

## 表面质量控制及检测

# 基于 K-SVD 算法的带钢表面缺陷图像去噪

崔东艳<sup>1,2</sup>, 高蔚庭<sup>3</sup>, 夏克文<sup>1</sup>

(1.河北工业大学 电子信息工程学院, 天津 300401; 2.华北理工大学 信息工程学院, 河北 唐山 063000; 3.哈尔滨工业大学 电子与信息工程学院, 哈尔滨 150001)

**摘要:** **目的** 有效滤除带钢表面缺陷图像高斯噪声。**方法** 高斯噪声是影响带钢图像质量的主要噪声类型之一, 针对带钢表面缺陷图像高斯噪声去噪, 首先对传统 K-SVD (K-means and singular value decomposition) 算法中的字典进行升级改造, 然后采用正交匹配追踪 (OMP, Orthogonal Matching Pursuit) 算法对图像进行重构, 滤除噪声, 最后运用此算法对缺陷图像进行高斯滤波处理。为验证该算法去噪效果, 选取几种常见的典型缺陷图像 (划伤、气泡、氧化色、粘结纹) 进行测试仿真, 并选用中值滤波、均值滤波、小波变换、维纳滤波、3 维块匹配 (BM3D) 等多种传统滤波方法进行比较。**结果** 该算法对四种典型缺陷去噪的 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) 值平均可达 33.976 dB, MSE (Mean Square Error) 平均值为 27.607, SSIM (Structural Similarity) 平均值为 0.912。**结论** 该算法对带钢表面缺陷重构图像的边缘细节清晰, PSNR、MSE、SSIM 三个性能指标明显优于其他传统滤波算法, 去噪效果良好。

**关键词:** K-SVD 算法; 正交匹配追踪; DCT 字典; 高斯噪声; 滤波; 带钢缺陷

**中图分类号:** TG142.1+1; TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3660(2017)05-0249-06

**DOI:** 10.16490/j.cnki.issn.1001-3660.2017.05.040

## Image Denoising of Strip Steel Surface Defects Based on K-SVD Algorithm

CUI Dong-yan<sup>1,2</sup>, GAO Wei-ting<sup>3</sup>, XIA Ke-wen<sup>1</sup>

(1.School of Electronics and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China;  
2.School of Information Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan 063000, China;  
3.School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

**ABSTRACT:** The work aims to effectively remove Gauss noise from surface defect image of strip steel. Gauss noise is one of the main types of noise affecting strip image quality. To remove Gauss noise from the surface defect image, firstly the dictionary of traditional K-SVD (K-means and Singular Value Decomposition) algorithm was improved, then orthogonal matching pursuit (OMP, Orthogonal Matching Pursuit) algorithm was used to reconstruct the image and remove the noise, later this algorithm was applied to Gauss noise filter of the defect image. In order to verify de-noising effect of the proposed algorithm, several typical defect images (scratches, bubbles, oxidation tint, bond lines) were selected for test simulation, and were compared in various traditional filtering methods including median filtering, mean filtering, wavelet transform, Wiener filter, 3D block matching (BM3D). In the proposed algorithm, average value of PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) was 33.976 dB, MSE (Mean Square

收稿日期: 2016-12-27; 修订日期: 2017-02-26

Received: 2016-12-27; Revised: 2017-02-26

基金项目: 河北省自然科学基金 (E2016202341); 河北省引进留学人员基金 (C2012003038)

Fund: Supported by Hebei Province Natural Science Foundation (E2016202341), Hebei Province Foundation for Returned Scholars (C2012003038)

作者简介: 崔东艳 (1978—), 女, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理及模式识别。

Biography: CUI Dong-yan (1978—), Female, Ph.D, Research focus: image processing and pattern recognition.

通讯作者: 夏克文 (1965—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为再制造工程。

Corresponding author: XIA Ke-wen (1965—), Male, Doctor, Professor, Research focus: intelligent information processing technology.

Error) 27.607 and SSIM (Structural Similarity) 0.912. This algorithm provides clear edges and details of surface defect reconstructed images of steel strip. Performance indices PSNR, MSE and SSIM are significantly better than other traditional filtering algorithms, and they have favorable denoising effects.

**KEY WORDS:** K-SVD algorithm; orthogonal matching pursuit; DCT dictionary; Gauss noise; filtering; strip defects

带钢表面缺陷图像在采集、传输、处理的过程中,不可避免地受到各种噪声的污染。高斯噪声是影响带钢图像质量的主要噪声类型之一,在对带钢表面缺陷进行识别时,很有可能将噪声误认为是缺陷,造成识别错误。对噪声进行有效去噪有益于准确检测带钢表面缺陷类型,并对提高产品质量、减少废品数量具有重要价值。

图像去噪方法大致可分为空域滤波、变换域滤波和混合滤波三种。空域滤波又可分为局部去噪和非局部去噪,主要包括中值滤波(MF)<sup>[1]</sup>、自适应中值滤波(AMF)<sup>[2]</sup>、非局部均值算法(NLM)<sup>[3]</sup>、3维块匹配(BM3D)等方法<sup>[4-6]</sup>。变换域滤波主要包括小波变换(wavelet)<sup>[7]</sup>、Bandelet变换<sup>[8]</sup>、Curvelet变换<sup>[9]</sup>、Fourier变换<sup>[10]</sup>等。混合滤波主要包括BM3D-SAPCA(Adaptive-shape Patches and Principal Component Analysis)<sup>[11]</sup>、LPG-PCA(using PCA with Local Pixel Grouping)<sup>[12]</sup>、SVD-LRA<sup>[13]</sup>、GA-ELM<sup>[14]</sup>等方法。

针对带钢表面缺陷图像处理,国内外进行了大量研究。例如,在国外,S Mostafa等利用图像处理的方法对四种常见的表面缺陷进行检测,实验结果表明效果良好<sup>[15]</sup>;M Sadeghi利用Gaboy小波变换提取缺陷特征,提高了带钢缺陷检测的识别正确性和识别速度<sup>[16]</sup>。在国内,东北大学颜文辉团队利用小波阈值去噪方法改善了图像信噪比,取得较好效果<sup>[17]</sup>;武汉科技大学许豪等利用均值滤波、中值滤波、维纳滤波三种传统滤波方法对带钢表面图像进行去噪处理,改善了图像质量<sup>[18]</sup>;2014年,天津工业大学韩英莉提出一种改进全变差正则化的Shearlet自适应带钢图像去噪算法,能够有效去除带钢图像上的混合噪声,提高了图像视觉效果<sup>[19]</sup>。但大多数传统方法在去除噪声的同时,会不同程度地导致图像细节模糊,造成图像视觉质量下降。一些改进算法虽然能较好重现图像细节,但是实现起来算法复杂,占用内存较大,效率低。因此,在图像去噪中具有挑战性的问题就是如何在有效消除噪声的同时保持良好的尺度。

K-SVD(K-means and Singular Value Decomposition)算法可有效抑制加性高斯白噪声,并且可以较好地保留边缘和纹理等重要信息,具有很好的自适应性,是图像去噪的一种有效算法<sup>[20-22]</sup>。针对带钢表面缺陷去噪,本文提出改进的K-SVD算法,并将其应用在带钢表面缺陷图像高斯噪声去噪,与传统滤波方法相比,本文方法具有更好的滤波效果。

## 1 算法原理及步骤

K-SVD算法是由K-均值算法扩展而来的过完备字典训练方法,在训练过程中可以灵活应用不同的逼近算法求解。与经典的K-SVD算法相同,改进的K-SVD算法也是通过迭代更新字典来寻求最优值。本文采用正交匹配追踪(OMP, Orthogonal Matching Pursuit)算法进行寻优逼近<sup>[23]</sup>,得到训练信号Y在字典D上的稀疏表示X,然后固定X,再去寻找更好的训练字典D。

具体算法伪代码如下:

输入: 训练样本集  $Y = [y_1, y_2, \dots, y_N]$ , 原始信号  $X$ , 稀疏度  $K$

初始化: 初始化设置字典  $D = D_0$ , 初始迭代  $k = 1$

输出: 过完备字典  $D$

过程: 迭代在第  $k$  次迭代循环, 运行 Step1—Step4。

Step1 采用贪婪算法求解下式, 寻找支撑集  $\omega_k = \{1 | 1 \leq i \leq K, x_i^k(i) \neq 0\}$ , 更新字典中的每个原子:

$$\min_{D, X} \left\{ \|Y - DX\|_F^2 \right\}$$

$$s.t. \quad \forall i, \|x_i\| \leq K$$

Step2 计算误差矩阵:

$$E_k = Y - \sum_{j \neq k} d_j X_j^T$$

Step3 由  $E_R^k = E_R^k \Omega_k$ , 得到  $E^k$  去掉零输入后的收缩结果  $E_R^k$ 。

Step4 SVD方法分接矩阵  $E_R^k$  得到  $E_R^k = U \Delta V^T$ , 更新字典, 选择  $\tilde{d}_k$  为  $U$  的第一列, 同时更新稀疏向量  $X_R^k$ , 选择  $V$  的第一列与  $\Delta(1,1)$  的乘积。

Step5 得到字典  $\tilde{D}$  后,  $k = k + 1$ , 重复 Step1—Step4。对字典进行逐列更新直至所有列更新完毕, 达到迭终止条件。

本文 K-SVD 算法的主要流程如图 1 所示。

本算法步骤: 将干净的带钢缺陷图像中加入零均值的高斯白噪声; 对  $X$  进行初始化, 假设  $X=Y, D=DCT$  字典; 使用 OMP 算法对每一个小块图像求出近似解; 对字典进行升级, 用 K-SVD 算法找到最优的  $D$ , 并求出近似图像的稀疏表示; 通过正交匹配追踪算法进行重构, 恢复出原始图像, 滤除噪声。

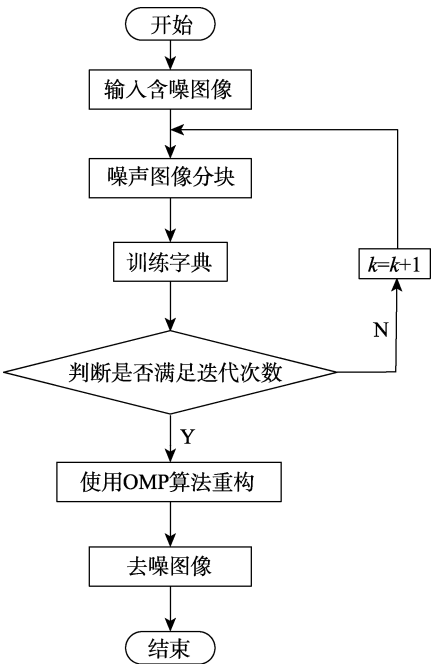


图 1 K-SVD 算法流程  
Fig.1 The Flowchart of K-SVD Algorithm

2 图像质量评价标准

本文选用三种具有代表性的图像客观评价方法：均方差法（MSE, Mean Square Error）、峰值信噪比（PSNR, Peak Signal to NoiseRatio）和结构相似度（SSIM, Structural Similarity）。

设大小为  $M \times N$  的图像  $f(x,y)$ ， $f'(x,y)$  为经过降质后的近似图像，均方误差公式如式(1)所示，MSE 值越大，则表示图像失真越严重。

$$MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x,y) - f'(x,y)]^2 \quad (1)$$

峰值信噪比是最大信号量与噪声强度的比值，其

公式为式(2)。其中，255 为图像像素的最大灰度值，一般来说 PSNR 值越大，则表示图像质量越高。

$$PSNR = 10 \log(255^2 / MSE) (dB) \quad (2)$$

SSIM 值表示原始图像与恢复图像的结构相似度，也是一种评判重构图像质量的标准，其公式为式(3)。

$$SSIM = \frac{[l(x,y)]^\alpha [c(x,y)]^\beta [s(x,y)]^\gamma}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)} \quad (3)$$

其中， $l(x,y)$  是亮度比较函数， $c(x,y)$  是对比度比较函数， $s(x,y)$  是结构比较函数。SSIM 取值范围为(0,1)，值越接近 1 则表示结构越相似，即重构图像质量越高。

3 实验仿真及结果分析

3.1 中值滤波和均值滤波最佳参数选择实验

为了体现各种滤波方法最佳的滤波效果，首先以 lena.png 为例，采用噪声强度分别为 0.01、0.02、0.1、0.5 的高斯噪声，检验均值滤波各种模板去噪效果，如表 1 所示。由表可知，当噪声强度为 0.01 时， $3 \times 3$  模板的 PSNR、MSE、SSIM 指标均最优，效果最佳。当噪声强度为 0.02 时， $3 \times 3$  模板的 PSNR、MSE 指标仍最优，但 SSIM 最优指标出现在  $7 \times 7$  模板。当噪声强度为 0.1 时，PSNR、MSE、SSIM 最优指标分别出现在  $5 \times 5$  模板、 $7 \times 7$  模板和  $9 \times 9$  模板。当噪声强度增大到 0.5 时，PSNR 最优指标出现在  $5 \times 5$  模板，而 MSE、SSIM 最优指标均出现在  $9 \times 9$  模板。说明随着噪声强度的增加， $9 \times 9$  模板逐渐显现出优势。

仍以 lena.png 为例，采用噪声强度分别为 0.01、0.02、0.1、0.5 的高斯噪声，检验中值滤波各种模板

表 1 均值滤波各种模板去噪效果  
Tab.1 Mean filter de-noising effect of various templates

$\sigma$	指标	$3 \times 3$ 模板	$5 \times 5$ 模板	$7 \times 7$ 模板	$9 \times 9$ 模板
0.01	PSNR/dB	27.242	26.5308	25.1048	23.8878
	MSE	112.86	121.8839	166.322	212.8058
	SSIM	0.8403	0.7790	0.8325	0.8031
0.02	PSNR/dB	25.7956	25.2286	24.7381	23.5715
	MSE	148.9885	181.2299	179.9607	222.2235
	SSIM	0.6725	0.7751	0.7939	0.7798
0.1	PSNR/dB	20.0975	21.9663	21.9575	21.6373
	MSE	624.7853	355.3544	326.2038	336.3940
	SSIM	0.4162	0.5513	0.6226	0.6586
0.5	PSNR/dB	15.8137	17.1029	16.8895	16.8281
	MSE	1.7049e+003	1.0695e+003	915.6094	890.3259
	SSIM	0.2169	0.3287	0.4180	0.4778

去噪效果,结果如表2所示。由表可知,当噪声强度为0.01、0.02时,PSNR、MSE最优指标出现在 $3 \times 3$ 模板,SSIM最优指标出现在 $5 \times 5$ 模板。当噪声强度为0.1时,PSNR、MSE最优指标仍出现在 $3 \times 3$ 模板,SSIM最优指标出现在 $9 \times 9$ 模板。当噪声强度增大到

0.5时,PSNR、MSE最优指标出现在 $5 \times 5$ 模板,而SSIM最优指标出现在 $9 \times 9$ 模板。说明采用中值滤波算法进行高斯噪声去噪时,噪声强度越小,模板越小效果最佳,而随着噪声强度的增加,模板越大,性能越好。

表2 中值滤波各种模板去噪效果

Tab.2 Median filter de-noising effect of different templates

$\sigma$	指标	$3 \times 3$ 模板	$5 \times 5$ 模板	$7 \times 7$ 模板	$9 \times 9$ 模板
0.01	PSNR/dB	24.0107	16.9978	14.1334	13.4892
	MSE	258.2295	1.2981e+003	2.5104e+003	2.9118e+003
	SSIM	0.6714	0.6730	0.6400	0.6244
0.02	PSNR/dB	22.1595	16.9054	14.1487	13.2141
	MSE	395.4859	1.3260e+003	2.5016e+003	2.9818e+003
	SSIM	0.5630	0.6209	0.5951	0.5959
0.1	PSNR/dB	16.7900	15.5895	13.2936	12.5991
	MSE	1.3617e+003	1.7953e+003	3.0459e+003	3.5741e+003
	SSIM	0.3285	0.4135	0.4483	0.4630
0.5	PSNR/dB	11.6353	11.8758	11.3246	10.9804
	MSE	4.4622e+003	4.2219e+003	4.7931e+003	5.1884e+003
	SSIM	0.1517	0.2090	0.2449	0.2690

### 3.2 实际采集的图像滤波实验

为了验证本算法的滤波效果,本文选取实际生产中采集到的几种典型缺陷图像(划伤、气泡、氧化色、粘结纹)进行测试,并选取常见的几种传统滤波方法进行对比分析,主要有中值滤波、均值滤波、维纳滤波、小波变换、BM3D、自适应中值滤波以及传统DCT字典去噪。选用带钢缺陷图像收到噪声强度为0.01的高斯白噪声污染为去噪对象,中值滤波和均值滤波均选用 $3 \times 3$ 模板(前文显示噪声强度为0.01时,该模板去噪效果最佳),维纳滤波采用二维自适应滤波,滤波器窗口大小为 $3 \times 3$ ,小波去噪选取coif2小波函数对图像进行2层分解,自适应中值滤波最大滤波半径设为10,BM3D变换方法选取DCT变换,四种缺陷采用的DCT字典如图2所示,本文算法采用的训练字典如图3所示,迭代次数为10次。

各种去噪算法去噪效果如图4—7所示,评价指标如表3所示。从图和表中可以看出,从视觉效果和客观评价指标来看,中值滤波对高斯噪声的抑制效果不是很好。自适应中值滤波虽然去噪效果有所改善,

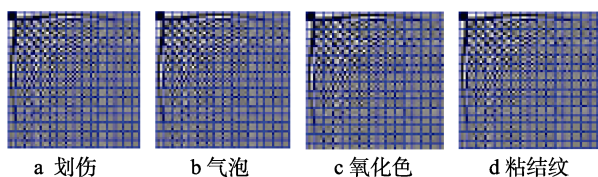


图2 各种缺陷 DCT 字典

Fig.2 DCT Dictionaries of Different Defects: a) scratch, b) bubble, c) oxidation tint, d) binding line

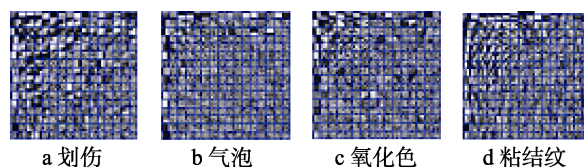


图3 各种缺陷 K-SVD 字典

Fig.3 Improved K-SVD dictionaries of different defects: a) scratch, b) bubble, c) oxidation tint, d) binding line

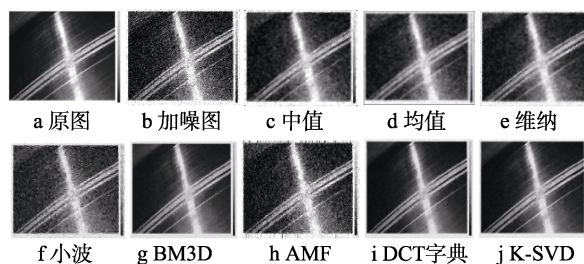


图4 划伤去噪效果图

Fig.4 Scratch de-noising effect maps: a) original figure, b) noise figure, c) median, d) mean, e) wiener, f) wavelet, g) BM3D, h) AMF, i) DCT dictionary, j) K-SVD

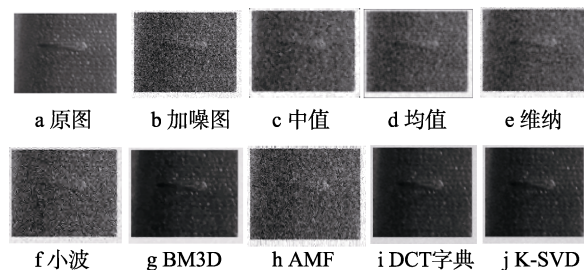


图5 气泡去噪效果图

Fig.5 Bubble de-noising effect maps: a) original figure, b) noise figure, c) median, d) mean, e) wiener, f) wavelet, g) BM3D, h) AMF, i) DCT dictionary, j) K-SVD

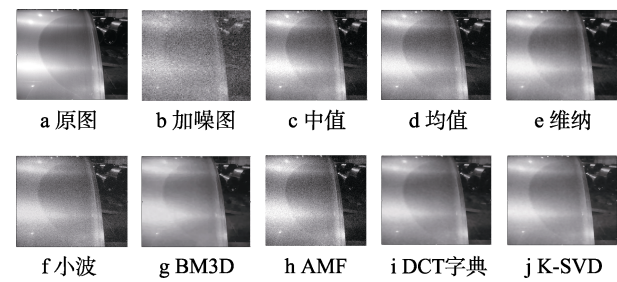


图 6 氧化色去噪效果图

Fig.6 Oxidation de-noising effect maps: a) original figure, b) noise figure, c) median, d) mean, e) wiener, f) wavelet, g) BM3D, h) AMF, i) DCT dictionary, j) K-SVD

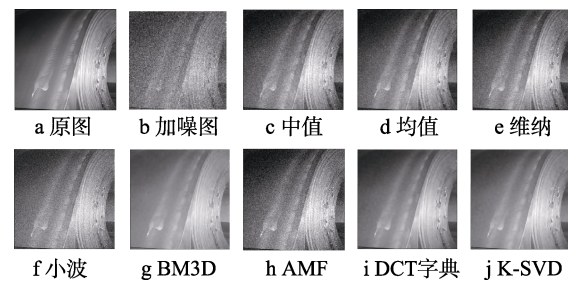


图 7 粘结纹去噪效果图

Fig.7 Bond de-noising effect maps: a) original figure, b) noise figure, c) median, d) mean, e) wiener, f) wavelet, g) BM3D, h) AMF, i) DCT dictionary, j) K-SVD

表 3 高斯噪声强度为 0.01 时各算法去噪效果  
Tab.3 De-noising effect of each algorithm when Gauss noise intensity is 0.01

滤波方法	评价指标	划伤	气泡	氧化色	粘结纹
中值 MF	PSNR/dB	20.2752	21.3270	26.9013	27.5073
	MSE	610.3208	479.0543	132.7240	113.3368
	SSIM	0.7294	0.6477	0.6838	0.6099
AMF	PSNR/dB	24.1468	24.6516	23.9460	23.9410
	MSE	250.2627	222.8010	262.1076	262.4084
	SSIM	0.8148	0.7648	0.8695	0.7474
均值 AF	PSNR/dB	24.0952	24.4891	27.5365	26.7249
	MSE	253.2537	183.7278	114.6658	138.2258
	SSIM	0.6637	0.5731	0.6190	0.5264
小波 Wavelet	PSNR/dB	22.6970	22.4800	22.9087	22.6012
	MSE	349.4438	367.3483	332.8212	357.2439
	SSIM	0.5705	0.3959	0.4712	0.3327
维纳 Winer	PSNR/dB	30.6102	30.6222	32.4228	31.7489
	MSE	56.5016	56.3460	37.2224	43.4704
	SSIM	0.7417	0.6531	0.6462	0.5605
BM3D	PSNR/dB	31.1990	34.4225	33.6295	31.1697
	MSE	49.3380	19.6564	28.1921	49.6721
	SSIM	0.9225	0.9056	0.9107	0.8629
DCT 字典	PSNR/dB	30.6993	33.9272	34.5439	31.1218
	MSE	55.3544	26.3243	22.8398	50.2222
	SSIM	0.9284	0.9069	0.9297	0.8651
K-SVD	PSNR/dB	33.9998	35.2096	35.0655	31.6285
	MSE	25.8882	19.5939	20.2551	44.6917
	SSIM	0.9401	0.907	0.9297	0.8697

但是效果也不是最佳。均值滤波不能很好地保护图像细节，在图像去噪的同时也破坏了图像的细节部分，从而使图像变得模糊，不能很好地去除噪声点。小波去噪虽然较好地保留图像边缘等细节，但是如何选取理想的小波系数模型成为难点。维纳滤波虽然可以进行自适应滤波，但对带钢缺陷图像去噪能力较差。BM3D 虽然各个性能指标接近于 K-SVD 算法，但由表 3 可知，各性能指标仍然略差于 K-SVD 算法，并且运行时间远远大于 K-SVD 算法。而本文研究的 K-SVD 算法重构图像的边缘细节清晰，主观视觉效

果更好，而且对四种典型缺陷去噪的 PSNR 值平均可达 33.976 dB，SSIM 平均值为 0.912，MSE 平均值为 27.607。与其他滤波方法相比，PSNR 值和 SSIM 值最高，MSE 值最小，去噪效果最好。

#### 4 结论

本文采用各种传统滤波算法和 K-SVD 算法对不同类型的带钢缺陷图像进行去噪。实验结果表明，各种滤波方法均对高斯噪声有抑制作用。和传统的滤波



方法相比,本文采用的 K-SVD 算法对于带钢表面缺陷高斯噪声有更强的抑制作用,滤波效果更好,图像边缘信息及细节信息更加清楚,去噪效果良好。下一步研究工作的重点是尝试将本文算法应用于不同缺陷图像的噪声滤除或其他类型的噪声滤除,提高其普遍性及适应性,以及如何解决训练字典运算复杂度高、运算时间较长的问题。

## 参考文献:

- [1] KIRCHNER M, FRIDRICH J. On Detection of Median Filtering in Digital Images[J]. Processing of the SPIE, 2010, 7541(1): 1110—1122.
- [2] ZHANG Xu-ming, XU Bin-shi, DONG Shi-yun. Adaptive Median Filtering for Image Processing[J]. Journal of Computer Design & Computer Graphics, 2005, 17(2): 295—299.
- [3] DELEDALLE C A, DUVAL V, SALMON J. Non-local Methods with Shape-adaptive Patches (NLM-SAP)[J]. Math Imaging, 2012, 43(2): 103—120.
- [4] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image Denoising by Sparse 3-D Transform-domain Collaborative Filtering[J]. IEEE Trans Image Process, 2007, 16(8): 2080—2095.
- [5] LEBRUN M. An Analysis and Implementation of the BM3D Image Denoising Method[J]. Image Processing, 2012, 2(25): 175—213.
- [6] 高陈强, 李佩. 引导滤波和三维块匹配结合的红外图像去噪[J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2016, 28(2): 150—155.  
GAO Chen-qiang, LI Pei. Infrared Image Denoising Based on Three-dimensional Block Matching[J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2016, 28(2): 150—155.
- [7] HOSSAIN M D T, KUMAR N, NASSER M. Image Compression and Denoising Using Wavelet Transformation, Fourier Transformation and Singular Value Decomposition (Classical and Robust)[J]. Globl Journal of Quantitative Science, 2016, 3(1): 8—16.
- [8] 龙奕, 尹忠科, 王建英, 等. 自适应 Bandelet 框架及其在图像去噪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(1): 69—71.  
LONG Yi, YIN Zhong-ke, WANG Jian-ying, et al. Construction and Application of Adaptive Bandelet Frame in Image De-nosing[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(1): 69—71.
- [9] 隆刚, 肖磊, 陈学佳. Curvelet 变换在图像处理中的应用综述[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(8): 1331—1337.  
LONG Gang, XIAO Lei, CHEN Xue-quan. Overview of the Applications of Curvelet Transform in Image Processing[J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(8): 1331—1337.
- [10] PEI S C, YEH M H. Discrete Fractional Fourier Transform[J]. IEEE Xplore, 1996, 2: 536—539.
- [11] YANG J, JIA Z H, QIN X Z, et al. BM3D Image Denoising Based on Shape-adaptive Principal Component Analysis[J]. Computer Engineering, 2013, 39(3): 241—244.
- [12] ZHANG L, DONG W, ZHANG D, et al. Two-stage Image Denoising by Principal Component Analysis with Local Pixel Grouping[J]. Pattern Recognit, 2010, 43(4): 1531—1549.
- [13] GUO Qiang, ZHANG Cai-ming, ZHANG Yun-feng, et al. An Efficient SVD-based Method for Image Denoising[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Vided Technology, 2016, 26(5): 1.
- [14] FAN Zhi-yong, SUN Quan-sen, RUAN Feng, et al. A Novel Extreme Learning Machine Based Denoising Algorithm[J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2016, 9(2): 159—166.
- [15] SHARIFZADEH M, ALIREZAEI S, AMIRFATTAHI R, et al. Detection of Steel Defect Using the Image Processing Algorithms[J]. IEEE International Multitopic Conference, 2008, 370: 129—137.
- [16] SADEGHI M, MEMARZADEHZAVAREH F. Applying Wavelet in Image Processing for Visible Defect Detection on Steel Surfaces[J]. Life Science Journal, 2013, 10(2s): 356—359.
- [17] 颜云辉, 彭怡书, 宋克臣, 等. 基于阈值法的带钢表面缺陷图像脉冲噪声去除[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2010, 31(5): 717—720.  
YAN Yun-hui, PENG Yi-shu, SONG Ke-chen, et al. Removing Impulse Noise from Surface Defect Images of Steel Strip Based on Threshold Theory[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2010, 31(5): 717—720.
- [18] 汤勃, 孔建益, 王兴东, 等. 带钢表面缺陷图像的小波阈值降噪研究[J]. 武汉科技大学学报, 2010, 33(1): 38—42.  
TANG Bo, KONG Jian-yi, WANG Xing-dong, et al. Wavelet Threshold Denoising for Steel Strip Surface Defect Image[J]. Journal of Wuhan University of Science and Technology, 2010, 33(1): 38—42.
- [19] 韩英莉. 一种改进全变差正则化的 Shearlet 自适应带钢图像去噪算法[J]. 表面技术, 2014, 43(6): 105—110.  
HAN Ying-li. A Modified Total Variation Regularization Shearlet Adaptive Algorithm for Steel Strip Image Denoising[J]. Surface Technology, 2014, 43(6): 105—110.
- [20] ELAD M, AHARON M. Image Denoising Via Sparse and Redundant Representations Over Learned Dictionaries[J]. IEEE Trans Image Process, 2006, 15(12): 3736—3745.
- [21] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311—4322.
- [22] PATEL V, CHEN Y, CHELLAPPA R, et al. Dictionaries for Image and Video-based Face Recognition[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2014, 31(5): 1090—1103.
- [23] 杨真真, 杨震, 孙林慧. 信号压缩重构的正交匹配追踪类算法综述[J]. 信号处理, 2013, 29(4): 486—496.  
YANG Zhen-zhen, YANG Zhen, SUN Lin-hui. A Survey on Orthogonal Matching Pursuit Type Algorithms for Signal Compression and Reconstruction[J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(4): 486—496.