

[自控·检测]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2023.01.010

基于小波变换的 W18Cr4V 图像去噪算法研究

何英杰, 石秀东*, 陈昊, 张文利

(江南大学机械工程学院, 江苏无锡 214122)

摘要: 高速工具钢 W18Cr4V 退火状态下采集的图像内含有许多噪声, 为解决基于传统的软、硬阈值函数在 W18Cr4V 图像去噪过程中出现图像失真和伪吉布斯现象等问题, 课题组提出一种新的连续、可导、低偏差的阈值函数和自适应调整阈值的小波去噪算法。新的阈值函数不仅改善了软阈值函数去噪过程中由于固定偏差导致的图像失真问题, 而且避免了由于硬阈值图像不连续产生的附加振荡现象; 基于 MATLAB 环境, 对 3 张 W18Cr4V 退火图像进行去噪实验。结果表明: 与传统阈值函数相比, 改进的阈值函数对退火图像处理后所得峰值信噪比较高、结构相似性较好、去噪效果较好且自适应能力较强。

关键词: 高速工具钢; 小波去噪; 阈值函数; 自适应阈值; 峰值信噪比; 结构相似性

中图分类号: TP391.4; TH142.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2895(2023)01-0059-08

Research on W18Cr4V Image Denoising Algorithm Based on Wavelet Transform

HE Yingjie, SHI Xiudong*, CHEN Hao, ZHANG Wenli

(School of Mechanical Engineering, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

Abstract: The image of high speed tool steel W18Cr4V annealed contains a lot of noise. In order to solve the problems of image distortion and pseudo-Gibbs phenomenon in the process of W18Cr4V image denoising caused by traditional soft and hard threshold functions, a new continuous, differentiable and low deviation threshold function and adaptive threshold wavelet denoising algorithm was proposed. The image distortion caused by fixed deviation in the denoising process of soft threshold function was improved by the new threshold function and the additional oscillation caused by hard threshold image discontinuity was avoided. Based on MATLAB, three W18Cr4V annealing images were denoised. The results show that compared with the traditional threshold function, the improved threshold function has higher peak SNR, better structural similarity, better denoising effect and better adaptive ability for annealing image processing.

Keywords: high speed tool steel; wavelet denoising; threshold function; adaptive threshold; peak signal-to-noise ratio; structural similarity

钨系高速工具钢在我国使用较多且应用较广, 为精确计算退火状态下碳化物的含量和不均匀度^[1], 利用机器视觉技术对其进行定量分析, 需要对采集的 W18Cr4V 退火图像进行预处理, 其中最重要的步骤就是退火图像的去噪处理, 因此课题组着重对退火图像的去噪算法进行研究。

随着机器视觉和图像处理技术的兴起, 不少学者

对图像去噪方法^[2-5]进行了深入的研究。近年来由于小波变换^[6]具有多分辨率, 选择小波基函数灵活及去数据相关性等特点, 使用小波变换进行去噪处理已经成为当下的一个热点问题。Dohono 等^[7-8]提出软、硬阈值函数去噪的方法, 在实际图像去噪应用中取得了一定的成功, 但同时也存在一些问题, 比如硬阈值函数在阈值处断开导致不连续等, 从而使得图像去噪过程

收稿日期: 2022-07-23; 修回日期: 2022-11-10

第一作者简介: 何英杰(1996), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉、图像处理。通信作者: 石秀东(1965), 男, 安徽滁州人, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 主要研究方向为自动化技术。E-mail: shixd5718@163.com

中出现伪吉布斯效应,导致图像重构后出现振荡现象;又如软阈值函数虽在整个小波域处处连续,但由于重构后的信号与原信号存在固定偏差,去噪后会使得图像变得模糊,边缘和细节特征丢失。针对上述不足,不少学者提出了改进的算法。陈莉明^[9]提出了一种高阶可导的阈值函数,通过改变调整因子不断地调节阈值和阈值函数,使得前、后信号的信噪比有所提高,达到了良好的去噪效果;檀雪等^[10]提出一种具有良好连续性且参数可调的阈值函数,对心电信号进行去噪仿真,实验表明改进的函数可以增强去噪性能;李维松等^[11]针对传统软、硬阈值函数去噪出现的图像失真和振荡现象等问题,构造出改进的小波阈值函数,并且阈值的选取更加灵活^[12],MATLAB 仿真结果表明改进后的函数可以提高信号的信噪比,去噪性能有所提升。上述方法虽一定程度上提升了小波去噪的效果,但是所提函数并不同时具有良好的连续性、高阶可导性以及逼近原始信号的性能,因此去噪效果提升不理想。

故课题组提出一种新的阈值函数的图像小波去噪算法,该阈值函数在阈值处连续且可导,避免在退火图像重构时出现图像失真等问题,重构后的图像与原始图像更接近,并且细节信息和边缘特征更清晰;同时提出了自适应调整阈值,当小波分解层数逐渐增加,阈值也随之减小,因此阈值具有良好的自适应性。

1 小波阈值去噪原理及步骤

1.1 小波去噪原理

图像小波去噪原理为:先将存在噪声的图像在多大尺度上进行小波分解^[13],将低分辨率下的小波系数全部保存;对于高分辨率情况下的小波变换系数,对噪声信号进行分析后所得的高频小波变换系数,设定一个恰当的阈值,将高频系数置为零,保持信号幅度大于阈值的小波变换系数,或对其进行“收缩”处理;最后用小波逆变换重构小波变换系数,使其恢复成达到去噪目的的有效图像。

1.2 小波阈值去噪的步骤

1.2.1 小波分解

选择恰当的小波基函数^[14],对图像进行 N 层下小波分解,得到相对应的小波系数。目前常用于图像处

理的小波基函数主要有 db 族、sym 族、coif 族等,在图像去噪中分解层数 j 一般取 2 ~ 5。

1.2.2 阈值处理

选定阈值 λ ,将阈值 λ 和分解后的小波变换系数进行比较,将小波变换系数大于阈值 λ 的保留,小于阈值 λ 的置为零。常用的阈值选取方法有 RiskShrink 准则、SureShrink 准则和 VisuShrink 准则等,其中 VisuShrink 准则较常用。VisuShrink 准则采取固定阈值。

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log_2 L}。$$

式中: σ 是噪声的标准差, L 表示图像尺寸或信号长度。

1.2.3 图像信号重建

将经阈值处理的高频小波变换系数及低频小波系数进行小波逆变换,重构图像获得降噪后的图像。

2 改进阈值函数及阈值的选择

阈值函数和阈值的选择直接影响图像的去噪性能。若阈值函数构造不佳,会导致图像失真或者重构后细节特征模糊;若阈值选取不适,也会适得其反。因此选取合适的阈值函数和阈值至关重要。

2.1 传统的阈值函数去噪算法

在传统的小波降噪方法中,一般采用软阈值和硬阈值函数来处理小波变换系数。

硬阈值函数:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \omega_{j,k}, & |\omega_{j,k}| > \lambda; \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda。 \end{cases} \quad (1)$$

软阈值函数:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k})(|\omega_{j,k}| - \lambda), & |\omega_{j,k}| > \lambda; \\ 0, & |\omega_{j,k}| < \lambda。 \end{cases} \quad (2)$$

式中: λ 表示算法所设定的阈值, $\omega_{j,k}$ 为含噪图像 j 层分解尺度下 k 点处的小波变换系数, $\hat{\omega}_{j,k}$ 表示经过处理后得到的 j 层分解尺度下 k 点处的小波变换系数, $\text{sign}()$ 是符号函数。

硬、软阈值函数图像如图 1 所示。

由图 1 可知:硬阈值法函数图像在阈值 λ 处断开导致不连续,会使信号产生振荡现象,会降低重构后图像的平滑性,但在大于阈值后,去噪前后信号没有偏

差,因此可以保留信号的一些边缘特征和细节信息;因软阈值法函数图像具有较好的连续性,从而避免了出现振荡现象,但当 $|\omega_{j,k}| > \lambda$ 时, $\hat{\omega}_{j,k}$ 和 $\omega_{j,k}$ 之间有固定偏差,这会降低前后图像的逼近程度,会出现图像失真情况,也会丢掉某些细节和边缘特征。

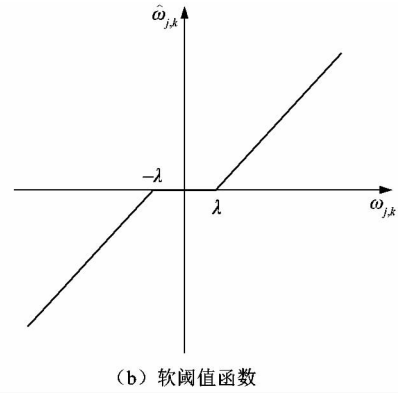
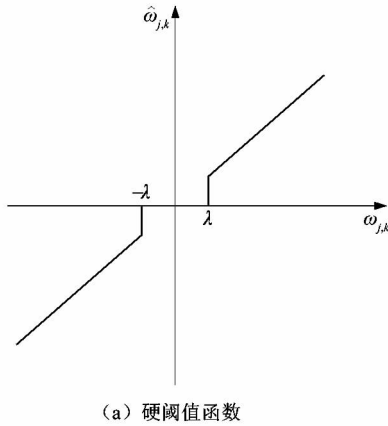


图 1 硬软阈值函数图像

Figure 1 Hard and soft threshold function image

2.2 改进的阈值函数去噪算法

2.2.1 改进的阈值函数

结合传统硬、软阈值方法的优缺点,提出一种新的阈值函数:

$$\hat{\omega}_{j,k} = \begin{cases} \text{sign}(\omega_{j,k}) \left(|\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp(b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2)} + \lambda(a-1) \cdot \sin\left(\frac{\pi}{2} \left(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|}\right)^b\right) \right), & |\omega_{j,k}| > \lambda; \\ 0, & |\omega_{j,k}| \leq \lambda. \end{cases} \quad (3)$$

式中: a 和 b 为调节系数, $a \in [0, 1]$, $b > 0$ 。

图 2 所示为 a 和 b 取值不同时所得到的改进函数图像,可以看出当 a 值增大趋近于 1 时,函数的收缩愈紧,得到的小波变换系数 $\omega_{j,k}$ 更接近于零;当 b 值增大,函数的收敛速度加快,更快地接近图像原始信号。因此可以通过调节 a 和 b 的取值灵活的调整阈值函数,使其具有更好的去噪性能。证明了课题组提出的改进阈值函数弥补了传统软、硬阈值函数的不足之处。

2.2.2 改进阈值函数的可行性分析

1) 连续性分析

由式(3)可知改进的阈值函数为分段函数,分段函数的连续性问题只需要判定函数体在分段点 $\omega_{j,k} = \lambda$ 和 $-\lambda$ 处是否连续。

当 $\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+$ 时,

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \hat{\omega}_{j,k} = |\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]} + \lambda(a-1) \cdot \sin\left[\frac{\pi}{2} \left(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|}\right)^b\right] = \lambda - a\lambda + \lambda(a-1) = 0;$$

当 $\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-$ 时,

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \hat{\omega}_{j,k} = - \left\{ |\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]} + \lambda(a-1) \cdot \sin\left[\frac{\pi}{2} \left(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|}\right)^b\right] \right\} = -[\lambda - a\lambda + \lambda(a-1)] = 0。$$

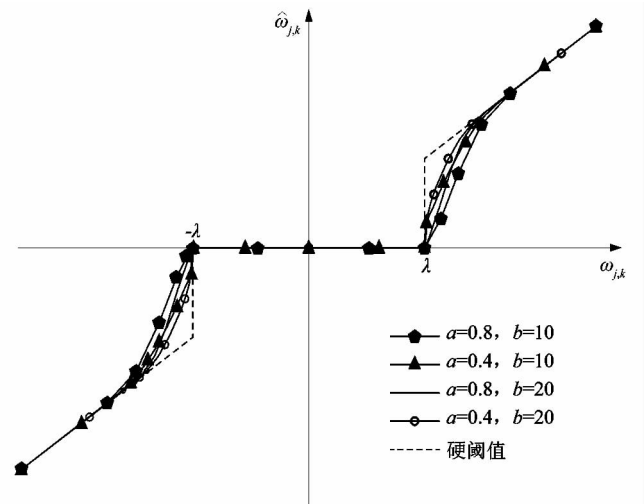


图 2 改进阈值函数图像

Figure 2 Image of improved threshold function

表明该阈值函数在 $\omega_{j,k} = \lambda$ 处连续。

当 $\omega_{j,k} \rightarrow (-\lambda)^+$ 时,

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow (-\lambda)^+} \hat{\omega}_{j,k} = |\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]} +$$

$$\lambda(a-1) \cdot \sin[\frac{\pi}{2}(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|})^b] = \lambda - a\lambda + \lambda(a-1) = 0;$$

当 $\omega_{j,k} \rightarrow (-\lambda)^-$ 时,

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow (-\lambda)^-} \hat{\omega}_{j,k} = -\{|\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]} +$$

$$\lambda(a-1) \cdot \sin[\frac{\pi}{2}(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|})^b]\} = -[\lambda - a\lambda + \lambda(a-1)] = 0。$$

表明该阈值函数在 $\omega_{j,k} = -\lambda$ 处连续。故改进的阈值函数在 $(-\infty, +\infty)$ 内连续。

2) 函数的渐近线分析

当 $\omega_{j,k} \rightarrow +\infty$ 时, $\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow +\infty} \frac{\hat{\omega}_{j,k}}{\omega_{j,k}} =$

$$\frac{|\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]} + \lambda(a-1) \cdot \sin[\frac{\pi}{2}(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|})^b]}{\omega_{j,k}} = 1。$$

由渐近线的定义可知,函数在趋向于正无穷大时,阈值函数曲线是无限逼近于 $\omega_{j,k}$, 则 $\hat{\omega}_{j,k} = \omega_{j,k}$ 是改进函数的一条渐近线。

当 $\omega_{j,k} \rightarrow -\infty$ 时, $\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow -\infty} \frac{\hat{\omega}_{j,k}}{\omega_{j,k}} =$

$$-\left\{ \frac{|\omega_{j,k}| - \frac{a|\omega_{j,k}|}{\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]} + \lambda(a-1) \cdot \sin[\frac{\pi}{2}(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|})^b]}{\omega_{j,k}} \right\} = -1。$$

函数在趋向于负无穷大时,阈值函数曲线也是无限逼近于 $\omega_{j,k}$, 则 $\hat{\omega}_{j,k} = \omega_{j,k}$ 是改进函数的渐近线。

故而可知,当 $\omega_{j,k} \rightarrow \pm\infty$ 时,原始图像信号和重构后图像的固定偏差变小,最大限度地避免了图像出现失真的情况;当 $\omega_{j,k} \rightarrow \pm\infty$ 时, $\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \pm\infty} (\hat{\omega}_{j,k} - \omega_{j,k}) = 0$, 表明了偏差对于改进阈值函数的影响愈来愈小。

3) 函数的可导性

函数 $\hat{\omega}_{j,k}$ 在阈值 λ 处的左导数为:

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \frac{\hat{\omega}_{j,k} - \omega_{j,k}(\lambda)}{\omega_{j,k} - \lambda} = 0。$$

由于 $\exp[b(\frac{|\omega_{j,k}| - \lambda}{\lambda})^2]$ 和 $\sin[\frac{\pi}{2}(\frac{\lambda}{|\omega_{j,k}|})^b]$ 均

可导,可得右导数为:

$$\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \frac{\hat{\omega}_{j,k} - \omega_{j,k}(\lambda)}{\omega_{j,k} - \lambda} = 0。$$

则可知, $\lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^-} \frac{\hat{\omega}_{j,k} - \omega_{j,k}(\lambda)}{\omega_{j,k} - \lambda} = \lim_{\omega_{j,k} \rightarrow \lambda^+} \frac{\hat{\omega}_{j,k} - \omega_{j,k}(\lambda)}{\omega_{j,k} - \lambda} =$

$\hat{\omega}_{j,k}(\lambda) = 0$, 同理可知改进阈值函数是奇函数,函数在定义域 $(-\infty, +\infty)$ 内是可导函数。

综上所述:课题组所提出的阈值函数克服了传统阈值函数的诸多不足之处,使得经过小波逆变换获得的重构信号和原始图像信号吻合度更高,理论上证明了该函数具有更好的去噪效果。

2.3 自适应阈值的选取

阈值 λ 的选取对于图像去噪性能的影响很大,选择合适的阈值可以在一定程度上改善图像的去噪效果。所选的阈值 λ 必须最大限度地将高频噪声的小波系数与初始图像信号小波系数区分开,通常阈值 λ 选取遵循 VisuShrink 准则。VisuShrink 准则是采用固定阈值的方法,阈值

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log_2 L}。$$

式中: σ 表示噪声的标准差, L 表示信号的长度。

σ 是根据中值估计法得出:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\text{median}(|Y(m, n)|)}{0.6745}}。$$

式中: $\text{median}(|Y(m, n)|)$ 表示第 1 层小波高频分解系数的绝对中值, $Y(m, n)$ 表示第 m 层第 n 个小波分解的高频系数。

实际去噪过程中,当分解层数 j 增大时,高频小波系数逐渐减小。分解层数越大,剩余的小波系数均来自于原始图像信号,若此时依旧用固定阈值进行去噪,则会将原始图像信号中的部分小波系数置为零,去噪性能反而不佳,进而出现图像失真等问题。由于随着分解层数 j 的增加,在随后的每一层阈值都在相应地减小,课题组提出了一种自适应阈值:

$$\lambda_j = \frac{\sigma_j \sqrt{2 \log_2 N_j}}{\ln(0.5 + j + 2^{j-1})}。 \quad (4)$$

式中: σ 是噪声的标准差, j 表示小波去噪分解层数, N_j 表示第 j 层图像的大小, σ_j 表示第 j 层图像噪声的标

准差, λ_j 表示当分解层数为 j 层时的阈值。

由式(4)可知,随着分解层数的增加,每一层的阈值都在相应地减小,这符合小波去噪的规律,故而可以提高小波去噪的性能。

3 图像采集和实验对比分析

3.1 退火图像的采集

金相图像采集的第 1 步是制备适合的试样。然

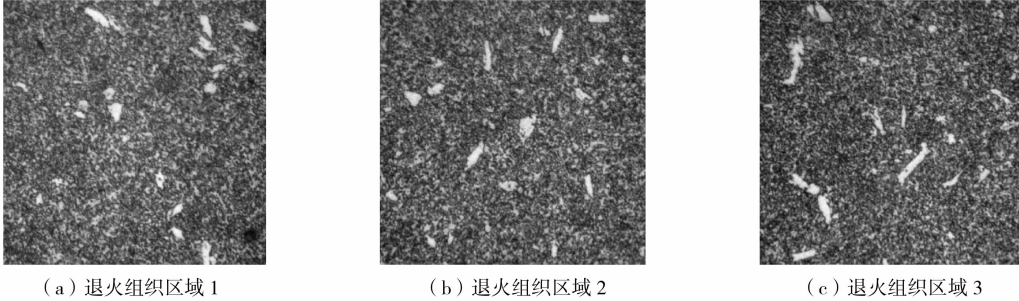


图 3 W18Cr4V 退火状态不同区域下的图像

Figure 3 Image of W18Cr4V annealing state in different regions

3.2 实验对比与分析

为了验证课题组提出的改进阈值函数和自适应阈值算法的去噪效果进行实验。实验所采用的设备: Intel(R) Core(TM) i5-4210U CPU @ 2.40 GHz, 内存 8.00 GiB, Windows 10 系统和 MATLAB R2016a。测试图像为已采集的 3 张 W18Cr4V 退火状态图像。给 3 幅图像施加高斯噪声, 方差为 0.005。将加入噪声的 3 幅图像作为实验的去噪对象。选用小波基函数以及合适的分解层数对含噪图像进行小波分解处理。再用改进的阈值函数和自适应阈值处理后, 对系数进行小波逆变换重构去噪后的图像。试验采用 sym11 小波基函数, 分解层数 $j=3$, 新的函数中取 $a=0.7, b=10$ 。将构造的新阈值函数、传统的软和硬阈值函数及文献[9]~[11]中提出的函数进行去噪性能比较, 效果如图 4~6 所示。

由图 4~6 可以看出, 使用改进的阈值函数和自适应阈值去噪后的效果更佳。但为了定量地分析去噪效果, 课题组引入峰值信噪比 $R_{\text{PSNR}}^{[15]}$ 和结构相似性 $M_{\text{SSIM}}^{[16]}$ 作为评价指标:

$$E_{\text{MSE}} = \frac{1}{H \times W} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W [X(h, w) - Y(h, w)]^2; \quad (5)$$

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \lg \frac{255^2}{E_{\text{MSE}}}; \quad (6)$$

后, 需要用到计算机、金相显微镜、相机和图像处理软件等。为便于后续研究, 对采集到的 W18Cr4V 退火图像进行裁剪并建立数据集。课题组参照 GB/T 13298—2015《金属显微组织检验方法》, 进行取样、磨制、抛光、金相显微镜采集和裁剪等操作, 制备了 3 张不同区域且像素均为 512×512 pixel 的 W18Cr4V 退火状态下的金相试样, 如图 3 所示。

$$M_{\text{SSIM}} = \frac{2\mu_X\mu_Y + C_1}{\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1} \cdot \frac{2\sigma_X\sigma_Y + C_2}{\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2} \cdot \frac{\sigma_{XY} + C_3}{\sigma_X\sigma_Y + C_3} \quad (7)$$

式中: H, W 表示图像的高度和宽度; $X(h, w)$ 是原始图像; $Y(h, w)$ 是含噪图像; E_{MSE} 为原始和含噪图像的均方差; C_1, C_2, C_3 为常数; μ_X, μ_Y 表示图像 X 和 Y 的均值; σ_X 和 σ_Y 表示图像 X 和 Y 的方差; σ_{XY} 表示图像 X 和 Y 的协方差。

图像去噪性能与 R_{PSNR} 成正相关; M_{SSIM} 大小不超过 1, M_{SSIM} 值越大, 表示图像与原图越接近。

表 1 所示为不同区域退火图像去噪效果对比。

由图 4~6 和表 1 可知课题组提出的改进算法去噪效果与传统的软、硬阈值函数算法相比均有适当提升: 退火组织区域 1~3 的改进算法的峰值信噪比 R_{PSNR} 与传统的软、硬阈值函数算法相比分别提高了 7.21% 和 4.83%, 6.97% 和 4.63%, 7.12% 和 4.69%; 退火组织区域 1~3 的改进算法的结构相似性 M_{SSIM} 与传统的软、硬阈值函数算法相比, 分别提高了 59.07% 和 28.05%, 64.23% 和 27.50%, 67.10% 和 27.70%。课题组提出的改进算法与文献[9]、[10]和[11]中算法相比: 退火组织区域 1 的改进算法的峰值信噪比 R_{PSNR} 分别提高了 3.55%, 0.52% 和 0.38%, 退火组织

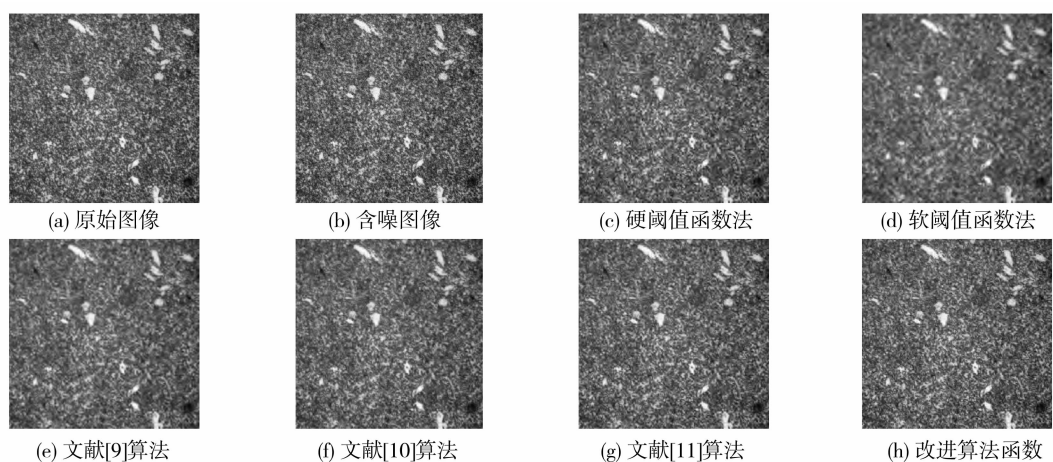


图 4 退火组织区域 1 的去噪效果

Figure 4 Denoising effect of annealed tissue region 1

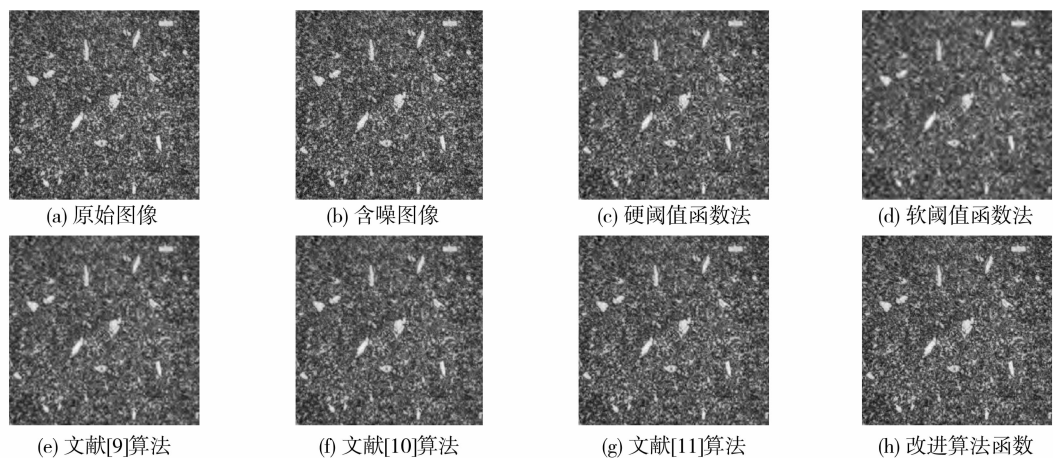


图 5 退火组织区域 2 的去噪效果

Figure 5 Denoising effect of annealed tissue region 2

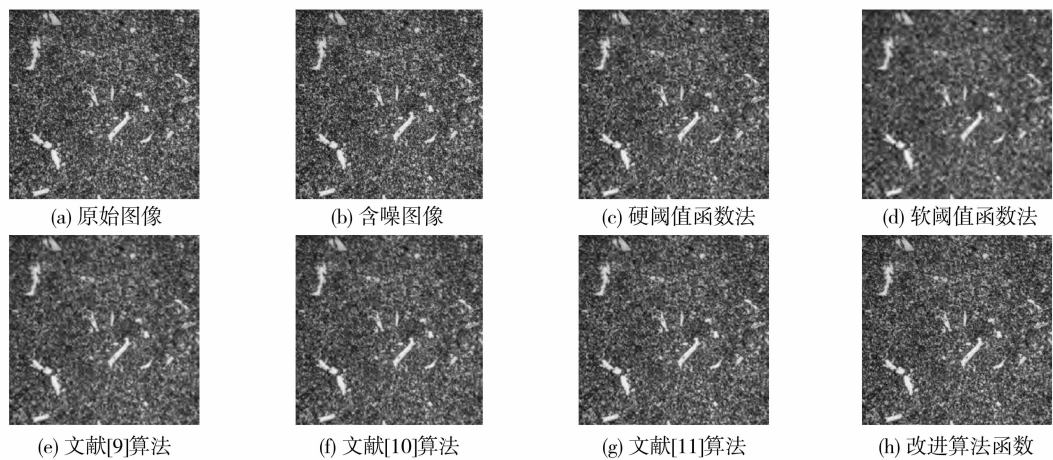


图 6 退火组织区域 3 的去噪效果

Figure 6 Denoising effect of annealed tissue region 3

表 1 不同区域退火图像去噪效果对比

Table 1 Comparison of denoising effect of annealed images in different regions

去噪方法	退火组织区域 1			退火组织区域 2			退火组织区域 3		
	均方差	峰值信噪比	结构相似性	均方差	峰值信噪比	结构相似性	均方差	峰值信噪比	结构相似性
	E_{MSE}	R_{PSNR}/dB	M_{SSIM}	E_{MSE}	R_{PSNR}/dB	M_{SSIM}	E_{MSE}	R_{PSNR}/dB	M_{SSIM}
硬阈值函数	0.061 0	72.431 0	0.667 1	0.061 9	72.292 3	0.666 6	0.064 3	71.965 6	0.668 1
软阈值函数	0.073 3	70.826 1	0.515 0	0.074 3	70.715 5	0.517 5	0.077 6	70.334 3	0.509 4
文献[8]算法	0.058 3	73.329 8	0.706 1	0.059 5	73.158 1	0.703 6	0.057 6	72.800 5	0.703 3
文献[9]算法	0.042 7	75.538 1	0.830 0	0.043 9	75.287 9	0.826 4	0.045 5	74.962 4	0.827 1
文献[10]算法	0.042 1	75.643 9	0.832 3	0.043 4	75.374 0	0.828 1	0.045 1	75.040 0	0.829 2
改进算法	0.040 7	75.929 3	0.854 2	0.042 1	75.640 6	0.849 9	0.043 6	75.338 7	0.851 2

区域 2 改进算法的峰值信噪比 R_{PSNR} 分别提高了 23.39%、0.47% 和 0.35%, 退火组织区域 3 的改进算法的峰值信噪比 R_{PSNR} 分别提高了 3.49%、0.51% 和 0.40%; 退火组织区域 1 结构相似性 M_{SSIM} 分别提高了 20.97%、2.92% 和 2.63%, 退火组织区域 2 结构相似性 M_{SSIM} 分别提高了 20.79%、2.84% 和 2.63%, 退火组织区域 3 结构相似性 M_{SSIM} 分别提高了 21.03%、2.91% 和 2.65%。课题组提出的改进算法与文献[9]、[10]和[11]中算法相比,虽提升去噪效果不一,但也证明了课题组所提改进算法的有效性。

4 结语

因高速工具钢 W18Cr4V 退火状态下采集的图像内含有许多噪声,为更好地分割碳化物目标,需对采集的图像进行去噪处理。基于小波去噪的原理,课题组提出一种新的阈值函数小波去噪算法。该函数具有良好的连续性、可导性,且更逼近于原始图像信号;自适应阈值是随着分解层数的增加而自适应的减小,更符合去噪的实际情况。在 MATLAB 环境下对采集到的 3 张高速钢退火组织的金相图像进行去噪实验,试验采用 sym11 小波基函数,分解层数为 3。试验结果表明:与传统阈值函数相比,改进的阈值函数对退火图像处理所得峰值信噪比较高、结构相似性较好,去噪效果较好且自适应能力较强。

参考文献:

- [1] 单晓红. 基于数字图像的 GCr15 轴承钢中碳化物均匀性分析[D]. 兰州:兰州理工大学,2016:44-50.
- [2] CHEN X, LIU L, ZHANG J Z, et al. Infrared image denoising based on the variance-stabilizing transform and the dual-domain filter[J]. Digital Signal Processing, 2021, 113(1): 103012.
- [3] GW A, SG A, LH B, et al. Asymptomatic COVID-19 CT image denoising method based on wavelet transform combined with improved PSO[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2022, 76: 103707.
- [4] GUNGOR M A. A comparative study on wavelet denoising for high noisy CT images of COVID-19 disease[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2021, 235: 166652.
- [5] ZHOU Y, FU X. Image denoising based on dual-tree complex wavelet transform and convolutional neural network[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1995(1): 012030.
- [6] 刘胜昔,程春玲. 改进的 Gabor 小波变换特征提取算法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(2): 607.
- [7] DONOHO D L, JOHNSTONE L M. Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage[J]. Journal of the American Statistical Association, 1995, 90(432): 1200-1224.
- [8] DONOHO D L. De-noising by soft-thresholding[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2002, 41(3): 613-627.
- [9] 陈莉明. 基于改进小波阈值算法的信号去噪[J]. 激光杂志, 2015, 36(3): 93.
- [10] 檀雪, 叶继伦, 张旭, 等. 改进小波阈值在心电信号去噪中的应用[J]. 中国医疗器械杂志, 2021, 45(1): 2.
- [11] 李维松, 许伟杰, 张涛. 基于小波变换阈值去噪算法的改进[J]. 计算机仿真, 2021, 38(6): 349.
- [12] 高迎东, 王宏力, 由四海, 等. 基于双参数阈值函数和多层阈值的 X 射线脉冲星信号消噪[J]. 光学学报, 2019, 39(12): 18-27.
- [13] 毕潇文, 钟俊, 张大堃, 等. 基于改进奇异值与经验小波分解的局放去噪算法[J]. 电网技术, 2021, 45(12): 4957-4963.
- [14] 王建国, 王道瑞, 王少锋. 管道泄漏声发射信号降噪中最优小波基的选取[J]. 中国科技论文, 2018, 13(23): 2667-2671.
- [15] LUKAS F, BUDRIKIS Z L. Picture quality prediction based on a visual model[J]. IEEE Transactions on Communications, 2003, 30(7): 1679-1692.
- [16] WANG Z A. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.