

自适应新小波阈值函数中子图像去噪方法

逯兆虎¹, 贾少雷¹, 李广豪¹, 景士伟^{1,2}

(1. 东北师范大学 物理学院, 长春 130024;

2. 四川省智能警务重点实验室, 泸州 646000)

摘要: 中子射线照相技术是一种重要的无损检测技术,但在中子成像过程中会受到一些噪声因素的干扰,导致图像质量降低,不利于后期研究。本研究提出一种基于粒子群优化算法(particle swarm optimization, PSO)的新小波阈值函数去噪方法来降低噪声对中子图像的影响。其基本思想是将 PSO 算法与小波阈值函数去噪相结合。通过 PSO 算法寻找适合当前图像去噪的最优调节因子。Matlab 软件实验的结果表明,新方法在去除高斯噪声、泊松噪声较其他四种对比方法可以明显提高噪声图像的峰值信噪比(PSNR)和降低噪声图像的均方误差(MSE),有效提高中子图像的质量。

关键词: 小波阈值函数; 粒子群优化算法; 中子图像; 图像去噪

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

文章编号: 1000-7512(2024)02-0153-11

doi: 10.7538/tws.2024.37.02.0153

Neutron Image Denoising Method Based on Adaptive New Wavelet Threshold Function

LU Zhaohu¹, JIA Shaolei¹, LI Guanghao¹, JING Shiwei^{1,2}

(1. School of Physics, Northeast Normal University, Changchun 130024, China;

2. Intelligent Policing Key Laboratory of Sichuan Province, Luzhou 646000, China)

Abstract: Neutron radiography is an important nondestructive testing technique in the industrial field. In the process of neutron imaging, it is affected by ray interference, neutron scattering, statistical fluctuation of neutron fluence rate and electronic noise generated by electronic equipment, which will lead to the degradation of image quality. To solve this problem, this paper proposes a new wavelet threshold function denoising method based on particle swarm optimization (PSO) algorithm to reduce the influence of noise on the neutron image. The basic idea of this method is to combine PSO algorithm with the improved wavelet threshold function denoising. The new wavelet threshold function overcomes the problems of discontinuity in the traditional hard threshold function and fixed deviation in the wavelet coefficient of the traditional soft threshold function, and has the adjustment factor, which can combine the advantages of the traditional soft and hard threshold functions. PSO algorithm is used to find the optimal adjustment factor for image denoising. In addition, the new wavelet threshold function is continuous and smooth at the threshold, avoiding excessive strangulation of wavelet coefficients. The results of Matlab software experiments show that the new

收稿日期: 2023-09-20; 修回日期: 2024-01-13

基金项目: 吉林省科技发展项目(20190303101SF); 四川省高等学校重点实验室刑事侦查项目-刑事科学技术实验室(四川警察学院)(2018YB04)

method can significantly improve the Peak Signal-to-Noise Ratio (*PSNR*) and reduce the Mean Square Error (*MSE*) of noisy images compared with the other four methods in removing Gaussian noise and Poisson noise. Therefore, the new method can retain more image details and effectively improve the quality of neutron images.

Key words: wavelet threshold function; particle swarm optimization algorithm; neutron image; image denoising

在中子数字图像的采集、转换和传输过程中,受到多种因素的影响,包括 γ 射线、中子散射、中子注量率统计波动和电子设备产生的电子噪声等。这些因素导致中子数字图像受到高斯噪声、泊松噪声等多种噪声污染,使图像的细节和纹理变得模糊,对图像的读取和识别产生不利影响,同时也对无损检测带来了干扰^[1-2]。为了提高中子图像的质量,进行去噪预处理尤为重要,图像去噪也是图像处理领域的一项重要任务^[3]。目前,图像去噪领域主要分为传统去噪方法和基于深度学习的去噪方法。虽然基于深度学习的去噪方法通常效果优于传统方法,但其对于大量真实数据集的依赖较强。中子图像拍摄一次的成本较高,构建中子图像数据集非常困难。因此,寻找一种有效的传统去噪方法对中子图像去噪至关重要。

传统图像去噪方法包括中值滤波^[4]、均值滤波^[5]、维纳滤波^[6]等,但他们对中子图像的滤波效果较差。小波阈值去噪在图像处理中占据重要地位,其去噪能力优于传统的基于傅里叶变换的频域滤波和基于平滑处理的空域滤波^[7]。小波阈值去噪概念最早由 Donoho 等于 1994 年提出^[8],因其处理速度快、适用性强而得到广泛应用。但是传统的软硬阈值函数去噪存在一定的缺陷,硬阈值函数导致信号重构后出现震荡,即伪吉布斯效应^[9];而软阈值函数使小波系数与真实小波系数之间存在固定偏差,导致去噪后图像出现边缘模糊^[10]。阈值的选择和阈值函数是影响小波阈值去噪的两个关键因素^[11]。为弥补这些缺陷,一些学者提出了半软阈值函数^[12]、渐进的半软阈值函数^[13]、基于双曲函数的阈值函数^[14]等,在去噪能力上较传统软硬阈值函数有显著提升。然而,这些新阈值函数在阈值处仍没有平滑过渡。传统的固定阈值选取方法不符合小波随层分解下噪声幅度的变化规律,导致去噪效果降低^[15]。因此,需要寻找一种

随着分解层数递减的新阈值选取方式,以提高去噪效果^[16]。

近些年,智能优化算法与去噪算法的结合逐渐成为图像去噪领域新的研究热点,遗传算法^[17]、蚁群算法^[18]、人工蜂群算法^[19]、粒子群算法^[20]等通过模拟自然界生物行为而提出的智能优化算法备受研究者的关注。例如,曹旭宁等^[21]将 PSO 算法应用到中子图像增强处理中。在实际应用中,优化算法可以大幅缩减工程时间复杂度。

对中子图像处理的方法多是基于处理自然图像方法的改进。金炜等^[22]提出一种基于 Contourlet 域中子辐射图像降噪方法,但 Contourlet 域在局部性上不如小波域的处理方法,小波域能够更好的捕捉图像中的局部特征,在保留图像细节的同时去除噪声方面更有优势,并且小波域的方法计算效率更高。孙艳梅等^[23]提出一种基于正则化方法的中子图像复原算法,正则化方法在图像去噪中强调通过对整个图像进行全局优化来平衡去噪和保留细节,容易丢失一些图像细节信息,而小波变换的局部性可以对噪声的影响有更好的适应性。赵韦静等^[24]提出一种基于 BM3D frames 的中子图像降噪方法,虽然取得了较好的去噪效果,但是基于 BM3D 的去噪方法需要人工预估图像的噪声水平,该参数对图像去噪效果影响较大,并且 BM3D 方法计算复杂度很高,计算效率不如小波阈值去噪。刘娜等^[25]提出一种基于 PPB 加权最大似然估计的中子图像去噪方法,同样需要人工估计噪声强度,不具有自适应性。由此可见,寻找一种处理效果好,计算效率高,具有自适应性的中子图像去噪方法十分必要。

因此,本研究考虑到小波阈值函数去噪方法的高效性和有效性及优化算法的自适应性,将带调节因子的新阈值函数与 PSO 算法相结合,通过设定合适的适应度函数,寻找最优调节

因子, 从而对中子图像进行在高斯噪声、泊松噪声环境下的自适应去噪。

1 原理和方法

1.1 粒子群优化算法

PSO算法是一种全局优化算法, 其灵感来源于鸟类捕食行为, 通过种群内个体之间的合作与信息共享来寻找最优解。在PSO算法中, 搜索空间中的每个粒子代表一个可能的解, 具有对应的适应度值和控制飞行方向与距离的速度值, 从而实现全局搜索策略^[26]。本研究中定义适应度函数为 f , 用公式(1)表示:

$$f = SNR + SSIM + EPI \quad (1)$$

式中, SNR 为信噪比, $SSIM$ 为结构相似度, EPI 为边缘保持指数。 SNR , $SSIM$ 和 EPI 值全都归一化到 $[0, 1]$ 范围内再以公式(1)计算适应度值。

首先, 通过对解空间内的一组粒子进行随机初始化。随后, 粒子在解空间中进行多次迭代, 不断寻找全局最优解^[26]。在每次迭代过程中, 粒子通过跟踪两个最优解来更新自身状态。这两个最优解包括粒子本身所搜索到的最优解(个体最优解 $pBest$), 以及整个种群当前的最优解(全局最优解 $gBest$)^[27]。

找到 $pBest$ 值和 $gBest$ 值之后, 粒子根据公式(2)更新速度, 根据公式(3)更新位置^[28]。

$$V_i(k+1) = w \times V_i(k) + c_1 \phi_1 (P_{ibest}(k) - P_i(k)) + c_2 \phi_2 (G_{best}(k) - P_i(k)) \quad (2)$$

$$P_i(k+1) = P_i(k) + V_i(k+1) \quad (3)$$

式中, $V_i(k)$ 是第 i 个粒子的速度, $V_i(k+1)$ 是第 i 个粒子的下一个新速度, $P_i(k)$ 是第 i 个粒子的位置, $P_i(k+1)$ 是第 i 个粒子的下一个新位置, $P_{ibest}(k)$ 是粒子当前的最佳位置, $G_{best}(k)$ 是整个种群当前的最佳位置, w 表示惯性权重因子, c_1 为认知加速因子, c_2 为社会加速度因子, ϕ_1 和 ϕ_2 表示在 $0 \sim 1$ 范围内均匀分布的随机数^[27-28]。

1.2 小波阈值函数去噪

1.2.1 阈值选取方式 当真实小波系数大于设定的阈值时, 表明计算的小波系数主要受信号成分影响, 需要予以保留; 相反, 当真实小波系数小于阈值时, 表明计算的小波系数主要受噪声成分影响, 需要进行去除。因此, 若阈值选取较大, 可能导致去噪后的图像出现模糊, 丧失一

些细节信息; 若阈值选取较小, 则可能导致图像未能完全去噪^[29-30]。最常用的固定阈值表达式为公式(4)所示:

$$T = \sigma \sqrt{2 \ln N} \quad (4)$$

使用固定阈值很难反应阈值随分解尺度增加而逐渐变小的规律^[15]。为了改善所有分解层采用相同的阈值带来的去噪效果不理想问题, 本研究采用基于固定阈值改进的随分解层数逐渐递减的新阈值选择公式, 表达式如公式(5)所示:

$$T = \ln(e - i + 2) \times \sigma \sqrt{2 \times \ln N} \quad (5)$$

式中, T 为阈值, σ 为噪声标准方差, N 为信号长度, i 为分解层数。

1.2.2 阈值函数 被广泛采纳的阈值函数是由Donoho等提出的硬阈值函数和软阈值函数, 其表达式分别为公式(6)和公式(7)^[31]。硬阈值函数将每一层的小波系数中绝对值小于设定阈值的系数置为零, 而对于绝对值大于阈值的系数则不做处理^[32]。软阈值函数将每一层的小波系数中绝对值小于设定阈值的系数置为零, 而对于绝对值大于阈值的系数, 则将其收缩为该点值与阈值之差^[33]。

$$\overline{W}_{i,j} = \begin{cases} W_{i,j}, & |W_{i,j}| \geq T \\ 0, & |W_{i,j}| < T \end{cases} \quad (6)$$

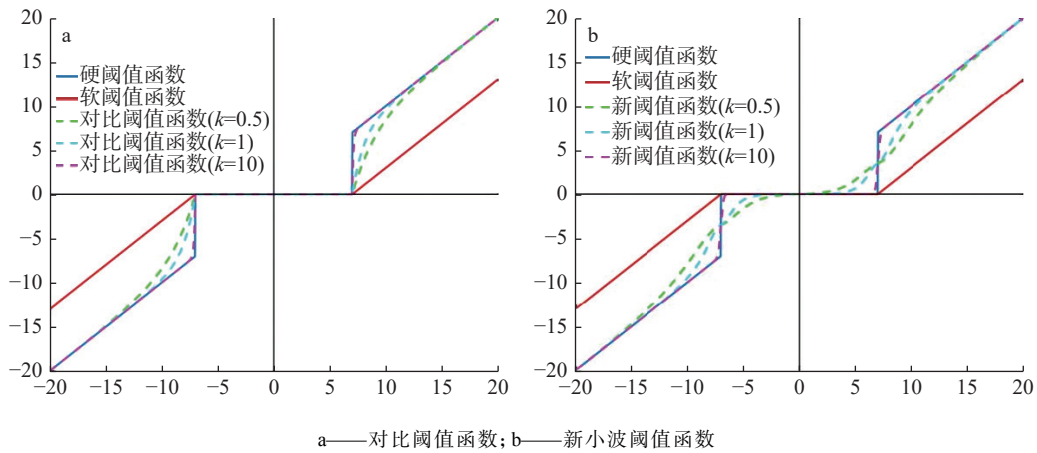
$$\overline{W}_{i,j} = \begin{cases} \text{sgn}(W_{i,j})(|W_{i,j}| - T), & |W_{i,j}| \geq T \\ 0, & |W_{i,j}| < T \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\overline{W}_{i,j}$ 为阈值函数处理后预估的小波系数, $W_{i,j}$ 为真实小波系数, T 为阈值, $\text{sgn}()$ 为符号函数^[34]。

为了克服传统软硬阈值函数的缺陷^[35], 一些学者尝试对小波阈值函数进行改进, 如陆蓉等^[36]提出了如公式(8)所示的新阈值函数(下文统称为对比阈值函数(contrast threshold function)), 函数图像示于图1a, 其中 T 取固定值7。

$$\overline{W}_{i,j} = \begin{cases} \text{sgn}(W_{i,j}) \left\{ |W_{i,j}| - \frac{T}{e^{k(|W_{i,j}| - T)}} \right\}, & |W_{i,j}| \geq T \\ 0, & |W_{i,j}| < T \end{cases} \quad (8)$$

式中, k 为调节因子, 随信号变化。公式(8)代表的阈值函数本身连续, 随着调节因子 k 从0开始变大, 阈值函数曲线也逐渐趋向于硬阈值曲



a——对比阈值函数; b——新小波阈值函数

图 1 不同阈值函数比较

Fig.1 Comparison of different threshold functions

线,解决了硬阈值函数间断,软阈值函数存有固定偏差问题。该函数在阈值点处虽然连续,但在阈值处并没有平缓过渡,还有进一步提升的空间。

本研究提出的新阈值函数如公式(9)所示,函数图像示于图 1b,其中 T 取固定值 7。

$$\overline{W}_{i,j} = \begin{cases} W_{i,j} - \text{sgn}(W_{i,j}) \times \frac{|W_{i,j}|}{e^{-k(|W_{i,j}|-T)} + e^{k(|W_{i,j}|-T)}}, & |W_{i,j}| \geq T \\ \text{sgn}(W_{i,j}) \times \frac{|W_{i,j}|}{e^{-k(|W_{i,j}|-T)} + e^{k(|W_{i,j}|-T)}}, & |W_{i,j}| < T \end{cases} \quad (9)$$

式中, $\overline{W}_{i,j}$ 为阈值函数处理后预估的小波系数, $W_{i,j}$ 为真实小波系数, T 为阈值, $\text{sgn}()$ 为符号函数, k 为调节因子。

由图 1b 可以看出,本研究提出的新阈值函数在阈值 T 处连续,并且在该处具有平滑的过渡特性。这使得新阈值函数能够有效地避免对低频系数的过度抑制,同时在保留高频系数方面也表现出良好的效果。在阈值范围内,可以对小波系数平滑收缩,在阈值范围外,可以使小波系数平滑过渡到真实值。调节因子 k 控制新阈值函数曲线转折速率,随着 k 增大,函数曲线越接近传统硬阈值曲线。与传统硬阈值函数的不连续性以及软阈值函数的固定偏差问题相比,本研究提出的新阈值函数克服了这些缺陷,并且曲线过渡平滑,因此在理论上具有更优越的去噪性能。

1.3 基于 PSO 的新小波阈值函数去噪

新阈值函数中可调节因子 k 影响函数曲线,进而影响去噪效果,因此寻找一种可自适应寻找适合待处理图像的最佳调节因子的 k 值非常必要。本研究将粒子群优化算法与新阈值函数相结合,在公式(1)适应度函数条件下通过迭代自适应寻找最优 k 值。

基于粒子群优化的新小波阈值函数去噪方法具体流程示于图 2。

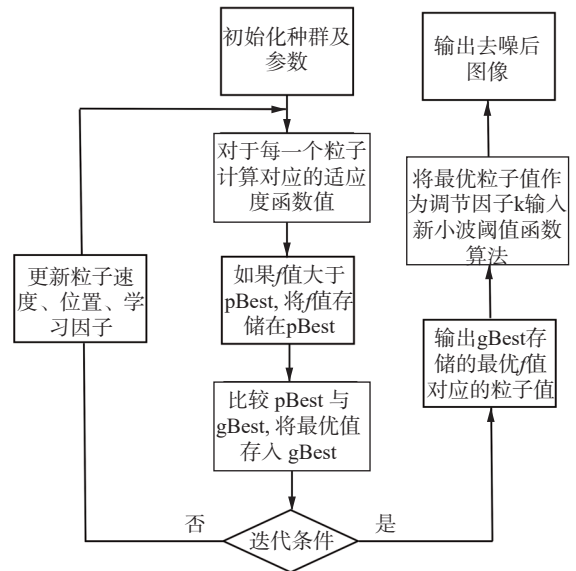


图 2 自适应新小波阈值函数去噪方法流程图

Fig.2 Flowchart of adaptive new wavelet threshold function denoising method

2 结果与讨论

为验证基于粒子群优化的新小波阈值函数

去噪算法的有效性,采用256×256像素的8位标准灰度图像为例进行模拟仿真测试。以下实验均在配置为Inter(R) Core(TM) i5-13500HX CPU 2.5 GHz,内存16 GB,搭载Windows 11家庭版64位系统的电脑上进行。仿真软件采用MATLAB R2022a。

为了对实验处理后的图像进行客观有效评价,采用MSE、PSNR两种评价指标进行结果评估。不同图像在不同强度方差下各独立25次实验求其平均值。

MSE为原始图像与去噪后图像之间的均方误差,可以在某种程度上反应原始图像与处理后图像之间的差异,并以数值的形式表现出来,MSE数值越小,代表实验数据准确度越好,图像之间的对比度越高,去除噪声后图像的质量越好^[37]。MSE表达式定义为:

$$MSE = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [R(m,n) - I(m,n)]^2}{M \times N} \quad (10)$$

式中, R 和 I 分别表示原始图像与处理后图像; M 为图像高度; N 为图像宽度; $R(m,n)$ 表示原始图像在空间位置 (m,n) 上像素点的灰度值; $I(m,n)$ 表示处理后图像在空间位置 (m,n) 上像素点的

灰度值。

PSNR是客观评价图像质量最常用的指标,两幅图像之间的PSNR数值越大,表示去噪后图像质量越好^[38]。PSNR表达式定义为:

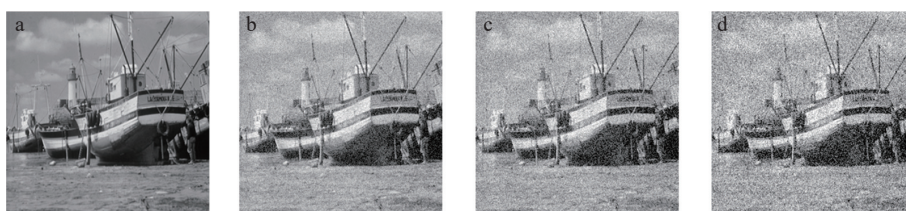
$$PSNR = 10 \times \lg \frac{L^2}{MSE} \quad (11)$$

式中, L 为图像的峰值信号,本实验采用8位的标准灰度图像,即 $L=255$ 。

2.1 高斯噪声环境下模拟实验

采用4副标准灰度图像进行高斯噪声环境下的对比实验。对4副图像加入均值为0,方差分别为0.05,0.01,0.02的随机高斯噪声,原图和加噪声后的其中一组图像示于图3。

将本研究算法(PSO-New)与硬阈值函数去噪(Hard)、软阈值函数去噪(Soft)、基于粒子群优化的Sigmoid阈值函数去噪(PSO-Sigmoid)、基于粒子群优化的文献[36]中阈值函数去噪(PSO-Contrast)四种方法进行对比实验。采用公式(7)作为阈值选取函数。采用公式(1)作为适应度函数。粒子群优化算法中的调节因子 k 的巡优区间定义为 $[0, 20]$,初始群大小为10,迭代次数为100次,学习因子 $c_1=c_2=2$,惯性权重由0.8递减到0.2。小波阈值去噪算法中选用'sym4'作为小波基函数,分解层数 $n=3$ 。



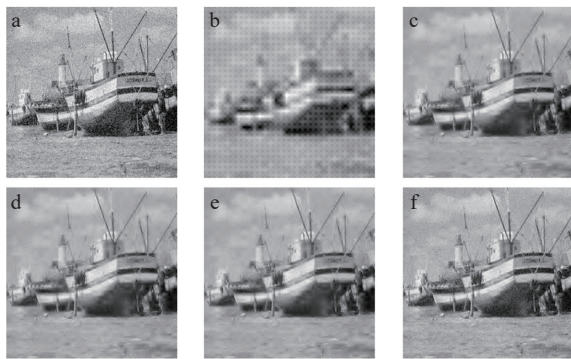
a——原图(被不同方差的高斯噪声污染图); b——方差为0.005; c——方差为0.01; d——方差为0.02

图3 一组Boat图像

Fig.3 A set of Boat images

五种去噪方法在方差为0.005、0.01、0.02的随机高斯白噪声环境下的一组结果示于图4、图5、图6。图4a、图5a、图6a分别是含方差为0.005、0.01、0.02的随机高斯噪声图像。图4b、图5b、图6b为不同方差噪声环境下的硬阈值去噪结果,从主观视觉角度来看,硬阈值去噪在五种方法中去噪效果最差,图像中出现了严重的伪吉布斯效应。图4c、图5c、图6c为不同方差噪声环境下的软阈值去噪结果,相对于硬阈值去噪效果有较大提升,但图像出现了较为严重

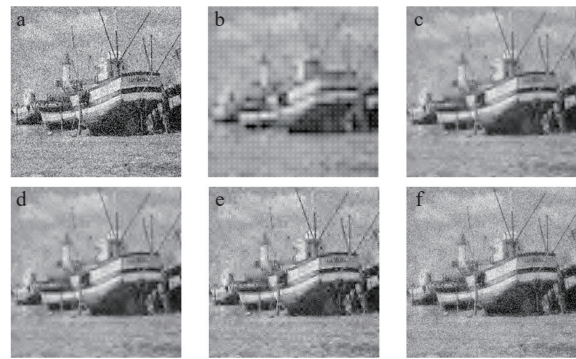
的模糊。图4d、图5d、图6d为不同方差噪声环境下的PSO-Sigmoid阈值去噪结果,去噪效果和细节保持上要优于软阈值函数,但视觉质量欠佳,如Boat图像中背景部分模糊严重。图4e、图5e、图6e为不同方差噪声环境下的PSO-Contrast阈值去噪结果,从主观视觉角度来看,与PSO-Sigmoid阈值去噪结果在视觉上相差不大。图4f、图5f、图6f为不同方差噪声环境下的PSO-New阈值去噪结果,较其他四种方法,噪声去除相对更彻底,效果最好。Boat图像中背景部分模糊程度



a——被方差为 0.005 高斯噪声污染图; b——Hard 去噪;
c——Soft 去噪; d——PSO-Sigmoid 去噪;
e——PSO-Contrast 去噪; f——PSO-New 去噪

图 4 一组方差为 0.005 高斯噪声环境下不同去噪方法结果

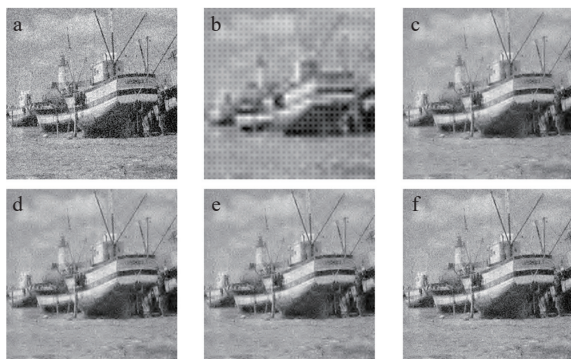
Fig.4 Results of different denoising methods for a set of Gaussian noise environments with variance 0.005



a——被方差为 0.02 高斯噪声污染图; b——Hard 去噪;
c——Soft 去噪; d——PSO-Sigmoid 去噪;
e——PSO-Contrast 去噪; f——PSO-New 去噪

图 6 一组方差为 0.02 高斯噪声环境下不同去噪方法结果

Fig.6 Results of different denoising methods in a set of Gaussian noise environments with variance 0.02



a——被方差为 0.01 高斯噪声污染图; b——Hard 去噪;
c——Soft 去噪; d——PSO-Sigmoid 去噪;
e——PSO-Contrast 去噪; f——PSO-New 去噪

图 5 一组方差为 0.01 高斯噪声环境下不同去噪方法结果

Fig.5 Results of different denoising methods in a set of Gaussian noise environments with variance 0.01

最轻, 船体轮廓较其他四种方法也更为清晰。

与其他四种方法相比, 本研究提出的基于粒子群优化的新阈值函数去噪算法处理不同强

度的随机高斯噪声的效果在视觉角度上处于相对最优。为了进一步证明本研究算法的优势, 接下来从客观评价指标角度进行分析。

四组图像的实验结果平均 *PSNR* 值和 *MSE* 值列于表 1。硬阈值去噪的 *PSNR* 值在所有实验中均为最低, 且 *MSE* 值均高于其他方法, 说明去噪效果相对最差。从四组实验软阈值去噪的两种评价指标来看, 去噪效果较硬阈值去噪有较明显的提升, 但效果要低于基于 PSO 算法的三种去噪方法。PSO-Sigmoid 与 PSO-Contrast 两种阈值去噪的 *PSNR* 值和 *MSE* 值相差不大, 后者的去噪效果略高于前者。本研究方法去噪后图像的 *PSNR* 值在不同方差噪声环境下均明显高于其他四种方法, *MSE* 值均低于其他四种方法, 说明去噪效果要明显优于其他四种对比方法。

将表 1 中 *PSNR* 值以折线图的形式表达如图 7 所示, 硬阈值去噪方法的 *PSNR* 曲线明显低于其他方法, 说明硬阈值去噪性能总体上不如

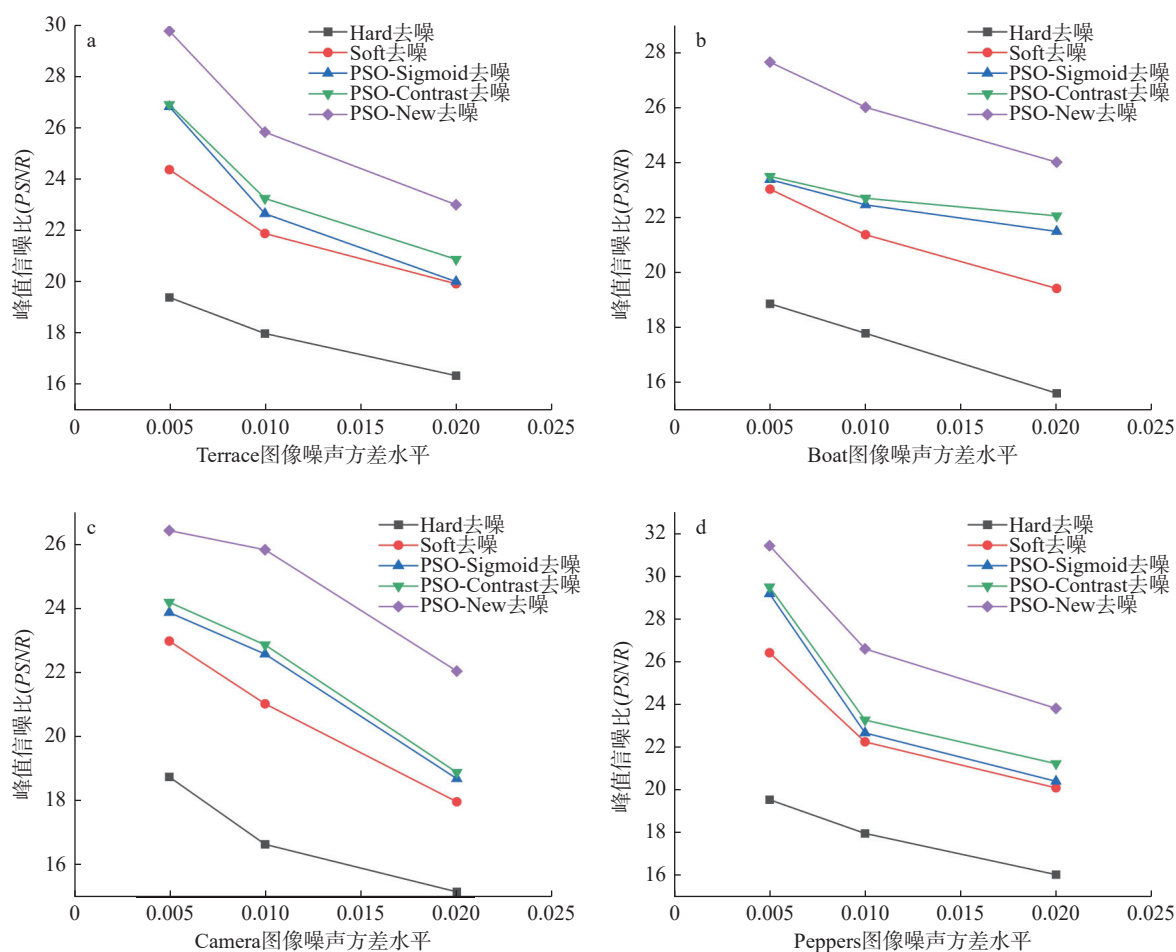
表 1 高斯噪声环境下不同去噪方法的 25 次独立实验平均 *PSNR* 值和 *MSE* 值

Table 1 Average *PSNR* values and *MSE* values of 25 independent experiments with different denoising methods in Gaussian noise environment

图像	噪声方差	评价指标	Hard去噪	Soft去噪	PSO-Sigmoid去噪	PSO-Contrast去噪	PSO-New去噪
Terrace图像	0.005	<i>PSNR</i>	19.3723	24.3522	26.8052	26.8861	29.7521
		<i>MSE</i> (10^{-2})	1.1521	0.4027	0.3251	0.3089	0.1563
	0.01	<i>PSNR</i>	17.9658	21.8621	22.6352	23.2320	25.8130
		<i>MSE</i> (10^{-2})	1.6021	0.8058	0.7209	0.6235	0.3975
	0.02	<i>PSNR</i>	16.3259	19.9043	19.9891	20.8563	22.9826
		<i>MSE</i> (10^{-2})	2.6451	1.3753	1.1259	1.0833	0.7361

表 1 续表

图像	噪声方差	评价指标	Hard去噪	Soft去噪	PSO-Sigmoid去噪	PSO-Contrast去噪	PSO-New去噪
Boat图像	0.005	PSNR	18.8621	23.0296	23.3782	23.4937	27.6509
		MSE(10^{-2})	1.2310	0.4913	0.4869	0.4695	0.1739
	0.01	PSNR	17.7896	21.3726	22.4615	22.6997	26.0071
		MSE(10^{-2})	1.7009	0.7802	0.7138	0.6679	0.2935
	0.02	PSNR	15.6075	19.4167	21.4931	22.0579	24.0131
		MSE(10^{-2})	2.7701	1.3768	1.2826	1.1197	0.7168
Camera图像	0.005	PSNR	18.7523	22.9813	23.8689	24.1890	26.4207
		MSE(10^{-2})	1.3601	0.5597	0.5196	0.5031	0.2899
	0.01	PSNR	16.6528	21.0277	22.5762	22.8599	25.8211
		MSE(10^{-2})	1.8364	0.8020	0.7730	0.7495	0.4276
	0.02	PSNR	15.1778	17.9769	18.6988	18.8907	22.0445
		MSE(10^{-2})	2.6959	1.5168	1.4713	1.4510	0.8619
Peppers图像	0.005	PSNR	18.7533	25.6434	28.7635	28.8971	31.3744
		MSE(10^{-2})	1.1619	0.3010	0.2512	0.2496	0.1142
	0.01	PSNR	17.2498	22.0256	22.4728	23.5517	26.5775
		MSE(10^{-2})	1.6044	0.6472	0.6249	0.5680	0.2854
	0.02	PSNR	15.9762	19.2245	20.3722	21.1294	24.2752
		MSE(10^{-2})	2.4896	1.1354	1.0691	0.9975	0.5471



a—Terrace 图像组; b—Boat 图像组; c—Camera 图像组; d—Peppers 图像组

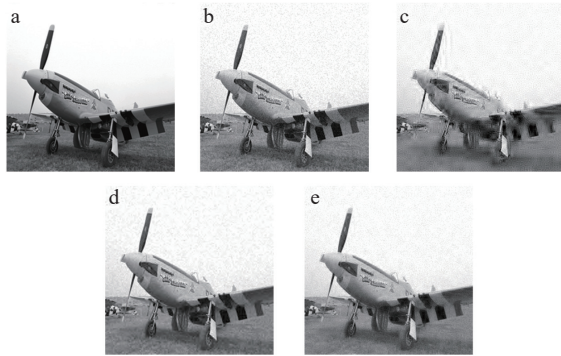
图 7 四组图像在不同噪声水平下各阈值函数降噪的 PSNR 折线图

Fig.7 Line plots of PSNR for noise reduction of each threshold function for four groups of images at different noise levels

其他四种方法;软阈值、PSO-Sigmoid和 PSO-Contrast 三种去噪方法的 *PSNR* 曲线相互临近,说明三种方法去噪效果差别不明显,难以从主观视觉角度辨别优劣。本研究方法的 *PSNR* 曲线在四组实验的不同噪声强度下均明显高于其他曲线,说明本研究提出的算法在不同强度的高斯噪声环境下的降噪效果要优于对比方法。

2.2 泊松噪声环境下模拟实验

数字图像在产生、压缩、传输过程中会引入一些噪声,而一副图像中含有的噪声往往不止一种^[39]。因此,本节采用1副标准灰度图像进行本研究方法在处理泊松噪声上的去噪能力测试。对图像加入 $\text{lam}=1$ 的随机泊松噪声,原图和加噪声后的图像示于图 8a 和图 8b。



a——原图; b——含泊松噪声图像; c——PSO-Sigmoid 去噪;
d——PSO-Contrast 去噪; e——PSO-New 去噪

图 8 去除泊松噪声结果

Fig.8 The resulting plot with Poisson noise removed

对图 8b 进行泊松噪声去除后,图 8c 为 PSO-Sigmoid 去噪后的图像,图像中出现了严重的模糊,去噪效果最差。图 8d 为 PSO-Contrast 去噪后的图像,去噪效果要优于 PSO-Sigmoid 方法,但是背景中还有明显的噪声残留。图 8e 为 PSO-New 去噪后的图像,图像中飞机上方的白色天空区域的泊松噪声明显被去除,且飞机轮廓清晰,没有出现过度平滑而产生的模糊现象,去噪效果明显优于其他两种对比方法。去除泊松噪声 25 次独立实验平均 *PSNR* 值和 *MSE* 值列于表 2。因此,本研究方法可以用于图像泊松噪声降噪,效果较好,同时可以较好保持图像的边缘、轮廓等细节信息。

2.3 真实中子图像实验

采用北卡罗来纳州立大学(NC STATE UNIVERSITY, NCSU)网站公开的一副中子图像

表 2 泊松噪声环境下不同去噪方法的 25 次独立实验平均 *PSNR* 值和 *MSE* 值

Table 2 Average *PSNR* values and *MSE* values of 25 independent experiments with different denoising methods in Poisson noise environment

评价指标	PSO-Sigmoid去噪	PSO-Contrast去噪	PSO-New去噪
<i>PSNR</i>	28.5867	29.9093	31.0586
<i>MSE</i> (10^{-2})	0.1405	0.1394	0.0954

进行去噪测试,NCSU 中子成像设施(NIF)安装在 PULSTAR 反应堆的 5 号斜面上,在 1 MW 的功率下可提供 2.5×10^{12} n/cm²/sec 的标称源通量,光束用 12 英寸的单晶蓝宝石进行准直和过滤。

真实的中子图像没有原始无噪声的干净图像,因此不能采用模拟测试所用的评价指标。采用一种基于信息熵的无参考图像质量评价指标,公式如下所示^[40]:

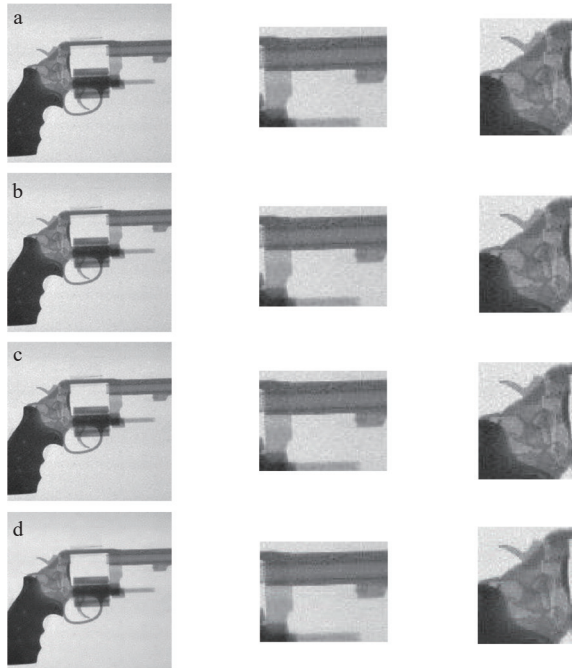
$$p_{ij} = f(i, j) / N^2 \quad (12)$$

$$H = \sum_{i=0}^{255} p_{ij} \log p_{ij} \quad (13)$$

式中, i 表示像素的灰度值, j 表示邻域灰度值, p_{ij} 表示灰度图像中某个像素点的灰度值与周围像素灰度分布的综合特征, $f(i, j)$ 表示特征二元组 (i, j) 出现的频数, N 表示图像尺度。当给一副图像加入噪声时,噪声引入了不确定性和复杂性,导致图像的像素值更加分散,从而增加了图像的信息熵。相反,当对图像进行去噪时,信息熵会在一定程度上减小。对于同一副图像,信息熵相对越小,说明去噪效果越好。

图 9 显示了三种方法对真实中子图像的去噪结果。图 9b 和图 9c 分别为 PSO-Sigmoid 去噪和 PSO-Contrast 去噪后的结果及其对应的两部分细节放大图,从去噪结果可以看出,两种方法去噪结果在主观视觉上相差不大,PSO-Contrast 去噪效果要略优于 PSO-Sigmoid 去噪方法。图 9d 为 PSO-New 去噪后的结果及其对应的两部分细节放大图,从图像整体上看,去噪效果明显地优于其他两种对比方法,整体的视觉感官更好。从两部分细节放大图可以看出,PSO-New 方法细节保留更好,从图像背景部分的噪声处理上可以看出,本研究方法对于噪声的去除也更为彻底。表 3 展示了含有噪声的真实中子图像和三种方法去噪后的图像的信息熵。可以看

出, 三种去噪方法处理后的图像信息熵都低于原图的信息熵, 说明三种方法对噪声的去除是有效的。本研究方法处理后的图像信息熵要明显低于另外两种对比方法, 证明了本研究方法的有效性。



a——含噪声原图及细节放大图; b——PSO-Sigmoid 去噪结果; c——PSO-Contrast 去噪结果; d——PSO-New 去噪结果

图 9 一组真实中子图像实验图

Fig.9 A set of experimental plots of real neutron images

表 3 中子图像及不同方法去噪后图像的信息熵

Table 3 Information entropy of neutron images and images denoised by different methods

信息熵	原图	PSO-Sigmoid去噪	PSO-Contrast去噪	PSO-New去噪
H	6.6333	6.6318	6.6262	6.5936

3 结论

针对真实中子图像中存在的高斯、泊松噪声, 通过设计一种新的小波阈值函数, 并与粒子群优化算法结合, 提出了一种自适应新小波阈值函数中子图像去噪方法。新小波阈值函数中带有调节因子 k , 函数随 k 的不同而具有不同去噪性能, 新函数在阈值处连续且过渡平滑, 与真实小波系数之间没有固定偏差, 克服了传统软硬阈值函数的缺陷。通过引入 PSO 算法, 新方法可以在适应度函数条件下根据待处理图像自

适应选择最优的调节因子 k 值, 以实现更彻底的去噪。实验分析和结果表明, 该方法在处理含噪声的中子图像时较其他四种方法更有效的提升了中子图像的质量。此外, 小波阈值函数去噪方法具有普适性, 该新阈值函数同样也可以应用到其他图像去噪场景。因为 PSO 算法容易捕获到局部最优值, 本方法还存在一定缺陷, 下一步工作将进行粒子群优化算法的改进。

致谢

感谢吉林省科技发展项目 [20190303101SF]、四川省高等学校重点实验室刑事侦查项目-刑事科学技术实验室(四川警察学院)[2018YB04]资助。感谢上海交通大学和中国原子能科学研究院的大力支持。感谢编辑和审稿老师提出的宝贵建议。

参考文献:

- [1] 刘娜, 乔双, 孙佳宁. 基于方差稳定化和 PPB 加权最大似然估计的中子图像复原方法研究[J]. 东北师大学报: 自然科学版, 2018, 50(2): 75-78.
Liu Na, Qiao Shuang, Sun Jianing. Neutron image restoration method based on ppb weighted maximum likelihood estimation and VST[J]. Journal of Northeast Normal University(Natural Science Edition), 2018, 50(2): 75-78(in Chinese).
- [2] 高祥熙, 胡正伟, 张帅, 等. 中子照相图像质量评价方法及其应用[J]. 无损检测, 2022, 44(3): 40-44.
Gao Xiangxi, Hu Zhengwei, Zhang Shuai, et al. Image quality evaluation method of neutron radiography and its application[J]. Nondestructive Testing, 2022, 44(3): 40-44(in Chinese).
- [3] 颜悦. 改进的 RPCA 方法在中子图像白斑噪声去除中的应用研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2020.
- [4] Akarun L, Haddad R A. Adaptive decimated median filtering[J]. Pattern Recognition Letters, 1992, 13(1): 57-62.
- [5] Danielyan A, Katkovnik V, Egiazarian K. BM3D frames and variational image deblurring[J]. IEEE Transactions on image processing, 2011, 21(4): 1715-1728.
- [6] 刘光宇, 曾志勇, 曹禹, 等. 基于偏微分方程与维纳滤波模型的图像去噪[J]. 四川职业技术学院学报, 2022, 32(2): 163-168.
Liu Guangyu, Zeng Zhiyong, Cao Yu, et al. Image denoising based on partial differential equation and

- wiener filter model[J]. *Journal of Sichuan Vocational and Technical College*, 2022, 32(2): 163-168(in Chinese).
- [7] Su N, Li X, Zhang Q. Fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet domain denoising and metric distance[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 73262-73270.
- [8] Donoho D L, Johnstone I M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425-455.
- [9] Khan A, Jin W, Haider A, et al. Adversarial gaussian denoiser for multiple-level image denoising[J]. *Sensors*, 2021, 21(9): 2998.
- [10] 张杰, 李银华, 张焕龙, 等. 改进小波阈值图像去噪算法[J]. *科学技术与工程*, 2020, 20(24): 9918-9922.
Zhang Jie, Li Yinhua, Zhang Huanlong, et al. Improved wavelet threshold algorithm for image denoising[J]. *Science Technology and Engineering*, 2020, 20(24): 9918-9922(in Chinese).
- [11] Wang X, Ou X, Chen B W, et al. Image denoising based on improved wavelet threshold function for wireless camera networks and transmissions[J]. *International Journal of Distributed Sensor Networks*, 2015, 11(9): 670216.
- [12] Gao H Y, Bruce A G. Waveshrink with firm shrinkage[J]. *Statistica Sinica*, 1997: 855-874.
- [13] Sun Q, Lin F, Yan W, et al. Estimation of the hydrophobicity of a composite insulator based on an improved probabilistic neural network[J]. *Energies*, 2018, 11(9): 2459.
- [14] He C, Xing J, Li J, et al. A new wavelet thresholding function based on hyperbolic tangent function[J]. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015: 10.
- [15] Zhang J, Zhu Q, Song L. Self-adaptive hierarchical threshold denoising based on parametric construction of fixed-length tight-supported biorthogonal wavelets[J]. *Traitement du Signal*, 2019, 36(2): 177-184.
- [16] Gong J, Chen M Y. Image feature location method based on improved wavelet and variable threshold segmentation in internet of things[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2022, 27: 563-575.
- [17] Srinivas M, Patnaik L M. Genetic algorithms: a survey[J]. *computer*, 1994, 27(6): 17-26.
- [18] Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. Ant colony optimization: Artificial ants as a computational intelligence technique[J]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 2006, 1(4): 28-39.
- [19] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39: 459-471.
- [20] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]//MHS'95. Proceedings of the sixth international symposium on micro machine and human science. [S.l.]: IEEE, 1995: 39-43.
- [21] 曹旭宁, 陈思泽, 俞杰, 等. 基于粒子群优化的自适应对比度增强算法在中子照相中的应用[J]. *核技术*, 2021, 44(7): 69-77.
Cao Xuning, Chen Size, Yu jie, et al. Application of adaptive contrast enhancement algorithm based on particle swarm optimization in neutron radiography[J]. *Nuclear Techniques*, 2021, 44(7): 69-77(in Chinese).
- [22] 金炜, 魏彪, 潘英俊, 等. 一种新颖的 Contourlet 域中子辐射图像降噪方法(英文)[J]. *光子学报*, 2006(5): 760-765.
Jin Wei, Wei Biao, Pan Yingjun, et al. A novel method of neutron radiography image denoising using contourlet transform[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2006(5): 760-765 (in Chinese).
- [23] 孙艳梅. 基于正则化方法的中子图像复原算法研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2017.
- [24] 赵韦静. BM3D frames 和方差稳定化变换在中子图像复原中的应用研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2017.
- [25] 刘娜. 基于 PPB 加权最大似然估计和方差稳定化的中子图像去噪方法研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2018.
- [26] Li W, Zhong K. Application of improved particle swarm optimization algorithm in solving camera extrinsic parameters[J]. *Journal of Modern Optics*, 2019, 66(18): 1827-1835.
- [27] 朱琴跃, 戴维, 谭喜堂, 等. 基于粒子群算法的牵引逆变器多目标优化控制策略[J]. *同济大学学报(自然科学版)*, 2020, 48(2): 287-295.
Zhu Qinyue, Dai Wei, Tan Xitang, et al. Multi-objective optimization control strategy of traction inverter based on particle swarm algorithm[J]. *Journal of Tongji University(Natural Science)*, 2020, 48(2): 287-295(in Chinese).
- [28] 李玉娟. 基于改进粒子群算法的深度学习超参数优化方法[J]. *信息通信*, 2020, 1: 52-53.
LI Yujuan. Deep learning hyperparameter optimization method based on improved particle swarm optimization[J]. *Changjiang Information & Communications*, 2020, 1: 52-53(in Chinese).
- [29] Yan Z, Chen G, Xu W, et al. Study of an image autofocus method based on power threshold function wavelet reconstruction and a quality evaluation algorithm[J]. *Applied optics*, 2018, 57(33): 9714-9721.

- [30] Meng Z, Zhang G, Pan Z, et al. A sparse measurement matrix based method for feature enhancement of bearing fault signal[J]. *Applied Acoustics*, 2021, 177: 107903.
- [31] 王普, 李天焱, 高学金, 等. 分层自适应小波阈值轴承故障信号降噪方法[J]. *振动工程学报*, 2019, 32(3): 548-556.
Wang Pu, Li Tianyao, Gao Xuejin, et al. Bearing fault signal denoising method of hierarchical adaptive wavelet threshold function[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2019, 32(3): 548-556(in Chinese).
- [32] Shao L, Zhang L, Li S, et al. Design and quantitative analysis of cancer detection system based on fluorescence immune analysis[J]. *Journal of Healthcare Engineering*, 2019: 9.
- [33] Xie B, Xiong Z, Wang Z, et al. Gamma spectrum denoising method based on improved wavelet threshold[J]. *Nuclear Engineering and Technology*, 2020, 52(8): 1771-1776.
- [34] 谢丽娟, 路锋, 王旭, 等. 一种用于信号去噪的小波阈值去噪算法[J]. *国外电子测量技术*, 2020, 39(4): 32-36.
Xie Lijuan, Lu Feng, Wang Xu, et al. Wavelet threshold denoising algorithm for signal denoising[J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2020, 39(4): 32-36(in Chinese).
- [35] 刘星洁, 侯娟, 任秀敏. 一种小波改进算法电力设备红外图像去噪方法[J]. *山东工业技术*, 2018(1): 112-112.
Liu Xingjie, Hou Juan, Ren Xiumin. An improved wavelet algorithm for infrared image denoising of power equipment[J]. *Journal of Shandong Industrial Technology*, 2018(1): 112-112(in Chinese).
- [36] 陆蓉, 王直. 改进小波阈值算法在染液浓度检测中的去噪研究[J]. *计算机与数字工程*, 2022, 50(1): 40-44, 79.
Lu Rong, Wang Zhi. Research on denoising of improved wavelet threshold algorithm in dye concentration detection[J]. *Computer & Digital Engineering*, 2022, 50(1): 40-44, 79(in Chinese).
- [37] Tan H L, Li Z, Tan Y H, et al. A perceptually relevant MSE-based image quality metric[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2013, 22(11): 4447-4459.
- [38] Shen Y, Han B, Braverman E. Adaptive frame-based color image denoising[J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2016, 41(1): 54-74.
- [39] 杨华. 基于稀疏主成分分析的图像噪声估计方法[J]. *液晶与显示*, 2019, 34(9): 913-920.
Yang Hua. Image noise estimation method based on sparse principal component analysis[J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2019, 34(9): 913-920 (in Chinese).
- [40] 郑加苏. 基于图像信息熵的无参考图像质量评估算法的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2015.