

基于改进各向异性扩散的图像去噪算法<sup>\*</sup>张心如<sup>1,2</sup> 周先春<sup>3</sup> 汪志飞<sup>1</sup> 王文艳<sup>3</sup> 杨传兵<sup>3</sup>

(1.南京信息工程大学电子与信息工程学院 南京 210044; 2.南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心 南京 210044; 3.南京信息工程大学人工智能学院 南京 210044)

**摘要:** 针对纹理等细节信息丢失和图像边缘退化的问题,本文提出了一种基于 $l_2$ 范数的改进各向异性扩散模型。本文首先将PM模型和LCC模型相结合,根据图像梯度的变化,构建局部图像梯度模值与扩散强度之间的关系,不同的梯度模值选择不同的扩散函数;然后利用 $l_2$ 范数确定扩散函数中的梯度阈值,进一步提高去噪模型的泛化能力。实验结果表明,该模型不仅可以解决传统PM模型存在的孤立点问题,而且能够有效地保护图像边缘特征和轮廓结构的完整性,与原始算法相比图像信噪比提升了1.47~1.57 dB,结构相似度提高了17%,在保证去噪效果的同时提高了去噪效率。

**关键词:** 各向异性扩散;PM模型;扩散函数; $l_2$ 范数

**中图分类号:** TP751.1;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## An improved anisotropic diffusion algorithm for the research of image denoising

Zhang Xinru<sup>1,2</sup> Zhou Xianchun<sup>3</sup> Wang Zhifei<sup>1</sup> Wang Wenyan<sup>3</sup> Yang Chuanbing<sup>3</sup>

(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China; 3. School of Artificial Intelligence, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

**Abstract:** In order to solve the problem of texture loss and image edge degradation, an improved anisotropic diffusion model is proposed in this paper. Firstly, the PM model and LCC model are combined. According to the changes of image gradient, the relationship between the gradient modulus of local image and the diffusion intensity is constructed. Different gradient modulus values are selected for different diffusion functions. Then, the  $l_2$ -norm is used to determine the gradient threshold in the diffusion function, which further improves the generalization ability of the proposed model. Experimental results show that this model can not only solve the problem of outliers existing in the traditional PM model, but also effectively protect the integrity of image edge features and contour structure. Compared with the original algorithm, the image signal-to-noise ratio is improved by 1.47~1.57 dB, and the structural similarity is improved by 17%, the denoising efficiency is improved while ensuring the denoising effect.

**Keywords:** anisotropic diffusion; PM model; diffusion function;  $l_2$ -norm

## 0 引言

近年来,数字图像处理技术已经成为一个热门话题,涉及日常生活的方方面面,如仪器仪表检测<sup>[1]</sup>、缺陷测试<sup>[2]</sup>、微纳器件边缘检测<sup>[3]</sup>等领域。但是由于受到电子设备自身的限制和外界环境的影响,图像中常存在多种不同类型的

噪声。因此越来越多的研究人员对如何提高图像的质量、去除不必要的干扰信号展开研究,图像去噪成为一项热门且关键的技术<sup>[4-9]</sup>。

1990年,Perona和Malik将热传导方程应用到非线性领域,并提出了一种非线性扩散方程,即经典的PM方程,此模型极大地促进了非线性扩散方程的研究和应用<sup>[10]</sup>。

收稿日期:2022-03-24

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(11202106,61302188)、江苏省“信息与通信工程”优势学科建设项目、江苏高校品牌专业建设工程资助项目、国家级大学生创新创业训练计划项目(202110300057)资助

但是 PM 模型中存在诸多缺陷,比如保护边缘和细节纹理信息效果不好、去噪不彻底。针对此类问题,研究者们提出了很多改进算法<sup>[11-15]</sup>。冷成财在充分分析 PM 模型的基础上,提出了一种新的扩散模型—LCC 模型。洪志强等将 LCC 模型与 PM 模型相结合,提出了一种新的复合扩散模型—ZW 模型,通过梯度控制扩散函数的选择,一定程度上提升了对图像边缘的保护能力,但是性能提升不大,仍存在较为明显的边缘模糊现象。吴龙华等提出了一种结合局部方差信息的各向异性扩散图像去噪算法,通过局部方差信息调整参数将 LCC 扩散函数与梯度信息 PM 扩散函数相结合,综合利用图像局部方差描述的局部区域信息和梯度信息,但是并未对扩散函数中的梯度阈值进行研究,始终是预设的常量,这样不利于某些区域图像信息和边缘的保留。周先春等<sup>[16]</sup>提出了一种拟合扩散的自适应阈值图像去噪算法,在拟合扩散函数的基础上对阈值函数进行自适应设计和改进,使其根据图像最大灰度值和迭代次数自动控制阈值,进一步保留图像边缘和细节特征。针对纹理等细节信息丢失和图像边缘退化的问题,基于传统的各向异性扩散 PM 模型及其改进后的 LCC 模型,本文提出了一种基于  $l_2$  范数的改进各向异性图像去噪算法。本文所提算法一改传统各向异性扩散模型常采取单一扩散函数这一问题,将传统的 PM 模型和 LCC 模型相结合,用 4 个方向的梯度差分来表示梯度模值,构建局部图像梯度模值与扩散强度之间的关系,在梯度模值较小即平坦区域选取扩散强度较大的扩散函数,在梯度模值较大即边缘区域选取扩散强度较小的扩散函数,从而达到保边缘、强去噪的效果。然后利用  $l_2$  范数对扩散函数中的梯度阈值进行估计,进一步提高本文模型的去噪泛化性能。

### 1 各向异性扩散模型及分析

#### 1.1 PM 模型及其去噪原理

经典的非线性 PM 模型根据图像梯度模值自适应扩散,其迭代公式为:

$$\begin{cases} \frac{\partial u}{\partial t} = \text{div}[g(|\nabla u|)\nabla u] \\ u(x, y, t) |_{t=0} = u_0(x, y) \\ t \in (0, T) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $\nabla u = [u_x u_y]$  为图像梯度,梯度模值表示为  $|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$ ;  $u_x, u_y$  为  $u(x, y, t)$  的一阶偏导数;  $u_0(x, y)$  表示初次迭代图像,即噪声图像;  $\text{div}$  为散度算子;  $g(|\nabla u|)$  为扩散系数函数,控制图像扩散速度。在图像平坦区域,  $|\nabla u| \rightarrow 0, g(|\nabla u|) = 1$  有最大值,扩散速度最快,类似于各向同性扩散,强去噪;在图像边缘区域,  $|\nabla u| \rightarrow \infty, g(|\nabla u|) \rightarrow 0$ , 图像停止扩散,类似于各向异性扩散,保边缘。基于以上分析,Perona 和 Mailk 在所研究出的模型内推导得出了以下两种扩散系数:

$$g_1(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + (|\nabla u|/k)^2} \quad (2)$$

$$g_2(|\nabla u|) = e^{-(|\nabla u|/k)^2} \quad (3)$$

式中:  $k$  为梯度阈值。

PM 模型扩散的离散形式为:

$$u_{n+1} = u_n + \Delta t \text{div}[g(|\nabla u|)\nabla u] = u_n + \Delta t g(|\nabla u|) |\nabla u| \quad (4)$$

式中:  $\Delta t$  为时间步长,其范围大小为  $0.05 \leq \Delta t \leq 0.25$ ,  $\nabla u$  用有限差分法表示为:

$$\begin{cases} \nabla_N u_{i,j} = u_{i-1,j} - u_{i,j}, \\ \nabla_S u_{i,j} = u_{i+1,j} - u_{i,j}, \\ \nabla_E u_{i,j} = u_{i,j+1} - u_{i,j}, \\ \nabla_W u_{i,j} = u_{i,j-1} - u_{i,j}, \end{cases} \quad (5)$$

且有:

$$g(|\nabla u|) |\nabla u| = g(|\nabla_N u_{i,j}|) |\nabla_N u_{i,j}| + g(|\nabla_S u_{i,j}|) |\nabla_S u_{i,j}| + g(|\nabla_W u_{i,j}|) |\nabla_W u_{i,j}| + g(|\nabla_E u_{i,j}|) |\nabla_E u_{i,j}| \quad (6)$$

#### 1.2 LCC 模型

作为各向异性扩散领域重要的去噪算法,近年来许多研究人员都对 PM 模型进行改进,试图解决 PM 模型存在的部分缺陷<sup>[17-20]</sup>。冷成财在充分分析 PM 模型的基础上,提出了一种新的扩散模型,其扩散函数表示如式(7)所示。

$$g(|\nabla u|) = \frac{1}{\ln(e + (|\nabla u|/k)^2)} \quad (7)$$

相比于传统的两种扩散函数,LCC 模型中扩散函数的扩散强度更大,对于梯度模值较小即图像平坦区域的去噪效果更好,而且迭代次数也相对减少,在保护图像边缘的同时,提高了去噪效率。

### 2 改进的各向异性扩散算法

#### 2.1 扩散函数的选择

以  $g_1(|\nabla u|) = \frac{1}{1 + (|\nabla u|/k)^2}$  为例,随着梯度模值的变化,其扩散强度的变化曲线如图 1 所示。

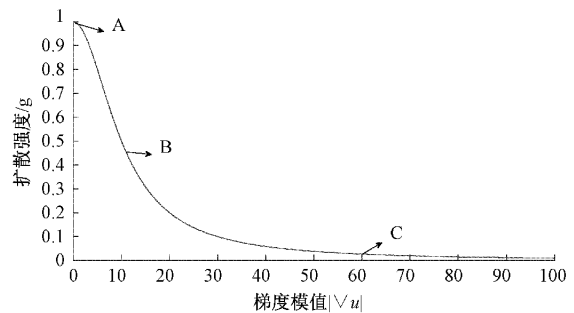


图 1 扩散强度随着梯度模值的变化曲线

通常来说,A 对应的是图像的平坦区域,需要加强去噪处理;点 B 附近对应的是图像的纹理区域;点 C 对应的是图像的边缘区域,需减小去噪的强度,保留边缘信息。

PM 模型  $g_1$  扩散函数和 LCC 模型扩散函数图像如图 2 所示。

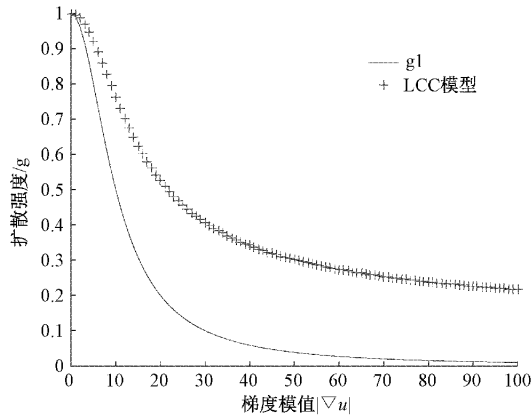


图 2 LCC 模型和 PM 模型  $g_1$  扩散函数随着梯度模值的变化曲线

观察比较图 2 的曲线, LCC 模型扩散函数扩散强度始终高于  $g_1$  扩散函数, 扩散强度大, 有利于图像噪声的去除。对于梯度模值较小即图像平坦区域的噪声去除效果显著; 但是对于梯度模值较大即图像边缘区域的噪声去除, 会出现“过平滑”现象, 不利于边缘细节信息的保护。当  $|\nabla u| > 40$  时, 随着梯度模值的增加,  $g_1$  扩散函数的扩散强度趋于 0, 在边缘区域减少扩散强度, 有利于对图像边缘的保护。综上所述, LCC 模型可以有效地去除噪声, 但不能很好地保留边缘信息;  $g_1$  作为扩散函数可以很好的保留图像边缘信息, 但是去噪强度不够高, 去噪不彻底。根据扩散函数的选取原则, 选择 LCC 模型函数  $\frac{1}{\ln(e + (|\nabla u|/k)^2)}$  和经典 PM 模型函数  $\frac{1}{1 + (|\nabla u|/k)^2}$  作为本文中改进的各向异性扩散模型函数。

## 2.2 改进后的扩散模型

在各向异性扩散模型的研究进程中, 部分研究者采用的扩散函数是单一的, 对图像中梯度的变化特征考虑不周, 导致不能准确识别平坦区域和边缘区域, 易出现平坦区域去噪不完全或边缘区域“过平滑”现象, 从而导致边缘模糊等问题。因此, 针对这一问题, 本文根据扩散函数的扩散强度大小, 结合图像梯度的变化情况, 构建局部图像梯度模值与扩散强度之间的关系, 不同的梯度模值选择不同的扩散函数, 提出了一种改进的各向异性扩散模型—NEW 模型, 该模型中扩散函数如式(8)所示。

$$g(x) = \begin{cases} \frac{1}{1 + (|\nabla u|/k)^2}, & |\nabla u| \geq 40 \\ \frac{1}{\ln(e + (|\nabla u|/k)^2)}, & |\nabla u| < 40 \end{cases} \quad (8)$$

其中, 用 4 个方向的梯度差分  $\nabla_N, \nabla_S, \nabla_E, \nabla_W$  表示梯度模值  $|\nabla u|$ , 具体表达形式如式(9)所示。

$$|\nabla u| = \sqrt{\nabla_N^2 + \nabla_S^2 + \nabla_E^2 + \nabla_W^2} \quad (9)$$

## 2.3 梯度阈值的估计

在图像去噪过程中, 梯度阈值  $k$  的确定对于有效区分图像边缘区域和平坦区域非常重要。阈值过小时, 去噪效果不足, 不能完全去除图像噪声; 阈值过大时, 边缘会出现“过平滑”现象, 不利于边缘保护。

$l_2$  范数通常会被用做优化目标函数的正则化项, 防止模型为了迎合训练集而过于复杂以至于造成过拟合的情况, 从而提高模型的泛化能力。根据  $l_2$  范数的这一优点, 本文利用  $l_2$  范数对梯度阈值进行估计, 从而更好地适配不同的图像, 提高模型去噪泛化性能。

通过采用  $l_1, l_2, l_p$  范数确定梯度阈值, 对标准的 Lena 图像进行去噪试验, 去噪后的效果如图 3 所示, 图像信噪比 (signal to noise ratio, SNR)、结构相似度 (structural similarity, SSIM) 数值对比如表 1 所示。



图 3 不同范数处理后的效果图

表 1 不同范数处理后的数值对比

范数	加噪	$l_1$ 范数	$l_2$ 范数	$l_p$ 范数
SNR/dB	6.58	5.85	<b>9.10</b>	5.84
SSIM	0.38	0.55	<b>0.61</b>	0.55

图像信噪比是一种基于整体图像的用来衡量误差大小的指标, 其值越大, 表示图像失真越小, 去噪性能越好, 具体表达形式如式(10)、(11)所示。

$$\text{SNR} = 10 \times \lg(\text{PSNR}) \quad (10)$$

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_0(i, j) - I(i, j))^2 \quad (11)$$

其中,  $M \times N$  表示图像的分辨率,  $I_0(i, j)$  表示原始图像,  $I(i, j)$  表示经过去噪处理之后的图像。

结构相似度是一种用于比较两幅图像结构信息是否相



似的指标,它的取值范围在-1~1,其值越接近 1,表示两幅图像越相似,具体表达形式如式(12)所示。

$$SSIM(I_1, I_2) = \frac{(2\mu_{I_1}\mu_{I_2} + c_1)(2\sigma_{I_1 I_2} + c_2)}{(\mu_{I_1}^2 + \mu_{I_2}^2 + c_1)(\sigma_{I_1}^2 + \sigma_{I_2}^2 + c_2)} \quad (12)$$

其中,  $\mu_{I_1}, \mu_{I_2}$  分别表示图像  $I_1, I_2$  的平均值。 $c_1, c_2$  为常数,用来避免出现分母为零的“病态”情况。 $\sigma_{I_1}^2, \sigma_{I_2}^2$  表示图像  $I_1, I_2$  的方差,  $\sigma_{I_1 I_2}$  表示图像  $I_1$  和  $I_2$  之间的协方差。

由图 3 可以观察得出,相比于  $l_1$  和  $l_p$  范数,利用  $l_2$  范数的去噪模型并未出现明显的模糊情况,由表 1 仿真所得数值不难发现,  $l_2$  范数去噪处理后的图像信噪比优于其他两种 3~4 dB,结构相似度提升了 9%。

### 2.4 迭代次数的确定

在去噪的具体过程中,随着迭代次数的增加,高频的噪声会相应增加,影响抑制噪声的效果,过快的收敛速度会遗留部分噪声,去噪效果不是很好。因此,迭代次数的恰当选择在去噪过程中对于性能的优化意义重大。不同迭代次数情况下的去噪效果如图 4 所示,图像信噪比、结构相似度数值分析对比如表 2 所示。



图 4 不同迭代次数下的效果图

表 2 不同迭代次数下的数值对比

迭代次数	加噪	100	200	250	300
SNR/dB	6.54	10.07	<b>9.08</b>	8.09	7.15
SSIM	0.38	0.55	<b>0.61</b>	0.59	0.57

观察图 4 不难发现,迭代次数过小,去噪不完全,去噪效果图存在孤立点;迭代次数过大,去噪效果图模糊,出现了“过平滑”现象。对比 SNR 和 SSIM 可以得出,迭代次数为 200 时,图像信噪比和结构相似度的综合数值最优,且去噪效果最好、效果图最清晰,因此在本文模型中算法迭代次数确定为 200 次。

### 3 实验结果与分析

为了验证本文模型的有效性和合理性,如图 5 所示,选取大小为  $256 \times 256$  像素的 3 幅灰度图像作为测试图像,在加入不同方差大小的高斯噪声的情况下,将本文所提出的 NEW 模型与 PM 模型、LCC 模型和 ZW 模型的去噪效果进行比较,进一步验证本文改进扩散函数的有效性。采用图像信噪比、结构相似度来度量去噪处理后的图像质量,再结合计算时间  $t$  综合分析模型的去噪效率,实验平台的硬件环境为双核处理器,2 G 内存,操作系统为 Windows10,编程环境采用 Matlab R2016a。

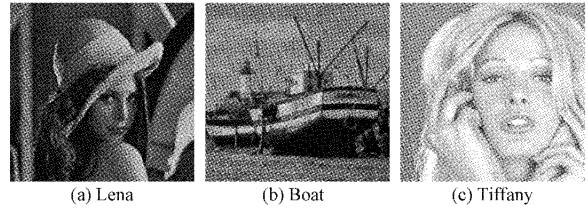


图 5 原始图像

#### 3.1 实验定性分析

运用 PM、LCC、ZW 以及 NEW 模型,对加噪后的 3 幅图像进行去噪处理。将时间步长设置为 0.02,迭代次数设置为 200 次。不同模型经过去噪处理后,得到的效果图如图 6~8 所示。

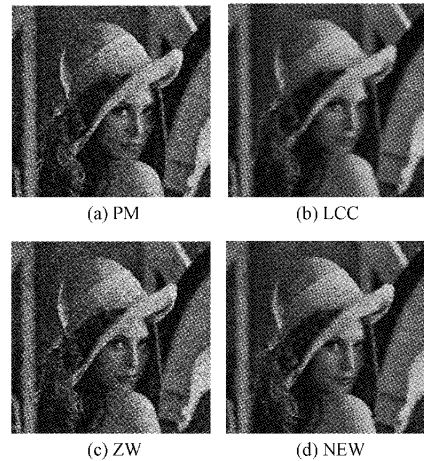


图 6 Lena 图使用 4 种模型算法去噪后图像

综合分析 3 幅图像使用 4 种模型算法去噪后的效果对比图,从整体角度看,以上 4 种模型图像去噪效果 NEW 模型最优,LCC 模型、ZW 模型次之,PM 模型效果最差。PM

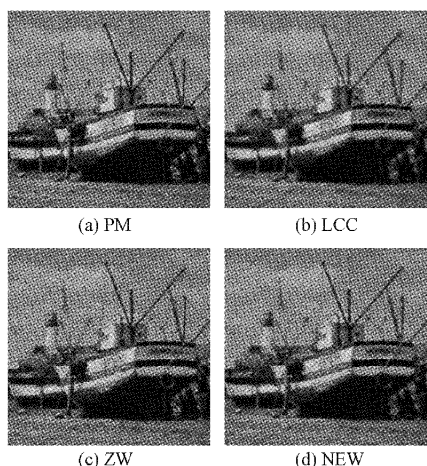


图 7 Boat 图使用 4 种模型算法去噪后图像

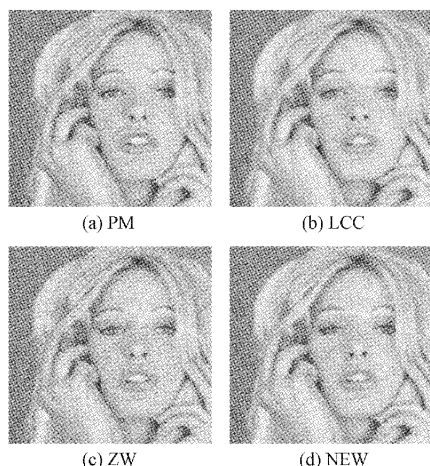


图 8 Tiffany 图使用 4 种模型算法去噪后图像

模型去噪不彻底且对于边缘的保护效果也不好;LCC 模型去噪效果图出现了明显的“过平滑”现象,图像模糊,清晰度低;ZW 模型去噪不彻底,仍存在孤立点;NEW 模型并未出现明显的孤立点现象,且图像清晰度高。以 Lena 图像为研究对象,通过放大的形式截取部分图像进行去噪效果、边缘保护效果和细节保持效果三方面的对比分析。

#### 1) 去噪效果对比

通过截取帽檐以上的局部图进行 4 种模型的去噪效果对比,去噪效果对比如图 9 所示。

观察图 9 不难发现:PM 模型和 ZW 模型的去噪效果图中出现大量孤立点,去噪不彻底;LCC 模型的去噪效果图,虽然解决了去噪处理后的孤立点问题,但是图像模糊,清晰度低,存在“过平滑”现象。仔细观察可以看出,NEW 模型处理后的效果图并未出现明显孤立点和图像模糊的情况,清晰度明显高于其他模型,去噪效果良好。

#### 2) 边缘保持效果对比

图 10 是通过截取眼睛的局部图像,运用 4 种模型分别对其进行去噪处理,进行边缘保持效果对比。

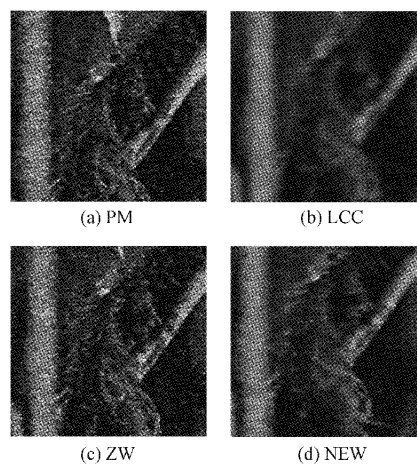


图 9 帽檐的局部放大效果对比图

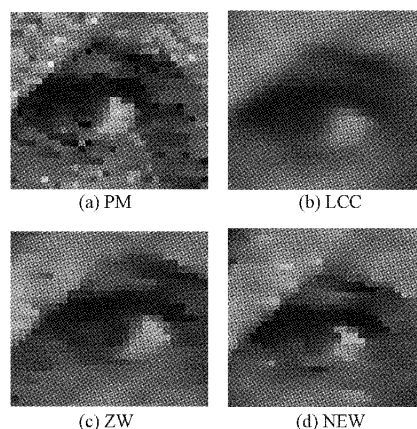


图 10 眼睛的局部放大效果对比图

仔细观察眼睛的局部放大效果图,PM 模型的黑白眼球边界较为模糊,产生了明显的“锯齿现象”,边缘保护能力较差;LCC 模型并未出现“锯齿现象”,但是边界模糊、清晰度不足;ZW 模型存在轻微“锯齿现象”。反观本文提出的 NEW 模型去噪效果,并未出现明显的模糊情况和“锯齿现象”,眼睛边缘轮廓清晰,相对来说,具有较好的边缘保持效果。

#### 3) 细节保持效果对比

图 11 是通过截取头发细节的局部图像,分析对比 4 种模型对图像去噪后的细节保留效果。

分析图 11 可以得,PM 模型去噪效果图出现大量孤立点,去噪不完全,细节保持能力较差;LCC 模型处理图虽然可以看出基本的头发轮廓,但是清晰度低、细节模糊;ZW 模型的头发部分存在大量孤立点且中间部分清晰度低、存在图像模糊的问题。与其他 3 种模型相比,NEW 模型细节保持效果更优。

### 3.2 实验定量分析

表 3~5 分别给出了 Lena、Boat 和 Tiffany 图像在加入均值为 0、方差为 20、25、30 和 35 的高斯噪声后,采用 PM 模型、LCC 模型、ZW 模型和本文所提出的 NEW 模型进行



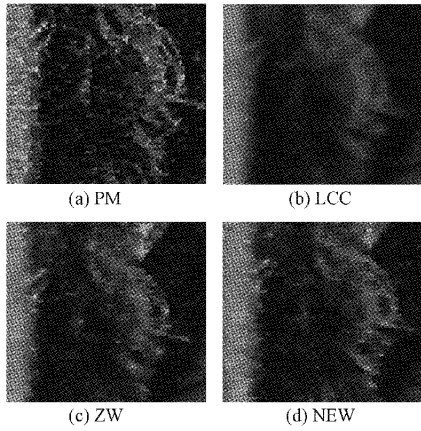


图 11 头发细节的局部放大效果对比图

去噪处理的结果。将时间步长设置为 0.02,迭代次数设置

为 200。运用图像信噪比和结构相似度对去噪图像进行定量评价,并结合计算时间  $t$  综合分析去噪模型性能。通过分析表 3~5 可以得出,相比于其他 3 种模型,NEW 模型对图像进行去噪处理后的图像信噪比和结构相似度的数值均有所提升。以表 3 为例,使用 4 种模型对 Lena 图进行去噪处理,经过 NEW 模型处理后的图像信噪比提高了 1.47~1.57 dB,结构相似度提高了 17%,因此 NEW 模型去噪效果更好。虽然 NEW 模型的计算时间不是最短的,但是相较于计算时间最短的 PM 模型,NEW 模型的计算时间仅为 PM 模型的 1.4 倍,与 LCC 模型的计算时间接近,且明显优于 ZW 模型。结合 SNR、SSIM 以及计算时间的数值对比分析,不难发现,在保证基本去噪效果的同时,NEW 模型需要更少的计算时间,因此 NEW 模型的去噪性能最好、效率最高。

表 3 Lena 图使用 4 种模型算法去噪效果对比

方差 $\sigma$	SNR/dB				SSIM				计算时间 $t/s$			
	PM	LCC	ZW	NEW	PM	LCC	ZW	NEW	PM	LCC	ZW	NEW
20	9.59	7.18	9.49	<b>9.12</b>	0.55	0.61	0.56	<b>0.66</b>	1.32	1.92	2.56	<b>2.04</b>
25	8.04	7.18	7.98	<b>9.13</b>	0.44	0.59	0.44	<b>0.62</b>	1.55	2.31	2.95	<b>2.27</b>
30	6.42	7.17	6.35	<b>8.73</b>	0.36	0.58	0.36	<b>0.55</b>	1.41	2.01	2.65	<b>2.28</b>
35	4.99	7.14	5.04	<b>7.93</b>	0.31	0.56	0.31	<b>0.46</b>	1.74	2.07	2.92	<b>2.15</b>
均值	7.26	7.16	7.21	<b>8.73</b>	0.41	0.58	0.41	<b>0.58</b>	1.51	2.08	2.77	<b>2.18</b>

表 4 Boat 图使用 4 种模型算法去噪效果对比

方差 $\sigma$	SNR/dB				SSIM				计算时间 $t/s$			
	PM	LCC	ZW	NEW	PM	LCC	ZW	NEW	PM	LCC	ZW	NEW
20	10.66	10.04	10.71	<b>12.03</b>	0.72	0.74	0.71	<b>0.79</b>	6.86	9.94	13.07	<b>11.67</b>
25	8.52	10.03	8.57	<b>11.35</b>	0.65	0.73	0.64	<b>0.74</b>	7.08	10.73	13.41	<b>11.78</b>
30	6.69	9.93	6.75	<b>10.08</b>	0.59	0.70	0.58	<b>0.67</b>	7.30	10.30	12.26	<b>11.11</b>
35	5.20	9.81	5.25	<b>8.50</b>	0.53	0.68	0.53	<b>0.61</b>	6.83	12.20	13.38	<b>11.59</b>
均值	7.76	9.95	7.82	<b>10.49</b>	0.62	0.71	0.61	<b>0.71</b>	7.02	10.80	13.03	<b>11.50</b>

表 5 Tiffany 图使用 4 种模型算法去噪效果对比

方差 $\sigma$	SNR/dB				SSIM				计算时间 $t/s$			
	PM	LCC	ZW	NEW	PM	LCC	ZW	NEW	PM	LCC	ZW	NEW
20	6.39	4.61	6.31	<b>5.70</b>	0.78	0.77	0.78	<b>0.78</b>	6.21	10.14	12.54	<b>11.49</b>
25	6.14	4.49	6.00	<b>5.65</b>	0.74	0.76	0.74	<b>0.76</b>	6.22	10.20	12.78	<b>11.23</b>
30	5.21	4.33	5.17	<b>5.50</b>	0.67	0.73	0.67	<b>0.74</b>	6.55	9.81	12.59	<b>11.19</b>
35	3.81	4.15	3.71	<b>5.12</b>	0.59	0.72	0.58	<b>0.71</b>	6.58	11.41	12.94	<b>11.34</b>
均值	5.38	4.39	5.29	<b>5.49</b>	0.69	0.74	0.69	<b>0.75</b>	6.39	10.39	12.71	<b>11.31</b>

### 4 结 论

本文针对传统各向异性扩散去噪模型在图像处理过程中的不足,提出了一种基于  $l_2$  范数的新的复合模型。该模型将传统的 PM 模型和 LCC 模型结合,用 4 个方向的梯

度差分表示梯度模值,构建局部图像梯度模值与扩散强度之间的关系,不同的梯度模值选择不同的扩散函数,从而达到保边缘、强去噪的效果。利用  $l_2$  范数对扩散函数中的梯度阈值进行估计,进一步提高了所提算法的去噪泛化性能。实验结果表明,对含有不同方差高斯噪声的图像进行

去噪处理,与 PM 模型、LCC 模型和 ZW 模型相比,经本文所提出的 NEW 模型处理后的图像信噪比提升了 1.47~1.57 dB,结构相似度提升了 17%,在边缘保护和细节信息保留方面也具有更好的效果,图像清晰度更高;结合计算时间进一步分析得出,NEW 模型去噪效率最高,因此本文所提出的新模型去噪效果更好,效率更高。

### 参考文献

- [1] 胡志刚,颜蓉,朱军,等.基于图像处理技术的激光断面检测仪校准装置[J].精密制造与自动化,2021(4):20-21.
- [2] 陈仁祥,詹赞,胡小林,等.基于多注意力 Faster RCNN 的噪声干扰下印刷电路板缺陷检测[J].仪器仪表学报,2021,42(12):167-174.
- [3] 付伟伟,黄坤.基于微纳器件的全光图像处理技术及应用[J].红外与激光工程,2020,49(9):174-187.
- [4] 殷明,刘卫.基于非高斯分布的四元数小波图像去噪[J].电子测量与仪器学报,2012,26(4):338-343.
- [5] 杨昆,杜瑀,钱武侠,等.基于多尺度上下文信息融合的条件生成对抗神经网络用于低剂量 PET 图像去噪[J].电子测量技术,2021,44(7):74-81.
- [6] 王延年,李雄飞.基于深度密连网络的自然图像去噪算法[J].国外电子测量技术,2021,40(3):23-27.
- [7] ZHOU L Y, ZHANG T. Image denoising based on mixed total variation regularization with decision-making scheme [J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(2):1-15.
- [8] YANG J H, ZHAO X L, MEI J J, et al. Total variation and high-order total variation adaptive model for restoring blurred images with Cauchy noise[J]. Computers & Mathematics with Applications, 2019, 77(5):1255-1272.
- [9] 唐超,左文涛,李小飞.结合修剪均值与高斯加权中值滤波的图像去噪算法[J].计算机工程,2021,47(9):210-216.
- [10] 殷素雅,唐泉.基于偏微分方程的自适应图像去噪模型[J].科技通报,2021,37(4):83-87.
- [11] 张雪.改进的 P-M 去噪模型[J].电脑知识与技术,2018,14(8):185-188.
- [12] 陈家益,战荫伟,曹会英,等.消除椒盐噪声的基于纹理特征的决策滤波[J].电子测量与仪器学报,2019,33(3):126-135.
- [13] 王洪雁,王拓,潘勉,等.基于伽马范数最小化的图像去噪算法[J].通信学报,2020,41(10):222-230.
- [14] ZHANG Y, ZHANG M L, JIANG Z H, et al. Low illumination image enhancement algorithm based on improved lip algorithm [J]. Journal of electronic measurement and instruments, 2019, 33 (11): 147-154.
- [15] 范新南,严炜,史朋飞,等.PCNN 简化模型结合快速自适应双边滤波的裂缝图像去噪算法[J].国外电子测量技术,2021,40(5):8-13.
- [16] 周先春,张浩瑀,吴婷,等.拟合扩散的自适应图像去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2020,34(2):97-106.
- [17] 王军锋,贺亚茹.改进的自适应四阶偏微分方程的图像恢复算法[J].计算机技术与发展,2018,28(3):118-121.
- [18] 陈鹏,张建伟.结合核函数与非线性偏微分方程的图像去噪方法[J].计算机科学,2018,45(11):278-282.
- [19] 周先春,伍子锴,石兰芳.小波包与偏微分方程相结合的图像去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2018,32(7):61-67.
- [20] 陈波,鄢爱兰.改进型多项式匹配图像去噪算法的研究与应用[J].电子测量与仪器学报,2021,35(4):177-186.

### 作者简介

张心如,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理。

E-mail: zhangxinru0901@163.com

周先春(通信作者),博士,副教授,主要研究方向为信号与信息处理和图像处理。

E-mail: zhouxc2008@163.com