 年, Yi 等提出了一种结合二维经验模态分解和自适应维纳滤波器的去噪方法^[11]。该方法可以有效地去除噪声,并保留边界。2012 年,陈亮等采用二维经验模态分解与均值滤波法相结合的方法对漏磁图像进行去噪处理^[12],虽然消除了大部分噪声,但是仍有少量的噪声存在。2013 年, Lahmiri 在扩散加权图像的基础上,结合二维经验模态分解和自适应维纳滤波器,提出了一种新的图像去噪方法^[13]。该方法能够去除噪声,而且保留扩散加权图像的细节信息,但是去噪性能有待提高。2015 年, An 等通过改进边缘效应来提高二维经验模态分解的图像去噪性能^[14]。该方法通过结合支持向量机和封闭镜像扩展来保留图像的细节信息,但是去噪性能有待提高。2018 年, Liu 等提出了基于改进的二维经验模态分解阈值技术的图像去噪方法^[15]。该方法通过图像压缩改善了 BEMD 的位置敏感问题,但是时间复杂度较大。为了改善 BEMD 计算复杂度较大的问题, Bhuiyan 等提出了快速自适应的二维经验模态分解^[16-17](Fast and Adaptive Bidimensional Empirical Mode Decomposition, FABEMD),并证明了该方法与 BEMD 具有相同的分解结果。

本文提出基于快速自适应二维经验模态分解的图像去噪算法。首先,将图像进行 FABEMD 分解,通过局部窗口自适应地估计分解后的正态逆高斯模型^[18](Normal Inverse Gaussian, NIG)的参数;然后,使用贝叶斯最大后验概率估计理论从模型导出相应的阈值大小;最后,利用最优线性插值阈值函数^[19](OLI-Shrink Threshold Function, OLI-Shrink)完成去噪。将该算法与双变量阈值法^[20]、重叠组稀疏的全变分^[21]模型和改进的全变分模型^[22]等算法进行实验比较,结果表明本文算法在去噪性能方面优于其他的对比算法。

2 基于 NIG 模型的 FABEMD 去噪

2.1 快速自适应的二维经验模态分解

相比传统的 BEMD 方法, FABEMD 可以更加快速和准确地对任何尺寸和分辨率的图像进行分解。FABEMD 将含噪图像分解为从高频到低频的若干个分量(Intrinsic Mode Functions, IMF),并用残余量表示图像趋势。记原始图像为 I ,第 i 层的 IMF 为 F_i ,残余量为 R , FABEMD 的实现步骤描述如下:

Step 1 令 $i=1$,记 $S_i=I$ 。

Step 2 使用 3×3 的矩阵窗口获取待分解图像的局部极值。

Step 3 通过计算每一层局部极值点相互之间的欧氏距离,来确定 MAX/MIN 滤波器的窗口大小: $W_{enf} \times W_{enf}$ 。

Step 4 使用统计 MAX/MIN 滤波器构造极大值和极小值包络。

Step 5 令每一层的平滑窗大小为 $W_{smf}=W_{enf}$,并对局部极值图进行平滑滤波,滤波之后得到极大值包络 U_{Ei} 和极小值包络 L_{Ei} 。

Step 6 计算极大值包络和极小值包络的均值: $M_{Ei}=(U_{Ei}+L_{Ei})/2$ 。

Step 7 通过 $F_i=S_i-M_{Ei}$ 计算得到 F_i ,并令 $i=i+1$, $S_i=F_{i-1}$ 。

Step 8 判断分解层数 N_{BEMD} 是否达到所要求的分解层数,或者 S_i 中是否含有至少 3 个极值点。如果满足以上任意一个条件,则停止分解过程;否则继续执行 Step 2—Step 7 来获得下一个 IMF。FABEMD 将图像自适应分解为从高频到低频的一系列 IMF。一般情况下,图像的高频成分(噪声主导的 IMF)主要包含噪声和部分图像边缘特征,而低频成分(信号主导的 IMF)包含图像本身的信息。因此,在去噪的过程中主要是对噪声主导的 IMF 实现去噪。

结构相似性指标^[23]是一种衡量两幅图像相似程度的指标,本文用结构相似性指标来衡量原始图像和加噪图像分解后各个 IMF 之间的相似性。通过分别对来自 <http://decsai.ugr.es/~javier/denoise/test-images> 的 10 幅原始灰度图像以及加入噪声标准差为 5~50 的含噪图像进行 FABEMD 分解,并对比各个 IMF 之间的结构相似性指数,来确定各个 IMF 是以噪声主导的分量还是以信号主导的分量。若 IMF 结构相似性指数小于 0.99,则认为该 IMF 为以噪声主导的分量,在后续执行中需要对该分量进行去噪。以含噪图像的噪声标准差为横坐标,以噪声主导的 IMF 分量个数为纵坐标,绘制当噪声标准差不同时,10 幅常用测试图像对应的噪声主导的 IMF 个数的盒状图,如图 1 所示。

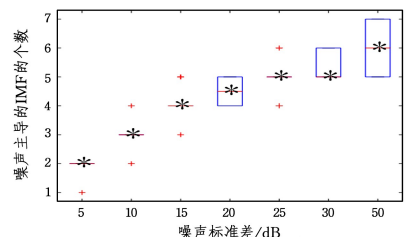


图 1 不同噪声标准差对应的噪声主导的 IMF 的个数分散情况统计图

Fig. 1 Statistical graph of number of noise-dominated IMFs corresponding to different noise standard deviations

由图1可知,随着噪声标准差的增加,噪声主导的IMF的个数也增加,且对于同一标准差的不同图像,其噪声主导的IMF个数相对集中在其均值(图1中*标记处)附近。为了描述噪声的标准差及其对应的噪声主导的IMF个数均值之间的关系,分别利用一次、二次、指数和高斯函数来实现关系拟合,实验结果如图2所示。

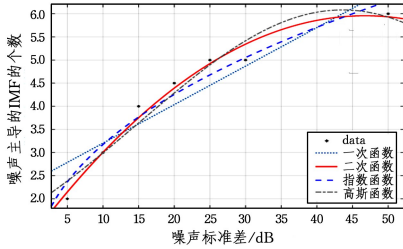


图2 噪声的标准差和噪声主导的IMF个数之间的拟合曲线

Fig.2 Fitted curve between noise standard deviation and number of noise-dominated IMFs

采用和方差(Sum of the Squared Errors, SSE)、决定系数(R-Square)、校正后的决定系数(Degree-of-freedom Adjusted Coefficient of Determination, Adjusted R-Square)、均方根误差(Root Mean Squared Error, RMSE)来判断拟合结果的好坏。其中, SSE 和 RMSE 越接近于 0, 说明所选模型的拟合效果越好;而 R-Square 和 Adjusted R-Square 越接近 1, 说明所选模型拟合得越成功。表 1 列出了不同函数拟合的评价指标。

表 1 不同函数拟合后的指标

Table 1 Indicators after fitting different functions

	SSE	R-square	Adjusted R-square	RMSE
一次函数	1.63	0.8515	0.8218	0.5697
二次函数	0.2223	0.9797	0.9695	0.2357
指数函数	0.4591	0.958	0.9496	0.303
高斯函数	0.5136	0.953	0.9295	0.3583

通过对比 4 种常用函数的拟合结果可知,二次函数拟合的效果最好,因此本文采用了二次拟合。拟合得到的函数关系为:

$$\lceil y \rceil = -0.002x^2 + 0.2043x + 1.181, x > 0 \quad (1)$$

其中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。根据图 1 和图 2 获得的方程,我们可以获得任意标准差的噪声对应的噪声主导的 IMF 的个数,以便进行后续的去噪处理。

2.2 正态逆高斯分布

在确定了噪声为主导的 IMF 后,对其图像系数进行建模是准确刻画系数特性的关键。由于图像的大多数分解系数幅值分布于 0 值附近,广义高斯分布经常被用来刻画系数特性。但面对重拖尾数据时,广义高斯模型无法准确地刻画距离 0 点较远区域对应的系数的特征。鉴于此,本文选择 NIG 模型来刻画系数特征。NIG 模型能够对不同程度拖尾的图像的分解系数进行更加准确的建模,且取得了较好的结果^[24-26]。NIG 模型的概率密度函数可以定义为:

$$f_x(x) = \frac{\alpha\delta}{\pi q(x)} \cdot \exp[\rho(x)] \cdot K_1[\alpha q(x)] \quad (2)$$

其中, $p(x) = \delta \sqrt{\alpha^2 - \beta^2} + \beta(x - \mu)$, $q(x) = \sqrt{\delta^2 + (x - \mu)^2}$, $K_d(\cdot)$ 是索引为 d 的第二类修正贝塞尔函数。由式(1)可知, NIG 分布由 $\alpha, \beta, \mu, \delta$ 这 4 个参数确定。4 个参数的灵活性,可以更好地拟合图像系数分布的曲线。其中, α 是控制分布衰减速率的特征因子,其值越小,分布衰减得越慢,拖尾越严重; β 为偏斜因子,决定分布的偏斜程度, $\beta > 0$, 分布向右倾斜, $\beta < 0$, 分布向左倾斜; μ 为平移参数; δ 为尺度参数。由于图像的分解系数一般都是对称分布的,因此,本文令对应参数 $\beta = \mu = 0$, 相应的 NIG 分布可以简化为:

$$f_x(x) = \frac{\alpha\delta \exp(d\sigma)}{\pi} \cdot \frac{K_1(\alpha \sqrt{x^2 + \delta^2})}{\sqrt{x^2 + \delta^2}} \quad (3)$$

为了计算 NIG 分布的概率密度函数,需要通过系数估计其分布的参数 α 和 δ 。令 $\hat{k}_1, \hat{k}_2, \hat{k}_3, \hat{k}_4$ 分别表示含噪系数的一到四阶的累积量,则无噪系数的偏度的峰度估计分别为 $\gamma_3 = \hat{k}_3 / (\hat{k}_2)^{3/2}$, $\gamma_4 = \hat{k}_4 / (\hat{k}_2)^2$, 因此 α 和 δ 的估计如下^[18]:

$$\alpha = \frac{\xi}{(\delta \sqrt{1 - \rho^2})}, \delta = \sqrt{\xi \cdot \hat{k}_2 (1 - \rho^2)} \quad (4)$$

其中, $\xi = 3 \cdot (\gamma_4 - 4\gamma_3^2/3)^{-1}$, $\rho = \gamma_3 \sqrt{\xi}/3$ 。

为了验证 NIG 模型对系数分布建模的准确性,以 Boat 图像为例,对其进行 FABEMD 变换,基于 IMF4 的系数分别对 NIG 模型、高斯概率密度函数、广义高斯模型分布以及实际分布做对比,实验结果如图 3 所示。

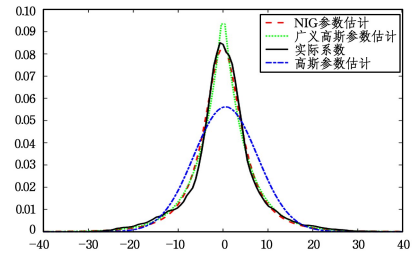


图3 噪声标准差为 30 的 Boat 图像分解后某一子带的系数的实际分布和拟合对比图

Fig.3 Actual distribution and fitting comparison of coefficients of subband after decomposition of Boat image with noise standard deviation of 30

由图 3 可知,与高斯概率密度函数和广义高斯函数拟合的曲线相比,基于 NIG 模型的概率密度函数在 0 值附近和面对重拖尾数据时能更好地拟合分解后的子带图像分布。

2.3 贝叶斯估计

FABEMD 分解后,以噪声为主导的子带可以通过贝叶斯最大后验估计其系数,从而实现去噪。记原始图像加入高斯加性噪声后表示为:

$$Y = X + N \quad (5)$$

其中, Y 表示加入高斯噪声后的图像, N 表示高斯噪声。经过 FABEMD 变换后,得到的分解系数的表达式如下:

$$y = x + n \quad (6)$$

分解后的高频子带以噪声为主,而低频子带含有大量的图像信息,贝叶斯去噪是通过估计 X 达到去噪的效果,即根

据已知的系数 y 估计 x ,使得最大后验概率值最大:

$$\begin{aligned}\hat{x}(y) &= \arg \max_x \{f_{x|y}(x|y)\} \\ &= \arg \max_x \{f_n(y-x) \cdot f_x(x)\}\end{aligned}\quad (7)$$

其中, $f_x(x)$ 为无噪声的先验分布, $f_n(\cdot)$ 为噪声的概率分布。由于噪声服从均值为 0、方差为 σ^2 的高斯分布,因此:

$$f_n(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_n} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma_n^2}\right)\quad (8)$$

将式(8)代入式(7),对自变量取对数,则式(7)可以被写成:

$$\hat{x}(y) = \operatorname{argmax}_x \left[-\frac{(y-x)^2}{2\sigma_n^2} + \zeta(x) \right]\quad (9)$$

其中, $\zeta(x) = \ln f_x(x)$ 。对式(9)求一阶导数可得 $-\frac{y-x}{\sigma_n^2} + \zeta'(x) = 0$ 。由于 $\zeta(x)$ 在零点附近不连续且奇异,因此估计的结果不准确。鉴于此, Bhuiyan 等^[27]提出了一种新的估计方法:

$$\hat{x}(y) = \operatorname{sign}(y) \cdot \max(|y| - \sigma_n^2 B, 0)\quad (10)$$

其中:

$$B = \left| \frac{2y}{\delta^2 + y^2} + \frac{\alpha y}{\sqrt{\delta^2 + y^2}} \cdot \frac{K_0[\alpha \sqrt{\delta^2 + y^2}]}{K_1[\alpha \sqrt{\delta^2 + y^2}]} \right|\quad (11)$$

2.4 阈值函数及参数的估计

阈值技术是图像去噪过程涉及到的一种处理方法,软阈值和硬阈值是其中两种常用的方法。软阈值处理比硬阈值处理更有效,但是软阈值不善于处理大系数。Fathi 和 Naghsh-Nilchi 提出了最优线性插值阈值函数,即通过每个系数与其对应的子带均值之间的最佳线性插值来修改系数:

$$\delta_\lambda^{OL} = \begin{cases} 0, & |y| \leq \lambda \\ y - \eta(y - \mu), & |y| > \lambda \end{cases}\quad (12)$$

其中, μ 是子带分解系数的均值, λ 为阈值大小。利用式(10)和式(11),可确定 $\lambda = \sigma_n^2 B$, η 的计算如下:

$$\eta = \frac{\sigma_n^2}{\sigma_x^2 + \sigma_n^2} \approx \frac{\sigma_n^2}{\sigma_y^2}\quad (13)$$

其中, σ_n^2 为纯噪声系数的方差,可以通过蒙特卡罗方法来估计每个 IMF 纯噪声的方差。在图像去噪中,如果含噪图像的方差是未知的,则可以先估计出图像的方差,然后再计算纯噪声分解后系数的方差;如果含噪图像的方差是已知的,则可以直接从 Step2 开始计算纯噪声分解得到的每个 IMF 的方差。确定各个 IMF 方差的实现步骤描述如下:

Step1 对含噪图像执行正交小波变换(H 表示变换后的第一层对角小波子带),使用鲁棒中值估计方法^[24]估计噪声的标准差 $\hat{\sigma}_n$ 。

$$\hat{\sigma}_n = \frac{\operatorname{median}(|H|)}{0.6745}\quad (14)$$

Step2 构造与原始图像大小相同,且均值为 0、方差为 $\hat{\sigma}_n^2$ 的纯噪声图像。

Step3 对纯噪声图像进行 FABEMD 变换,获得每个噪声主导的纯噪声系数的方差 $\sigma_n^2(k)$ 。

Step4 重复执行 Step2—Step3 5 次,将 5 次计算结果的平均值作为最终的纯噪声系数方差。

为了验证对噪声系数的标准差估计的准确性,根据上述步骤计算各个 IMF 噪声标准差的估计值。IMF 噪声标准差的估计值与实际值的对比如表 2 所列。

表 2 不同标准差下图像的 IMF 噪声估计值与实际值的对比
Table 2 Comparison of noise estimation and actual value of IMF of images with different standard deviations

IMF	标准差为 20 的 Lena 图像		标准差为 30 的 Boat 图像		标准差为 50 的 man 图像	
	实际值	估计值	实际值	估计值	实际值	估计值
IMF1	18.60	18.61	27.93	27.92	46.46	46.52
IMF2	4.24	4.23	6.40	6.37	10.59	10.61
IMF3	1.82	1.80	2.69	2.72	4.50	4.48
IMF4	1.13	1.11	1.67	1.67	2.81	2.78
IMF5	0.67	0.67	1.02	1.02	1.67	1.69
IMF6	0.40	0.39	0.62	0.61	0.99	0.96
IMF7	0.22	0.25	0.41	0.39	0.58	0.62
IMF8	0.19	0.17	0.26	0.24	0.38	0.40
IMF9	0.11	0.11	0.15	0.15	0.25	0.28

由表 2 可知, IMF 的估计值与实际值之间的差别很小,在 0~0.04 之间。从式(13)可以看到,当分子误差取到最大值 0.04 时,由于分母的取值范围为 10~50,分子取值的波动对 η 的计算结果可忽略不计。因此,用蒙特卡洛方法估计不同标准差下不同图像分解后的各个 IMF 的标准差是有效的。

2.5 基于 NIG 模型的 FABEMD 去噪

本文将 NIG 模型作为 FABEMD 系数的先验模型来估计图像 FABEMD 分解的系数,并采用 OLI-Shrink 来保证更有效的阈值。算法的具体实现步骤描述如下:

Step1 对含噪图像进行 FABEMD 变换,得到一组 IMF 和残余量。

Step2 通过 2.1 节中的方法确定 IMF 中噪声主导的分量,对噪声主导的各个分量分别计算如下的参数:

- 1) 根据式(4)计算参数 δ 和 α ;
- 2) 计算阈值 λ 的大小,其中 $\lambda = \sigma_n^2 B$, σ_n^2 为纯噪声系数的方差,通过 2.4 节中的方法计算;
- 3) 计算当前 IMF 分量中的均值 μ 和方差 σ_y^2 ;
- 4) 由式(13)计算 η 。

Step3 使用式(12)进行阈值去噪。

Step4 对去噪后的噪声主导的分量和信号主导的分量进行逆 FABEMD,得到去噪后的图像。

3 实验结果和分析

为了验证本文算法的有效性,对标准的 Lena 和 Boat 等图像分别加入均值为 0 且标准差为 10, 15, 20, 25, 30, 50 的高斯噪声进行去噪实验。本文采用的对比算法有: Sym4^[4]、小波双变量阈值法^[20] (BivShrink)、重叠组稀疏的全变分^[21] (OGSTV)模型和改进的全变分模型^[22] (PA-TV)。其中, BivShrink 由 <http://eeweb.poly.edu/iselesni/WaveletSoftware/denoise2.html> 获得执行; Sym4 是通过 MATLAB 的小波分析工具包实现去噪; OGSTV 和 PA-TV 由 <https://github.com/tarmiziAdam2005> 获得执行。

实验结果如图 4—图 11 所示。

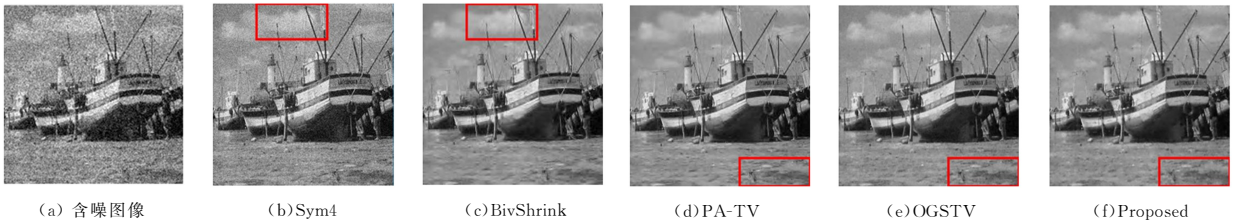


图 4 不同方法对噪声标准差为 20 的 Boat 图像的去噪结果对比

Fig. 4 Comparison of de-noising results of different methods for Boat image with noise standard deviation 20

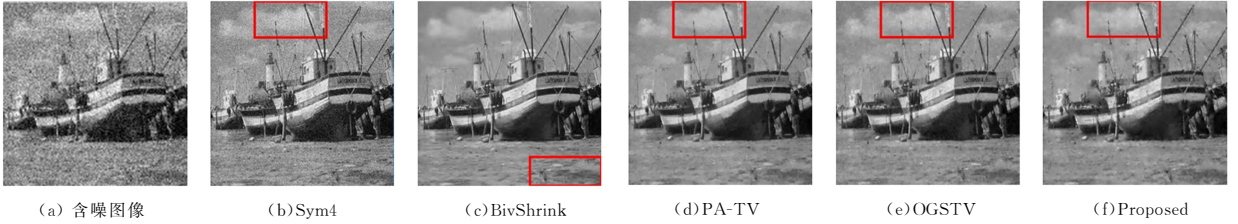


图 5 不同方法对噪声标准差为 30 的 Boat 图像的去噪结果对比

Fig. 5 Comparison of de-noising results of different methods for Boat image with noise standard deviation 30

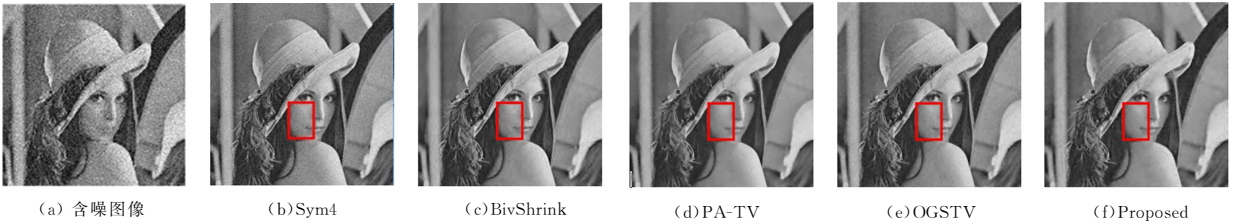


图 6 不同方法对噪声标准差为 20 的 Lena 图像的去噪结果对比

Fig. 6 Comparison of de-noising results of different methods for Lena image with noise standard deviation 20

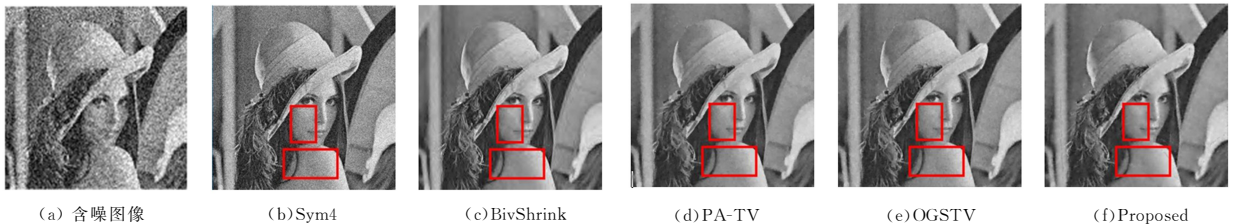


图 7 不同方法对噪声标准差为 30 的 Lena 图像的去噪结果对比

Fig. 7 Comparison of de-noising results of different methods for Lena image with noise standard deviation 30

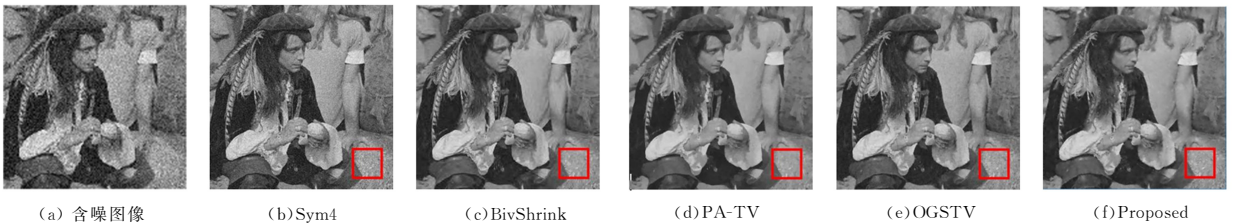


图 8 不同方法对噪声标准差为 20 的 Man 图像的去噪结果对比

Fig. 8 Comparison of de-noising results of different methods for Man image with noise standard deviation 20

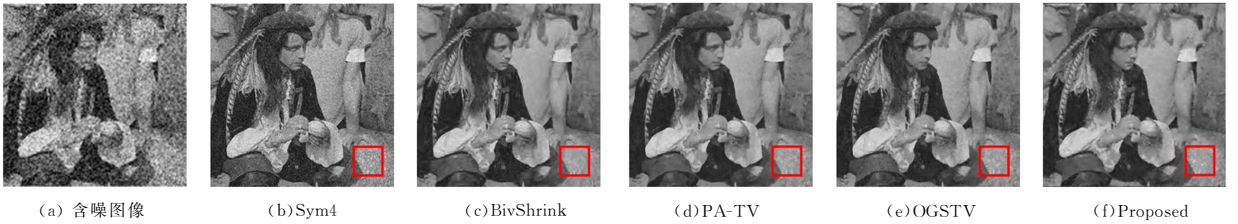


图 9 不同方法对噪声标准差为 30 的 Man 图像的去噪结果对比

Fig. 9 Comparison of de-noising results of different methods for Man image with noise standard deviation 30

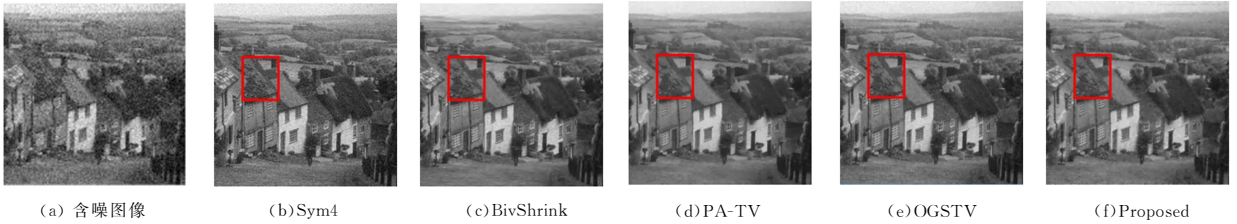


图 10 不同方法对噪声标准差为 20 的 Hill 图像的去噪结果对比

Fig 10 Comparison of de-noising results of different methods for Hill image with noise standard deviation 20

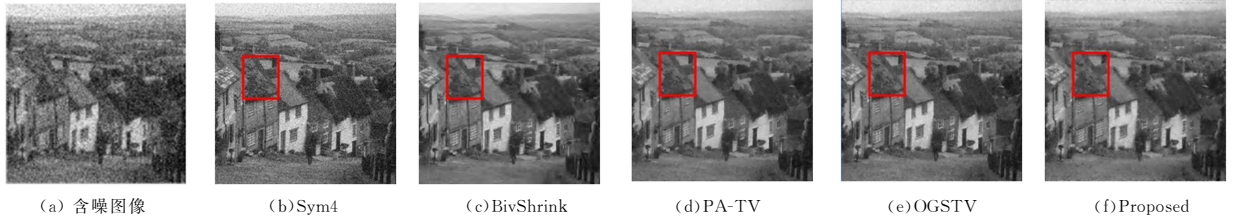


图 11 不同方法对噪声标准差为 30 的 Hill 图像的去噪结果对比

Fig. 11 Comparison of de-noising results of different methods for Hill image with noise standard deviation 30

由图 4—图 11 可以看出,本文算法的视觉效果均优于其他算法,能够更好地保留图像细节信息。Sym4 虽然能达到去噪效果,但是仍然有部分噪声残留存在,而其他对比算法都能够达到较好的去噪效果,但是本文算法去噪后的细节更加清晰。例如,本文算法使得 Boat 图像中天空中的云更加清晰,而且地面的凹凸细节保留得更完整;与其他算法相比,Lena 图像脸部和肩部不含细微的噪声;Man 图像中石头的纹理细

节信息多于对比算法;Hill 图像中房子的屋顶上包含有更多的瓦片细节。

为了验证本文算法的有效性与可行性,以峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似性指数(Structural Similarity Index, SSIM)为客观评价指标,对添加不同噪声大小的 Lena 和 Boat 等多幅图像进行实验对比。数值实验结果如表 3 所列,其中 PSNR 的单位为 dB。

表 3 添加不同标准差大小的噪声后去噪图像的 PSNR 和 SSIM

Table 3 PSNR and SSIM of de-noised image with different noise standard deviations

Image	σ /PSNR	PSNR/SSIM				
		Sym4	BivShrink	PA-TV	OGSTV	Proposed
Boat	10/28.14	29.06/0.690	32.41/0.855	32.51/0.851	32.89/0.872	33.35/0.897
	15/24.61	27.64/0.671	30.48/0.808	30.52/0.810	30.93/0.820	31.34/0.849
	20/22.11	26.23/0.647	29.17/0.770	29.13/0.772	29.39/0.774	30.11/0.803
	25/20.18	24.97/0.621	28.15/0.737	28.22/0.744	28.6/0.760	29.07/0.780
	30/18.61	23.84/0.594	27.35/0.709	27.44/0.713	27.86/0.727	28.17/0.746
	50/14.16	20.16/0.484	25.19/0.628	25.45/0.638	25.77/0.651	26.07/0.673
Lena	10/28.14	31.6/0.804	34.37/0.888	33.99/0.883	34.46/0.895	35.36/0.906
	15/24.61	29.31/0.777	32.51/0.859	32.15/0.855	32.61/0.869	33.45/0.891
	20/22.11	27.14/0.742	31.16/0.831	30.86/0.825	31.28/0.839	31.92/0.859
	25/20.18	25.76/0.705	30.22/0.810	29.87/0.800	30.35/0.826	30.85/0.833
	30/18.61	24.33/0.664	29.33/0.790	29.04/0.773	29.57/0.796	30.02/0.7812
	50/14.16	20.44/0.502	27.11/0.732	27.03/0.746	27.5/0.762	27.81/0.771
Couple	10/28.14	28.86/0.671	32.38/0.868	32.45/0.878	32.72/0.889	33.05/0.901
	15/24.61	27.51/0.653	30.79/0.818	30.84/0.826	30.93/0.844	31.62/0.861
	20/22.11	26.16/0.632	28.81/0.775	28.85/0.781	29.01/0.800	29.67/0.825
	25/20.18	24.83/0.610	27.75/0.736	27.88/0.743	28.2/0.753	28.59/0.776
	30/18.61	23.68/0.581	26.95/0.705	27.09/0.710	27.43/0.736	27.65/0.736
	50/14.16	20.1/0.483	24.9/0.616	25.1/0.620	25.39/0.633	25.53/0.667
Hill	10/28.14	29.95/0.703	32.24/0.846	32.52/0.853	32.73/0.867	33.87/0.873
	15/24.61	28.3/0.683	30.43/0.790	30.56/0.795	30.85/0.801	31.21/0.810
	20/22.11	26.7/0.660	29.19/0.754	29.33/0.754	29.48/0.755	30.11/0.783
	25/20.18	25.3/0.633	28.35/0.707	28.58/0.723	28.76/0.735	29.25/0.756
	30/18.61	24.07/0.604	27.67/0.680	27.87/0.690	28.1/0.693	28.43/0.718
	50/14.16	20.36/0.491	25.87/0.598	26.12/0.615	26.3/0.630	26.71/0.666
Man	10/28.14	29.8/0.730	32.55/0.872	32.78/0.880	32.96/0.890	33.41/0.895
	15/24.61	28.21/0.709	30.47/0.818	30.66/0.828	30.93/0.833	31.39/0.859
	20/22.11	26.61/0.682	29.08/0.775	29.29/0.789	29.4/0.795	30.05/0.825
	25/20.18	25.21/0.653	28.11/0.738	28.36/0.770	28.5/0.785	29.01/0.803
	30/18.61	23.96/0.623	27.33/0.706	27.75/0.728	27.95/0.734	28.13/0.758
	50/14.16	20.35/0.506	25.43/0.623	25.76/0.657	26.02/0.629	26.21/0.663
Average	—	25.68/0.640	29.19/0.761	29.26/0.768	29.56/0.779	30.04/0.798

表3中的实验数据表明,本文算法在峰值信噪比和结构相似性指数方面均优于对比算法。在峰值信噪比方面,Sym4算法比其他方法低,PA-TV与BivShrink相差不大,OGSTV算法的性能较好,而本文算法比Sym4算法平均高出4.36dB,比BivShrink平均高出0.85dB,比PA-TV算法平均高出0.78dB,比OGSTV算法平均高出0.48dB。在结构相似性指数方面,Sym4算法较低,PA-TV与BivShrink的差别不大,OGSTV算法的性能在对比算法中是最好的,而本文算法比OGSTV算法平均高出0.019。

结束语 本文选取FABEMD作为图像分解的方法,用正态逆高斯模型对分解后图像的噪声主导的IMF进行建模,然后使用贝叶斯最大后验概率估计理论从模型中导出相应的阈值大小,最后采用最优线性插值阈值算法来进行去噪。实验结果表明,本文算法的视觉效果和峰值信噪比相比对比算法均有所提高,从而证实了本文算法的有效性。但是,本文算法去噪后仍有部分伪影存在,未来将通过减少去噪后的伪影来提升算法的去噪性能。

参考文献

- [1] SUN X X, QU W. Comparison between mean filter and median filter algorithm in image denoising field[C]// Applied Mechanics and Materials. Trans Tech Publications, 2014, 644: 4112-4116.
- [2] PUSHPAVALLI R, SRINIVASAN E. Decision based switching median filtering technique for image denoising[J]. CiiT International Journal of Digital Image Processing, 2010, 2(10): 405-410.
- [3] ABHARI K, MARSOUSI M, BABYN P, et al. Medical image denoising using low pass filtering in sparse domain[C]// 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. NJ: IEEE, 2012: 114-117.
- [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 (CVPR'05). Washington DC: IEEE, 2005, 2: 60-65.
- [5] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. BM3D image denoising with shape-adaptive principal component analysis[C]// Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations. Saint Malo, France, 2009.
- [6] MALLAT S. A wavelet tour of signal processing[M]. Elsevier, 1999.
- [7] RAN X Y, YE J Y, GUO C H. Image denoising method based on two-dimensional empirical mode and mean filtering[J]. Journal of Computer Applications, 2008, 28(11): 2884-2886.
- [8] ABHARI K, MARSOUSI M, BABYN P, et al. Medical image denoising using low pass filtering in sparse domain[C]// 2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2012: 114-117.
- [9] ARFIA F B, SABRI A, MESSAOUD M B, et al. The bidimensional empirical mode decomposition with 2D-DWT for gaussian image denoising[C]// 2011 17th International Conference on Digital Signal Processing (DSP). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1-5.
- [10] PEI Y, WU Y, JIA D. Image denoising based on bidimensional empirical mode decomposition[C]// 2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2011: 1122-1125.
- [11] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, KHAN J F. A novel approach of fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition [C] // 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 1313-1316.
- [12] CHEN L, WANG K, MENG Q Y, et al. Application of Two-Dimensional Empirical Mode Decomposition Method in Magnetic Flux Leakage Image Processing [J]. Laboratory Research and Exploration, 2012, 31(6): 28-31.
- [13] LAHMIRI S. Image denoising in bidimensional empirical mode decomposition domain: the role of Student's probability distribution function[J]. Healthcare technology letters, 2015, 3(1): 67-71.
- [14] AN F P, LIN D C, ZHOU X W, et al. Enhancing image denoising performance of bidimensional empirical mode decomposition by improving the edge effect[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2015, 2015(12): 1-12.
- [15] LIU D, CHEN X. Image denoising based on improved bidimensional empirical mode decomposition thresholding technology [J]. Multimedia Tools and Applications, 2019, 76(8): 7381-7417.
- [16] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, KHAN J F. Fast and Adaptive Bidimensional Empirical Mode Decomposition Using Order-Statistics Filter Based Envelope Estimation [J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008(164): 1-18.
- [17] BHUIYAN S M A, ADHAMI R R, KHAN J F. A novel approach of fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition [C] // 2008 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 1313-1316.
- [18] BARNDORFF-NIELSEN O E. Normal inverse Gaussian distributions and stochastic volatility modelling [J]. Scandinavian Journal of statistics, 1997, 24(1): 1-13.
- [19] FATHI A, NAGHSH-NILCHI A R. Efficient image denoising method based on a new adaptive wavelet packet thresholding function [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 3981-3990.
- [20] 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.
- [21] LIU J, HUANG T Z, SELESNICK I W, et al. Image restoration using total variation with overlapping group sparsity [J]. Information Sciences, 2015, 295(a): 232-246.
- [22] MICCHELLI C A, SHEN L, XU Y. Proximity algorithms for image models: denoising [J]. Inverse Problems, 2011, 27(4): 045009.
- [23] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE transactions on image processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [24] ZHANG X. A Method for Image Denoising Based on Normal Inverse Gaussian Model Using Bayesian Estimation [J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(1): 70-74.
- [25] JIA J, CHEN L. Image Denoising of Nonsampled Contourlet Transform Based on Normal Inverse Gaussian Model [J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 39(7): 1563-1568.
- [26] LAN X Y, CHEN L, JIA J, et al. Image denoising algorithm based on improved normal inverse Gaussian distribution model [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 34(10): 3188-3192.
- [27] BHUIYAN M I H, AHMAD M O, SWAMY M N S. Wavelet-based despeckling of medical ultrasound images with the symmetric normal inverse Gaussian prior [C] // 2007 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP'07). Piscataway, NJ: IEEE Press, 2007: 1-721-1-724.