

非下采样 Contourlet 变换在带钢表面缺陷图像去噪中的应用研究

杨建新¹, 王中叶²

(1.常州机电职业技术学院 专业基础部, 江苏 常州 213164;
2.南京航空航天大学 航空宇航学院, 南京 210016)

摘要: 目的 对带钢表面图像中的噪声进行有效滤除, 以获取较清晰的带钢表面图像, 为通过带钢表面图像检测带钢表面缺陷提供良好的源图。**方法** 利用非下采样 Contourlet 变换具有精细分解的特性, 对获取到的带钢表面图像进行尺度分解, 获取图像的高、低频系数。在最大后验概率框架的基础上, 以噪声图像系数的方差为判断条件, 构建了自适应去噪模型, 对带钢图像进行前级去噪。为了进一步去除带钢表面图像中的噪声, 利用非局部均值方法对前级去噪后的带钢表面图像进行处理, 以达到对带钢表面图像中的噪声进行有效滤除。**结果** 仿真实验结果显示, 与对照组方法相比, 采用所设计方法去噪后的带钢表面图像不存在阶梯效应等不足, 具有更高的峰值信噪比及结构相似度。**结论** 本文所提方法能有效去除带钢表面图像中夹杂的噪声, 可获取较清晰的带钢表面图像。

关键词: 非下采样 Contourlet 变换; 图像去噪; 最大后验概率; 自适应去噪模型; 带钢图像

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2018)07-0259-06

DOI: 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2018.07.039

Application of Nonsubsampled Contourlet Transformation in Steel Strip Image Denoising

YANG Jian-xin¹, WANG Zhong-ye²

(1. Professional Basic Department, Changzhou Institute of Mechatronic Technology, Changzhou 213164, China;

2. School of Aeronautics and Astronautics, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

ABSTRACT: The work aims to effectively filter noise in steel strip image and retain more image details, provide a good source figure for strip image-based surface defect detection. The strip image was decomposed to high and low frequency coefficients of the image as Nonsubsampled Contourlet Transformation (NSCT) had characteristics of fine decomposition. On the basis of maximum posterior probability, a self-adaptive threshold model was established for pre-denoising with variance of noise image coefficient. In order to further remove noise in steel strip image, the pre-denoised steel strip image was processed in the method of non-local means, and noise in the steel strip image was filtered effectively in this way. The simulation results showed that, compared with control group method, the proposed method was free from staircase effect and other shortcomings, and generated higher peak signal-to-noise ratio and structural similarity. The proposed method can effectively remove noise in the steel strip image, and can retain more image details, so that the denoised image has better visual effect.

收稿日期: 2018-01-13; 修订日期: 2018-03-21

Received: 2018-01-13; Revised: 2018-03-21

基金项目: 江苏省高校自然科学研究项目 (15KJD520005)

Fund: Supported by the Natural Science Fund of Jiangsu Province (15KJD520005)

作者简介: 杨建新 (1981—), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为计算机图像。

Biography: YANG Jian-xin (1981—), Male, Master, Lecturer, Research focus: computer image.

KEY WORDS: nonsubsampled Contourlet transform; image denoising; maximum posterior probability; adaptive denoising model; steel strip image

随着全球经济不断地发展,冷轧带钢已成为了人们生活中不可或缺的产品。由于表面缺陷的存在,导致带钢质量会存在严重的不足。对带钢表面质量进行监控,有利于提高带钢质量。伴随着计算机技术的不断发展,通过机器视觉技术对带钢图像进行检测已被应用得越来越广泛。尽管通过机器视觉技术能对带钢表面缺陷进行检测,但是在实际生产过程中采集到的带钢图像难免会夹杂着噪声。由于噪声干扰,在对带钢表面缺陷进行检测时,会错误地将噪声也判定为表面缺陷,从而造成检测错误,影响带钢生产^[1]。由此可见,对带钢图像中的噪声进行有效滤除,以获取较清晰的带钢图像,对提高带钢的生产质量及生产效率有重要的意义。

通过较多专家学者的研究,当前出现了较多不同的图像去噪方法。Liu 等人^[2]通过对带钢图像的邻域特性进行分析,提出了一种基于邻域评估的带钢表面缺陷脉冲噪声去除方法。通过对常见的脉冲去噪滤波器进行研究,利用像素点的局部相似性分析以及领域评估设计了一种新的脉冲去噪滤波器,用于对带钢图像进行去噪,实验结果显示该方法具有一定的去噪效果,但是去噪的同时会产生伪吉布斯效应。毛清华等人^[3]通过对小波变换方法进行研究,提出了一种基于小波变换的煤矿钢芯输送带缺陷信号去噪方法。利用小波变换将含噪图像进行分解,接着利用阀值法对小波系数进行滤波去噪,实验结果显示该方法能对含噪图像进行去噪,但是小波变换难以对高维度特征进行表述,导致去噪图像中存在一些局部失真。崔东艳等人^[4]利用压缩感知技术,提出了一种带钢表面检测中压缩感知图像去噪的方法。通过对压缩感知去噪原理进行分析后,构建了基于分段正则化 OMP 算法用于对图像进行去噪,实验结果表明该方法具有较好的去噪效果,但是去噪后的图像存在一定的边缘模糊效应。

对此,本文提出了一种非下采样 Contourlet 变换在带钢表面图像去噪中的应用。利用非下采样 Contourlet 变换对带钢表面图像进行分解,获取图像的高、低频系数。接着构建自适应去噪模型,用于对含噪带钢表面图像进行前级去噪,最后利用非局部均值方法对图像进行二级去噪,完成带钢表面图像的去噪。实验结果显示,本文所提算法不仅能较好地去除带钢表面图像的噪声,而且能够较好地保留带钢表面图像的细节信息,使得带钢表面图像的信噪比得以提高。

1 相关算法分析及实现步骤

1.1 非下采样 Contourlet 变换

Contourlet 变换是 Minh N Do 和 Martin Vetterli 提出的一种能够对图像进行二维以及更高维奇异分解的方法。Contourlet 变换通过拉普拉斯塔形分解 (LP) 以及方向滤波器组 (DFB), 实现对图像进行多尺度及多方向的分解。由于 Contourlet 变换具有良好的各向异性以及方向性等优点,且能够很好地捕捉图像的几何结构,因此 Contourlet 变换分解所得的高、低频系数中能够包含源图像中较多的边缘等细节信息。但是使用拉普拉斯塔形分解以及方向滤波器组的过程中都需要进行下采样操作,将导致 Contourlet 变换不具备平移不变性,从而引起吉布斯效应。为了克服 Contourlet 变换过程中的下采样操作, A. L. Cunha 等人利用非下采样小波变换的思想,将非下采样的塔形分解 (NSP) 以及非下采样的方向滤波器组 (NSDFB) 进行联合,设计了非下采样 Contourlet 变换。非下采样 Contourlet 变换不仅继承了 Contourlet 变换的优势,而且还具有平移不变性,能够更精细地对带钢表面图像进行多尺度多方向的分解^[5-6]。由此,本文将采用非下采样 Contourlet 变换对带钢表面图像进行尺度分解。

非下采样 Contourlet 变换对带钢表面图像进行尺度分解的示意图如图 1 所示^[7]。从图 1 可见,非下采样的塔形分解和非下采样的方向滤波是非耦合的,其中 NSP 用于实现多尺度分解,而 NSDFB 用于实现多方向的分解。当 NSP 将带钢表面图像进行尺度分解后,NSDFB 再将各个尺度上的带通信号分解成几个不同的方向子带,迭代这个过程,从而实现对带钢表面图像的多尺度分解。

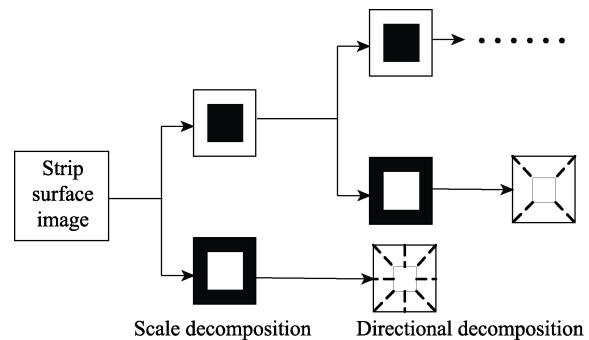


图 1 带钢表面图像非下采样 Contourlet 变换示意图

Fig.1 Schematic diagram of nonsubsampled Contourlet transformation of steel strip surface image

NSP 主要由一个双通道的 NSDFB 构造而成, 其结构图如图 2 所示。

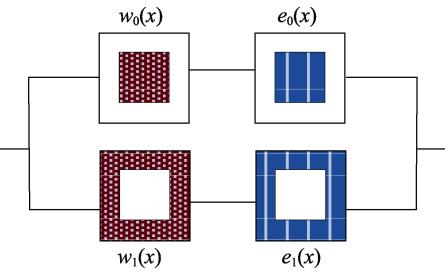


图 2 NSP 结构示意图

Fig.2 Schematic diagram of NSP structure

在进行 NSP 分解操作前, 需要 NSDFB 利用矩阵 \mathbf{D} 对所有的滤波器进行上采样。

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

当 NSP 分解深度为 R 层时, NSP 分解的等价滤波器为:

$$w_n^{\text{eq}}(x) = \begin{cases} w_1(x^{2^{n-1}}) \prod_{j=0}^{n-2} w_0(x^{2^j}) & 1 \leq n \leq 2^R \\ \prod_{j=0}^{n-1} w_0(x^{2^j}) & n = 2^R \end{cases} \quad (2)$$

其中, x^j 表示 $[x_1^j, x_2^j]$ 。当带钢表面图像经过 R 层 NSP 分解后, 低频子带图像数目为 1 个, 而高频子带图像数目为 R 个。非下采样 Contourlet 变换对带钢表面图像进行尺度分解时, 带钢表面图像经过 NSP 分解后, 再利用 NSDFB 对每个高频子带图像进行多方向分解, 进而获取到图像的高、低频系数^[8]。

1.2 最大后验概率准则下的前级去噪

通过非下采样 Contourlet 变换获得的系数 f_1 可表述为^[9]:

$$f_1 = f_x + f_N \quad (3)$$

式中: f_x 为无噪图像系数; f_N 为噪声图像系数。

依据最大后验概率框架, 要求在已知系数 f_1 的情况下, 无噪图像系数 f_x 的概率值要最大, 由此 f_x 的估计值 \hat{f}_x 可表述为^[10]:

$$\hat{f}_x = \arg \max_{f_x} [p(f_x|f_1)] = \arg \max_{f_x} [p(f_1|f_x)p(f_x)] \quad (4)$$

对式 (4) 进行对数变换后可得:

$$\hat{f}_x = \arg \max_{f_x} [\ln p(f_1|f_x) + \ln p(f_x)] \quad (5)$$

式中: $p(\cdot)$ 为求取概率密度函数运算。

令 $\beta_{f_x}^2$ 与 $\beta_{f_N}^2$ 分别为无噪图像系数和噪声图像系数的方差, 则将式 (5) 展开可得^[11]:

$$\hat{f}_x = \arg \max_{f_x} \left[-\left(\frac{f_N^2}{2\beta_{f_N}^2} + \frac{f_x^2}{2\beta_{f_x}^2} \right) \right] \quad (6)$$

联合式 (3), 在式 (6) 中对 f_x 求导可得:

$$\frac{f_1 - \hat{f}_x}{\beta_{f_N}^2} - \frac{\hat{f}_x}{\beta_{f_x}^2} = 0 \quad (7)$$

将式 (7) 进行整理可得:

$$\hat{f}_x = \frac{f_1 \beta_{f_x}^2}{\beta_{f_N}^2 + \beta_{f_x}^2} = \frac{f_1 \beta_{f_x}^2}{\beta_{f_1}^2} \quad (8)$$

式中: $\beta_{f_1}^2 = (\beta_{f_N}^2 + \beta_{f_x}^2) \geq \beta_{f_N}^2$ 。

以噪声图像系数的方差 $\beta_{f_N}^2$ 为判断条件, 通过式 (8) 构建的自适应去噪模型表述为:

$$\hat{f}_x = \begin{cases} \frac{f_1 \beta_{f_x}^2}{\beta_{f_1}^2}, & \beta_{f_1}^2 \geq \beta_{f_N}^2 \\ 0, & \beta_{f_1}^2 < \beta_{f_N}^2 \end{cases} \quad (9)$$

通过式 (9) 可自适应地对无噪图像系数 f_x 进行估计, 从而实现对带钢表面图像的去噪。

1.3 非局部均值方法的二级去噪

通过最大后验概率框架下的自适应模型(见式(9))能去除带钢表面图像绝大部分的噪声, 但是由于式(9)的判断条件过于单一, 会使估计图像中仍然存在一些残留噪声。由此, 本文将采用非局部均值方法对估计图像进行二级去噪, 进一步将残留噪声去除。

非局部均值方法通过对相似像素点的邻域灰度分布情况进行计算, 求取相似像素点对应的权值, 利用加权平均的方法实现去噪。令 $S = \{S(j) | j \in M\}$ 为一幅具有 M 个像素点的含噪图像, NS 为去噪后图像。对于 S 中任意一个像素点 j , 其对应的估计值 $NS(j)$ 表述如下^[12]:

$$NS(j) = \sum_{i \in M} \omega(j, i) S(j) \quad (10)$$

其中, 像素点 j 和 i 的相似权重 $\omega(j, i) \in [0, 1]$, 其值与像素点 j 和 i 的相似度有关。像素点 j 和 i 的相似度度量模型为^[13]:

$$dis(j, i) = \| \mathbf{u}(H_j) - \mathbf{u}(H_i) \|_{2,\alpha}^2 \quad (11)$$

其中, $\mathbf{u}(H_j)$ 表示像素点 j 的灰度值向量。 $\alpha > 0$ 为高斯核的标准差。通过式 (11) 可求取 $\omega(j, i)$ 的值:

$$\omega(j, i) = \exp \left(-\frac{dis(j, i)}{\phi^2} \right) / G(j) \quad (12)$$

其中, $G(j)$ 为归一化常数, 其表述为:

$$G(j) = \sum_i \exp \left(-\frac{dis(j, i)}{\phi^2} \right) \quad (13)$$

式中: ϕ 为滤波参数。

通过式 (10) 可求取含噪图像中所有像素点的估计值, 通过像素点的估计值获取去噪图像。

1.4 带钢表面图像去噪的实现步骤

通过上述对本文相关算法的描述, 带钢表面图像

的去噪步骤可归纳为三步：首先，利用非下采样 Contourlet 变换对带钢表面图像进行分解，以获取低频系数及不同尺度下的高频系数；然后，利用自适应去噪模型式(9)求取无噪图像系数的估计值，实现带钢图像的前级去噪。接着利用式(10)对式(9)所得的估计图像进行二级去噪。最后，对非下采样 Contourlet 变换的系数进行重构，获取去噪带钢表面图像。

2 结果与分析

实验在 Intel Core i3 处理器、8 GB 内存、操作系统为 Window 7 的 PC 机上进行，采用 MATLAB 7.0 软件进行仿真。选取带有划痕、辊印两种常见带钢表面缺陷的带钢表面图像进行测试，并选取小波变换^[14]及中值滤波^[15]去噪方法作为对照组。实验中将划痕图像施加强度为 0.15 的高斯噪声，将辊印图像施加强

度为 0.2 的高斯+椒盐噪声，再通过对照组方法以及本文方法对加噪图像进行去噪，并对不同算法的去噪效果进行分析。

2.1 不同算法的去噪效果与分析

图 3 为不同算法对划痕图像的去噪效果。从图 3 可见，对照组方法以及本文方法的去噪效果都较好。但通过对比可见，本文算法的去噪效果最好（见图 3e），小波变换方法（图 3c）和中值滤波方法（见图 3d）的去噪效果图中都存在较多的残留噪声。

图 4 为不同算法对辊印图像的去噪效果。从图 4 可见，小波变换方法的去噪效果图（图 4c）中存在一定残留噪声以及边缘模糊效应。虽然中值滤波方法的去噪效果图（图 4d）中的残留噪声比小波变换方法的少，但效果不是最佳。与对照组方法相比，本文方法的去噪效果图（图 4e）中残留的噪声最少，且去噪后图像边缘最清晰。

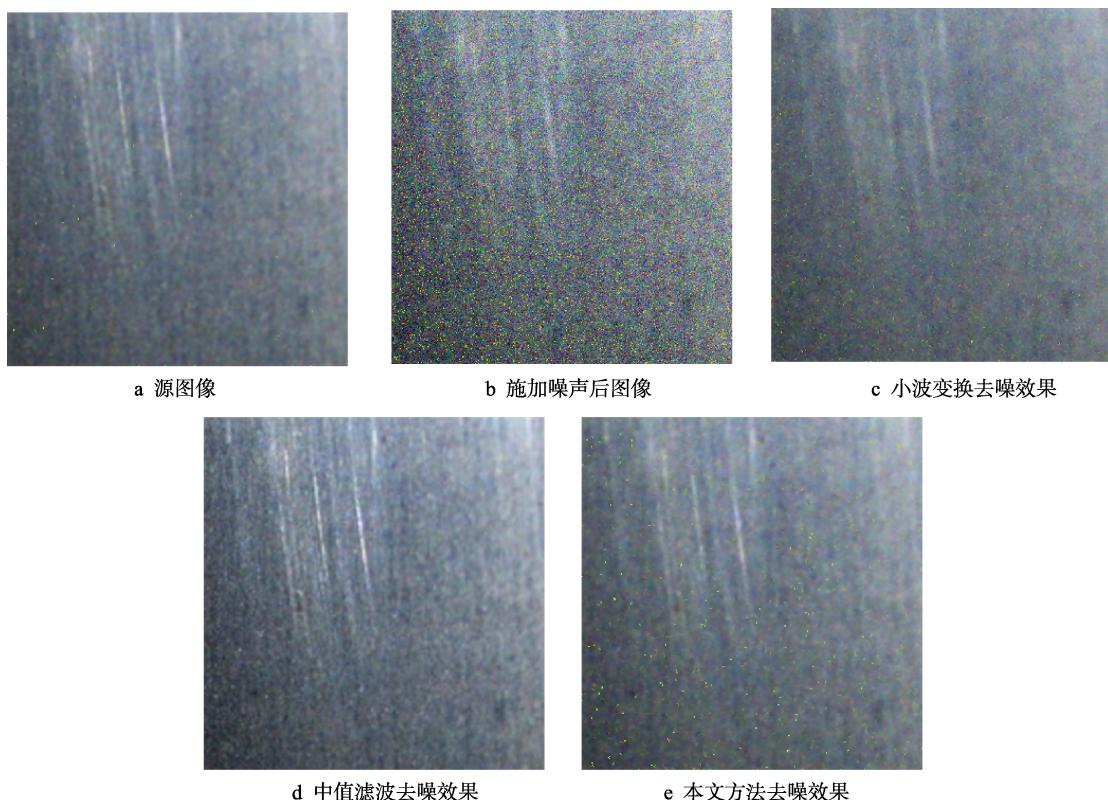


图 3 不同算法对划痕图像的去噪效果

Fig.3 Denoising effect of different algorithms on scratched images: a) source image, b) image after applying noise, c) de-noising effect of wavelet transformation, d) de-noising effect of median filtering, e) denoising effect of in this paper

2.2 量化测试与分析

选取峰值信噪比（PSNR）以及结构相似度（SSIM）作为量化测试的指标，测试过程中将图 3a 作为测试目标，对其施加不同噪声方差的高斯噪声，然后利用对照组算法以及本文算法进行去噪，最后对不同算法去噪后图像的 PSNR 及 SSIM 进行对比分析。

不同算法去噪后图像的 PSNR 测试结果如图 5a 所示。从图 5a 可见，在施加噪声方差为 0.1 时，本文算法去噪后图像的 PSNR 值为 32.5412，较对照组去噪后图像的 PSNR 值大；在施加噪声方差为 3.6 时，本文算法去噪后图像的 PSNR 值为 25.0621，较对照组去噪后图像的 PSNR 值大。图 5b 为不同算法去噪后图像的 SSIM 测试结果，从图 5b 可见，随着施加

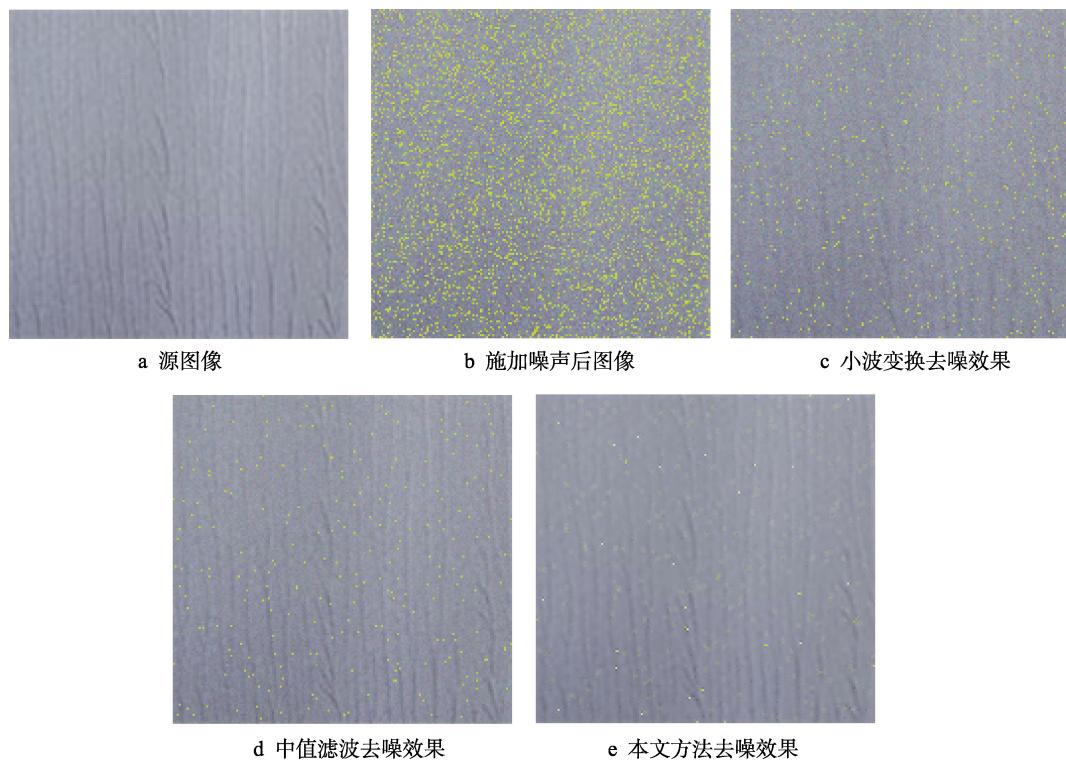


图 4 不同算法对辊印图像的去噪效果

Fig.4 Denoising effect of different algorithms on roll print images: a) source image, b) image after applying noise, c) de-noising effect of wavelet transformation, d) de-noising effect of median filtering, e) denoising effect in this paper

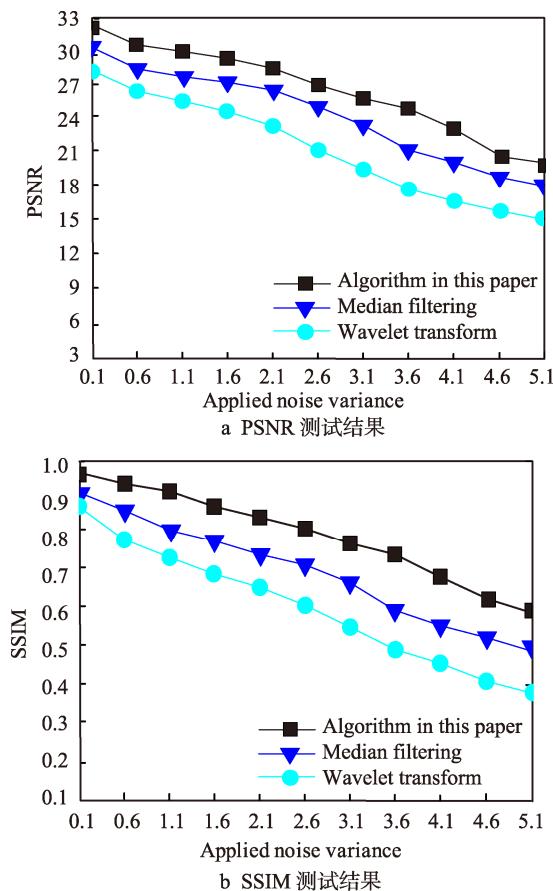


图 5 不同算法的量化测试结果

Fig.5 Quantitative test results of different algorithms: a) PSNR test result diagram, b) SSIM test result diagram

噪声强度的不断加大,不同算法去噪后图像的 SSIM 值都不断减小。但是通过对比可见,本文算法去噪后图像的 SSIM 值始终比对照组方法去噪后图像的 SSIM 值大,说明本文算法不仅具有良好的去噪性能,而且能够较好地保留图像中的细节信息。

3 结论

1) 利用非下采样 Contourlet 变换获取到图像的高频系数以及低频系数,在最大后验概率框架的基础上,构建自适应去噪模型,对带钢表面图像进行前级去噪,可去除带钢表面图像中大部分噪声。

2) 利用非局部均值方法对前级去噪后的带钢表面图像进行二级去噪,以确保最大程度去除带钢表面图像的残留噪声。

3) 通过与小波变换和中值滤波去噪方法对比,证明了本文方法良好的去噪性能,有助于获取较清晰的带钢表面图像。

参考文献:

- [1] GE Xiao-ye, GUO Ying-jun, SUN Zi-jun. Study on Pre-processing of Surface Defect Images of Cold Steel Strip[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2016, 37(3): 262-267.
- [2] LIU Weiwei, YAN Yunhui, SUN Hongwei. Impulse Noise

- Reduction in Surface Defect of Steel Strip Images Based on Neighborhood Evaluation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(9): 1846-1850.
- [3] 毛清华, 马宏伟, 张旭辉. 煤矿钢芯输送带缺陷信号小波降噪研究[J]. 煤矿机械, 2013, 34(9): 69-71.
MAO Qing-hua, MA Hong-wei, ZHANG Xu-hui. Defect Signal Denoising Based on Improved Threshold Wavelet for Steel Cord Conveyor Belt[J]. Coal Mine Machinery, 2013, 34(9): 69-71.
- [4] 崔东艳, 夏克文. 带钢表面检测中压缩感知图像去噪方法[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(7): 229-235.
CUI Dong-yan, XIA Ke-wen. Compressed Sensing Denoising Method in Strip Steel Surface Detection[J]. Science Technology and Engineering, 2016, 16(7): 229-235.
- [5] GONG Rong-fen, WU Cheng-dong, CHU Mao-xiang. The Strip Steel Surface Defect Recognition Based on Multiple Support Vector Hyper-Sphere with Feature and Sample Weights[J]. Steel Research International, 2016, 87(12): 1678-1685.
- [6] CHEN P, ZHANG Y, JIA Z. Remote Sensing Image Change Detection Based on NSCT-HMT Model and Its Application[J]. Sensors (Basel), 2017, 6(17): 578-582.
- [7] 赵锐. 结合 Contourlet 变换和偏微分方程的图像去噪方法[J]. 河南科学, 2017, 35(5): 696-701.
ZHAO Rui. Image Denoise Based on Contourlet Transform and Partial Differential Equation[J]. Henan Science, 2017, 35(5): 696-701.
- [8] ANILA S, SIVARAJU S S, DEVARAJAN N. A New Contourlet Based Multiresolution Approximation for MRI Image Noise Removal[J]. National Academy Science Letters, 2017, 40(1): 39-41.
- [9] 宁娣, 岳晨曦. 基于最大后验概率的 l_1 范数去噪方法[J]. 中南民族大学学报(自然科学版), 2017, 36(1): 128-131.
NING Di, YUE Chen-xi. Denoising Method Based on the l_1 Norm[J]. Journal of South-Central University for Nationalities (Nat Sci Edition), 2017, 36(1): 128-131.
- [10] DANIELLE E, MIERLA B C. Deblurring and Denoising of Maps between Shapes[J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(5): 165-174.
- [11] WAAD B K, DRISS M, BOUSQUET P. Fastivector Denoising Using MAP Estimation and a Noise Distributions Database for Robust Speaker Recognition[J]. Computer Speech and Language, 2017, 45(6): 104-122.
- [12] 孙好喆, 卢磊, 罗晓曙. 结合非局部均值滤波的双边滤波图像去噪方法[J]. 广西师范大学学报(自然科学版), 2017, 35(2): 32-38.
SUN Yu-zhe, LU Lei, LUO Xiao-shu. Image Denoising Based on Bilateral Filtering Combined with Non-local Means Filtering[J]. Journal of Guangxi Normal University(Natural Science Edition), 2017, 35(2): 32-38.
- [13] 谭茹, 李婷婷, 李伟伟. 图像去噪的自适应非局部均值滤波方法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(1): 137-141.
TAN Ru, LI Ting-ting, LI Wei-wei. Adaptive Non-local Means Filtering Method for Image Denoising[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2014, 35(1): 137-141.
- [14] LI Dong-ming, ZHANG Li-juan, YANG Jin-hua. Research on Wavelet-based Contourlet Transform Algorithm for Adaptive Optics Image Denoising[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2016, 127(12): 5029-5034.
- [15] 王敏, 赵金宇, 陈涛. 基于能量函数的极值中值滤波星图去噪算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(6): 1387-1393.
WANG Min, ZHAO Jin-yu, CHEN Tao. Extremum Median Filter Map Denoising Algorithm Based on Energy Function[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(6): 1387-1393.