

焦晨光, 张小波. 一种改进的基于结构相似性的非局部均值图像去噪算法[J]. 智能计算机与应用, 2025, 15(2): 17-23.
DOI:10.20169/j.issn.2095-2163.24091202

一种改进的基于结构相似性的非局部均值图像去噪算法

焦晨光, 张小波

(西安石油大学 计算机学院, 西安 710065)

摘要: 非局部均值滤波(NLM)使用像素邻域的加权平均进行图像去噪,但使用加权欧式距离测量像素邻域的相似程度有一定的局限性和不准确性。为了提高非局部均值算法的去噪效果,本文提出了一种改进的基于结构相似性的非局部均值图像去噪算法。该算法将图像质量评价指标结构相似性(SSIM)引入到像素邻域相似性测量中,提高算法保留图像结构信息的能力;并基于预去噪图像进行像素调整,降低噪声和对对比度去噪任务的影响。实验结果表明,相较于传统非局部均值去噪算法和一些基于非局部均值的改进算法,本文提出的算法能够得到更好的图像去噪效果。

关键词: 图像去噪; 非局部均值滤波; 结构相似性; 预去噪; 像素调整

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-2163(2025)02-0017-07

Based on structural similarity improved non-local means image denoising algorithm

JIAO Chenguang, ZHANG Xiaobo

(School of Computer Science, Xi'an Shiyu University, Xi'an 710065, China)

Abstract: Non-local means filtering (NLM) uses the weighted average of pixel neighborhoods for image denoising, but using the weighted Euclidean distance to measure the similarity of pixel neighborhoods has some limitations and inaccuracies. In order to improve the denoising effect of the NLM algorithm, this paper proposes an improved NLM image denoising algorithm based on structural similarity. The algorithm introduces the image quality evaluation index structure similarity (SSIM) into the pixel neighborhood similarity measurement to improve the ability of the algorithm to retain the image structure information. The pixel adjustment based on the pre-denoised image can reduce the influence of noise and contrast on the denoising task. The experimental results show that compared with the traditional NLM algorithm and some improved algorithms based on NLM, the proposed algorithm can obtain better image denoising effect.

Key words: Image denoising; Non-local means filtering; structural similarity; pre-denoised; pixel adjustment

0 引言

图像去噪一直是图像处理领域中基础且重要的研究课题,研究者们提出了许多去噪方法,大致分为两类,传统去噪方法和神经网络方法^[1]。传统的图像去噪方法通过在图像的空间域或频率域应用去噪过程,如高斯滤波、非局部均值滤波、维纳滤波、小波阈值滤波等,或是在混合域进行去噪,如三维块匹配算法、双域滤波等。近年来,随着深度学习技术的应用,图像去噪采用了卷积神经网络等先进技术^[2]。

非局部均值(Non-Local Means, NLM)滤波是经典的滤波器去噪算法之一,该算法充分利用图像中

存在的大量冗余信息,全局地比较并整合图像中的像素点进行去噪,相比一些传统的局部滤波器,在去除噪声的同时更好地保留了图像的细节特征^[3]。为了获得更好的去噪效果,提出了一些改进的NLM算法,如Gan等^[4]结合Sobel边缘检测算子,提出了基于边缘检测的NLM算法;钟莹等^[5]通过图像块间的多尺度匹配来描述图像局部结构的相似性,提出了结构自适应块匹配的NLM算法;孙伟峰等^[6]利用残差图像信息,提出一种多级残差滤波的NLM算法;Frosio等^[7]结合近邻算法(NN),提出了统计最近邻(SNN)非局部均值去噪算法;Zhang^[8]研究各向异性扩散(PMAD)与NLM之间的关系,提出了维纳滤波

基金项目: 国家自然科学基金(61401383); 陕西省自然科学基金基础研究计划(2021JM-518)。

作者简介: 焦晨光(1994—),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

通信作者: 张小波(1979—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向:图像处理,机器学习,大数据分析。Email: zhangxiaobo419@126.com。

收稿日期: 2024-09-12

器中心权重(WFCW)非局部均值去噪算法。

传统 NLM 算法使用加权欧式距离测量图像块间的相似性,在一些图像纹理或边缘细节丰富的区域,相似性测量能力较弱,从而导致去噪后图像在边缘细节处模糊。为了解决该问题,可以采用结构相似性(Structural Similarity Index, SSIM)对相似性测量方式进行改进,提升 NLM 算法对图像结构纹理信息的保留^[9]。Rehman 等^[10]使用 NLM 算法进行预去噪;Zhang 等^[11]使用改进权重核的 NLM 算法进行预去噪,再使用预去噪图像计算 SSIM 指标,作为去噪权重进行二次去噪,但直接使用 SSIM 指标作为去噪权重,未考虑像素邻域的灰度相似性,去噪效果不够理想;Bruni 等^[12]使用含噪图像,通过扩展误差分析的方法计算 SSIM,改进相似性度量;易子麟等^[13]使用含噪图像计算 SSIM 并归一化,与加权欧式距离相结合作为去噪权重;祝严刚等^[14]使用含噪图像计算 SSIM,并结合 Turkey 型权值核函数得到新的去噪权重。这些方法直接通过含噪图像计算 SSIM,会得到不准确的结果,进而影响去噪效果。Dovganich 等^[15]基于 SSIM 提出了复合相似度(CMSC)并作为去噪权重;Shi 等^[16]在计算 SSIM 中添加方向结构信息,提出一种基于局部结构方向相似性(LSDS)的 NLM 算法;郭晨龙等^[17]使用 Sobel 算子进行梯度计算,提出一种梯度结构相似性(GSSIM)的 NLM 算法。这些方法使用方向结构或梯度信息对 SSIM 进行优化,都需要额外的计算成本。

本文在现有研究的基础上,提出一种改进的基于结构相似性的非局部均值去噪算法,该算法采用两步去噪框架。首先,使用块态 NLM 算法进行预去噪;其次,利用预去噪图像计算 SSIM 和加权欧式距离,获得准确的去噪权重,并基于预去噪图像进行像素调整,减少对比度和噪声产生的偏差;最后,采用块滤波的方式进行去噪任务。经实验验证,本文提出的算法在去除噪声的同时较好地保留了图像结构和纹理信息,有效提升了 NLM 算法的去噪效果。

1 基本原理

1.1 非局部均值滤波(NLM)

当一副图像仅被加性噪声退化时,图像退化模型可以表示如下:

$$v(x) = u(x) + n(x) \quad (1)$$

其中, $u(x)$ 、 $v(x)$ 分别表示原始图像和含噪图像; $n(x)$ 表示均值为 0、方差为 σ^2 的高斯白噪声。

NLM 算法通过度量图像邻域块的相似性,构造

去噪权重并进行加权平均,得到去噪后像素点的估计值:

$$\hat{u}(x) = \frac{1}{C(x)} \sum_{y \in I} w(x, y) v(y) \quad (2)$$

其中, I 表示整个图像; $w(x, y)$ 表示去噪权重; $C(x) = \sum_{y \in I} w(x, y)$ 是归一化参数。

去噪权重 $w(x, y)$ 取决于两个图像块灰度值矩阵之间的加权欧式距离,其表示如下:

$$w(x, y) = e^{-\frac{d(x, y)}{h}} \quad (3)$$

$$d(x, y) = \|v(N_x) - v(N_y)\|_{2, \alpha}^2 \quad (4)$$

其中, $\alpha > 0$ 为高斯核的标准差; N_x, N_y 表示以像素点 x, y 为中心的像素邻域; h 为滤波参数。

1.2 结构相似性(SSIM)

结构相似性(SSIM)是一种衡量两幅图像相似程度的指标,通常用作图像质量评价^[9]。结构相似性(SSIM)是基于人类视觉系统从视觉场景中提取结构信息的特点,通过测量图像结构的变化作为衡量图像保真度的指标,更符合人类视觉对图像质量的评价^[18]。

SSIM 测量系统由亮度 $l(x, y)$ 、对比度 $c(x, y)$ 、结构 $s(x, y)$ 对比函数组成,将这些模块组合形成 SSIM 指标,公式如下:

$$l(x, y) = \frac{2\mu_x \mu_y + C_1}{\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1} \quad (5)$$

$$c(x, y) = \frac{\sigma_x \sigma_y + C_2}{\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2} \quad (6)$$

$$s(x, y) = \frac{\sigma_{xy} + C_3}{\sigma_x \sigma_y + C_3} \quad (7)$$

其中, μ_x 和 μ_y 、 σ_x 和 σ_y 分别为 x 和 y 的均值和标准差, σ_{xy} 是 x 和 y 的协方差, C_1, C_2, C_3 为正稳定常数。

综上, SSIM 的测量函数,公式如下:

$$\text{SSIM}(x, y) = [l(x, y)]^\alpha [c(x, y)]^\beta [s(x, y)]^\gamma \quad (8)$$

其中, α, β, γ 表示不同要素在结构相似性模型中的相对重要性,在 $\alpha = \beta = \gamma = 1$ 及 $C_3 = C_2/2$ 时, SSIM 测量公式可以简化为下式:

$$\text{SSIM}(x, y) = \frac{(2\mu_x \mu_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (9)$$

2 本文算法

2.1 相似性测量方式

在 NLM 算法中,测量图像块间的相似程度采用加权欧式距离,这种测量方法在图像边缘或纹理信

息复杂的区域时,测量能力较弱,导致去噪后图像在边缘细节处的模糊。为了增强去噪算法保留图像结构纹理信息的能力,本文采用 SSIM 对相似性测量方式进行改进。由于 SSIM 对噪声敏感,在图像信噪比较低时,噪声会淹没图像的实际结构,导致 SSIM 倾向于与噪声模式相匹配的图像块而不能产生良好的结果^[10]。为了避免该问题,本文采用两步去噪框架,首先使用块态 NLM 算法进行预去噪,再利用预去噪图像计算 SSIM 指标,如下式:

$$SSIM'(x,y) = \frac{(2\mu_{\hat{N}_x} \mu_{\hat{N}_y} + C_1)(2\sigma_{\hat{N}_x \hat{N}_y} + C_2)}{(\mu_{\hat{N}_x}^2 + \mu_{\hat{N}_y}^2 + C_1)(\sigma_{\hat{N}_x}^2 + \sigma_{\hat{N}_y}^2 + C_2)} \quad (10)$$

其中, \hat{N}_x 、 \hat{N}_y 分别表示预去噪图像中的参考图像块和相似图像块。

为了减少噪声对计算加权欧氏距离时产生的干扰,同样使用预去噪图像计算图像块间的加权欧式距离,公式如下:

$$d'(x,y) = \|\hat{u}(N_x) - \hat{u}(N_y)\|_{2,\alpha}^2 \quad (11)$$

其中, $\hat{u}(N_x)$ 、 $\hat{u}(N_y)$ 表示预去噪图像 \hat{u} 中的参考图像块和相似图像块。

由于加权欧式距离与结构相似性的相关性不一致,即两个图像块越相似,加权欧氏距离越小,而结构相似性却越大。为了与加权欧式距离的含义保持一致,对结构相似性参数重新定义,如下式:

$$DSSIM(x,y) = 1 - SSIM'(x,y) \quad (12)$$

DSSIM 与加权欧式距离保持了相同的单调性。将 DSSIM 和加权欧式距离相乘,得到了一种新的相似性测量方式,再使用指数函数计算,得到去噪权重,如下式所示:

$$w'(x,y) = e^{-\frac{DSSIM(x,y) \times d'(x,y)}{h'}} \quad (13)$$

其中, h' 为滤波参数,与图像噪声程度 σ 有关。

该相似性测量方式综合考虑了像素邻域的灰度相似性和结构相似性,从两个维度综合反映了图像

块的相似程度,同时在计算结构相似性和加权欧氏距离时均使用预去噪图像,减少了噪声的影响,使去噪权重更为准确。

2.2 对图像块进行像素调整

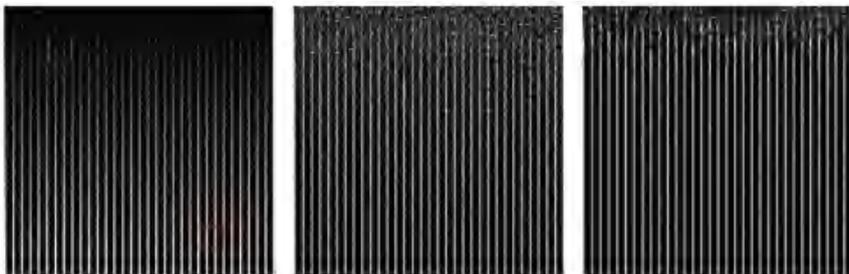
为解决结构相似性作为去噪权重时可能会收集一些结构上与参考图像块相似,但亮度和对比度不同的图像块,导致在后续去噪任务中产生偏差,Rehman 等^[10]提出了对相似图像块像素调整的方法,Wang 等^[19]进行了对比试验,可以直观看出该方法能够显著减少亮度和对比度产生的偏差,但该方法在计算图像块的参数时均是基于含噪图像,会受到噪声干扰,降低了像素调整的效果,尤其是在噪声水平较大的情况下。

本文也采用类似的像素调整思路,由于本文的相似性测量方式是基于预去噪图像的,因此提出基于预去噪图像的像素调整方法,公式如下:

$$N_y' = \frac{\sigma_{\hat{N}_x}}{\sigma_{\hat{N}_y}}(N_y - \mu_{\hat{N}_y}) + \mu_{\hat{N}_x} \quad (14)$$

其中, $\mu_{\hat{N}_x}$ 、 $\sigma_{\hat{N}_x}$ 分别表示预去噪图像中参考图像块的均值和标准差, $\mu_{\hat{N}_y}$ 、 $\sigma_{\hat{N}_y}$ 分别表示预去噪图像中相似图像块的均值和标准差。

基于预去噪图像的像素调整,不仅可以解决去噪过程中图像亮度或对比度产生的偏差,同时还能减少噪声产生的干扰,提升在较大噪声情况下像素调整的效果。下面通过一个例子,展示两种方式像素调整的效果,如图 1 所示,图片 1(a) 为一张亮度不均匀且添加了噪声的线条图,选择图片中红色标记的方框作为参考图像块,然后以同样大小绿色标记的方框对整个图片进行像素调整;图片 1(b) 是 Rehman 等^[10]提出的基于含噪图像的像素调整结果;图片 1(c) 是基于预去噪图像像素调整的结果。从图 1 来看,基于预去噪图像的像素调整受到噪声的干扰较小,同时消除了原图像对比度和亮度的偏差。



(a) 测试图像 (b) 基于含噪图像的像素调整 (c) 基于预去噪图像的像素调整

图 1 两种像素调整方法的对比结果

Fig. 1 Comparison results of two pixel adjustment methods

2.3 块滤波的去噪方式

Buades 等^[20]提出了 NLM 算法的块滤波实现方式,将去噪权重应用于待去噪点的整个像素邻域进行去噪,而不仅仅是对单个像素点进行去噪。块滤波的去噪方式减少了图像边缘附近的杂散震荡噪声,可更大程度的降低噪声,有效提升去噪结果的峰值信噪比 (PSNR), 但该方式并不能提高对图像细节保留的能力。

本文算法也采用块滤波的方式作最终的聚合,将计算出的去噪权重应用于图像块中所有像素点进行降噪,得到去噪后的图像块,公式如下:

$$\tilde{N}_x = \frac{1}{C(x)} \sum_{y \in S(x,t)} w'(x,y) N_y' \quad (15)$$

其中, $C(x) = \sum_{y \in S(x,t)} w'(x,y)$ 是归一化参数; $S(x,t)$ 表示图像块以像素点 x 为中心,半径为 t 的矩形搜索窗。

对图像中每个图像块完成此去噪后,返回原图像位置,由于图像块有交叠,每个像素会有多个估计值,取这些估计值的平均,得到最终去噪图像。

本文设计的改进的基于结构相似度的非局部均值去噪算法,算法框架如图 2 所示。

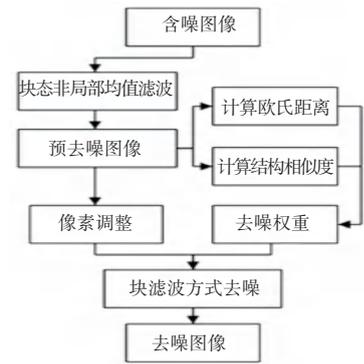


图 2 算法框架图

Fig. 2 Diagram of the algorithm

3 实验结果与分析

本文通过主客观两种评价方法对比分析实验结果。客观评价标准选用峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM), 分别评价算法的去噪效果和纹理细节保留的质量; 主观评价主要是观察去噪图像的整体效果、局部细节和去噪后的残差图像。

为了验证结构相似性对 NLM 算法改进的效果,将本文算法与 SSIM-NLM 算法^[10]进行对比实验,实验结果见表 1。可以明显看出,本文提出的算法结果更好。

表 1 本文算法与 SSIM-NLM 算法^[10]的去噪结果对比 (PSNR/SSIM)

Table 1 PSNR and SSIM comparisons of proposed algorithm and SSIM-NLM algorithm

图像	Barbara		Lena		Boat	
	SSIM-NLM	本文算法	SSIM-NLM	本文算法	SSIM-NLM	本文算法
$\sigma = 15$	32.1/0.944	32.24/0.953	33.11/0.893	33.45/0.939	31.26/0.900	31.17/0.918
$\sigma = 25$	29.28/0.889	29.82/0.921	30.52/0.858	31.33/0.909	28.54/0.815	28.88/0.865
$\sigma = 30$	28.21/0.858	28.95/0.906	29.42/0.818	30.55/0.895	27.58/0.779	28.07/0.844
$\sigma = 50$	24.85/0.721	26.13/0.839	25.92/0.645	27.95/0.834	24.39/0.599	25.73/0.765

选取具有不同大小和细节结构特征的测试图像 (Barbara、Lena、Boat、Cameraman、House、Peppers、Fingerprint、Montage), 分别添加均值为 0, 标准差为 10、20、30、40 的高斯噪声, 使用传统 NLM 算法^[2]、NLM 算法的块滤波实现 (Patchwise)^[20]、统计最近邻 (Statistical Nearest Neighbors, SNN) NLM 算法^[7]、维纳滤波器中心权重 (Wiener Filter Center Weight, WFCW) NLM 算法^[8] 和本文提出的算法进行去噪。本文算法的参数设置为: 邻域窗口大小为 5×5 , 搜索窗口大小为 21×21 , 预滤波平滑参数 h 取为 0.4σ , 第二次滤波的平滑参数 h' 取为 4σ , 实验结果见表 2。从表 2 可以看出, 在大部分情况下, 本文算法的

PSNR 和 SSIM 均有所提高, 特别是在较高噪声强度下, PSNR 指标提升更为明显。

5 种算法的去噪结果如图 3 所示 (House 图像), 可见本文算法的去噪结果整体对比度更高, 在图像平坦区域没有产生较为明显的伪影, 而其他去噪算法均产生了不同程度的伪影; 5 种 NLM 算法的去噪结果及局部放大图 (Lena 图像) 如图 4 所示, 可以看出本文算法在细节纹理丰富的区域, 图像的纹理结构更为清晰, 边缘线条更为光滑, 具有更高的视觉质量, 而其他去噪算法存在纹理结构模糊、边缘处存在杂散噪声等不足。Barbara 图像去噪后的残差图像如图 5 所示, 通过对比可以明显看出, 其他算法

的残差图像仍能够看到图片中的结构信息, 而本文算法对图像结构和边缘信息的保留能力更强。算法的残差图像几乎没有明显的结构信息, 表明本

表 2 本文算法与其他算法的去噪结果对比 (PSNR/SSIM)

Table 2 PSNR and SSIM comparisons of proposed algorithm and other algorithms

测试图像	σ	NLM ^[2]	NLM-Patchwise ^[20]	SNN-NLM ^[7]	WFCW-NLM ^[8]	本文算法
Barbara	10	33.64/0.967	32.57/0.970	32.50/0.969	33.83/0.970	34.18/0.969
	20	29.66/0.920	29.79/0.936	29.68/0.932	30.18/0.927	30.88/0.938
	30	27.10/0.867	27.88/0.894	27.68/0.888	27.68/0.879	28.94/0.906
	40	25.34/0.814	26.23/0.849	25.92/0.840	25.92/0.831	27.29/0.875
Lena	10	34.77/0.957	34.15/0.963	34.09/0.961	35.22/0.961	35.12/0.957
	20	31.27/0.910	31.28/0.923	31.00/0.917	31.98/0.921	32.24/0.923
	30	29.12/0.866	29.45/0.883	28.95/0.871	29.82/0.881	30.55/0.895
	40	27.51/0.822	27.96/0.844	27.27/0.823	28.31/0.841	29.03/0.867
Boat	10	32.77/0.948	32.34/0.960	32.38/0.958	32.97/0.950	33.06/0.950
	20	29.33/0.880	29.33/0.901	29.25/0.899	29.62/0.881	29.86/0.891
	30	27.20/0.819	27.54/0.842	27.31/0.839	27.51/0.823	28.06/0.844
	40	25.69/0.764	26.15/0.790	25.79/0.783	26.06/0.772	26.62/0.807
Cameraman	10	32.07/0.901	32.75/0.917	32.85/0.908	33.06/0.912	33.76/0.922
	20	29.27/0.813	29.15/0.832	29.30/0.806	29.49/0.827	29.65/0.849
	30	27.27/0.728	27.23/0.755	27.28/0.712	27.73/0.766	27.48/0.809
	40	25.61/0.645	25.90/0.687	25.78/0.629	26.07/0.706	25.68/0.763
House	10	35.30/0.893	35.08/0.899	35.02/0.894	35.49/0.894	35.48/0.880
	20	31.93/0.818	32.04/0.829	31.77/0.800	32.50/0.841	33.03/0.855
	30	29.43/0.735	29.99/0.762	29.47/0.709	30.02/0.783	31.22/0.833
	40	27.47/0.650	28.25/0.694	27.60/0.624	28.18/0.723	29.44/0.794
Peppers	10	33.28/0.911	32.90/0.906	33.07/0.904	33.88/0.917	34.31/0.919
	20	29.82/0.833	29.67/0.838	29.69/0.818	30.60/0.860	30.77/0.875
	30	27.58/0.754	27.83/0.770	27.67/0.731	28.37/0.804	28.63/0.837
	40	25.86/0.676	26.34/0.704	25.98/0.650	26.71/0.750	26.81/0.786
Fingerprint	10	31.29/0.986	29.04/0.988	28.99/0.987	31.08/0.987	31.42/0.988
	20	27.86/0.955	26.57/0.962	26.76/0.961	27.45/0.946	27.71/0.961
	30	25.42/0.910	25.11/0.925	25.27/0.929	25.05/0.892	25.82/0.931
	40	23.44/0.853	23.67/0.880	23.73/0.892	23.23/0.830	24.29/0.903
Montage	10	35.54/0.941	35.13/0.943	35.26/0.935	35.40/0.951	36.69/0.960
	20	31.66/0.865	31.38/0.878	31.35/0.846	31.47/0.898	32.69/0.929
	30	29.17/0.782	29.12/0.808	28.99/0.754	29.22/0.841	30.24/0.897
	40	27.23/0.697	27.36/0.739	27.13/0.669	27.56/0.783	28.00/0.845

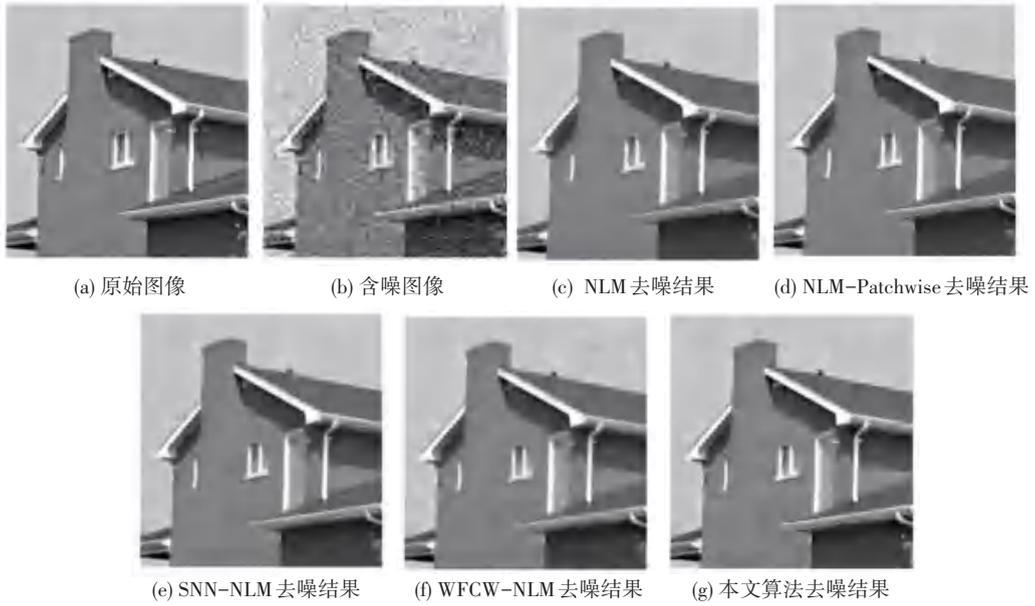
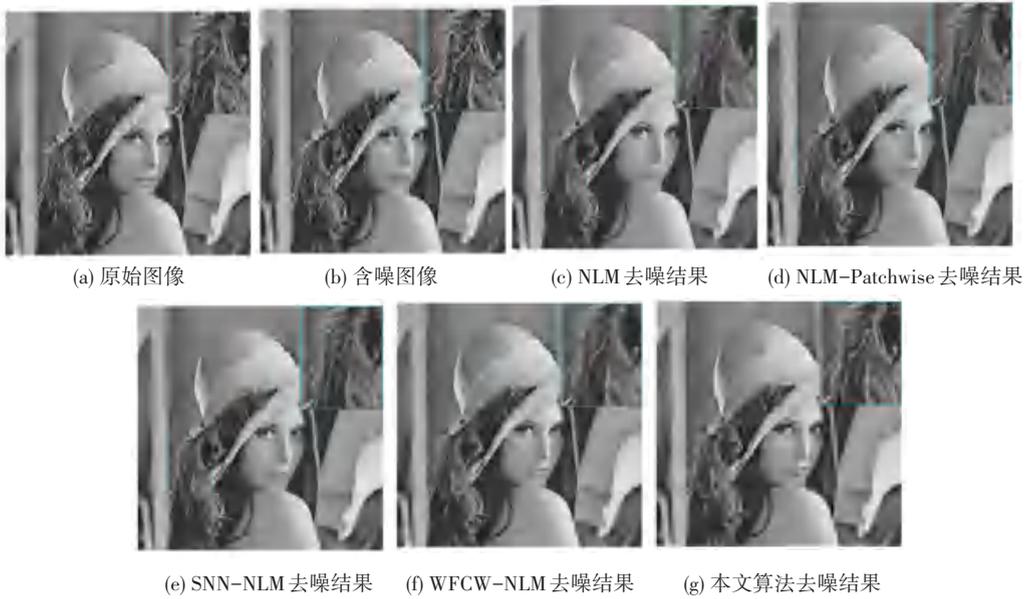
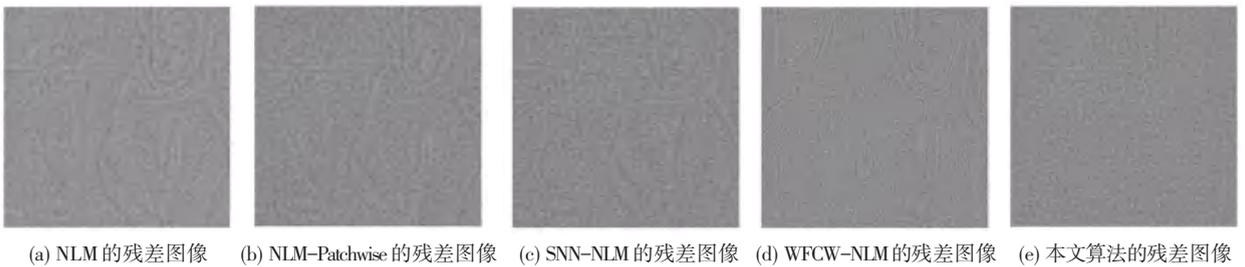
图3 House 图像去噪结果 ($\sigma=30$)Fig. 3 House image denoising results ($\sigma=30$)图4 Lena 图像去噪结果 ($\sigma=30$)Fig. 4 Lena image denoising results ($\sigma=30$)

图5 Barbara 图像去噪后的残差图像

Fig. 5 Residual image of Barbara image

4 结束语

本文在 NLM 算法的基础上,提出了一种改进的基于结构相似性的非局部均值图像去噪算法。通过将结构相似性指标与加权欧式距离相结合,构造出一种新的相似性测量方式,综合考虑了图像块间的灰度相似性和结构相似性,解决了测量像素邻域相似性时存在不准确性的问题,从而得到了更为准确的去噪权重;并基于预去噪图像,对相似图像块进行像素调整,减少了噪声和对比度对去噪任务产生的影响。此外,采用块滤波的去噪方式,使整个相似图像块参与加权平均计算而不仅仅是中心像素点,充分利用去噪权重提高去噪效果。通过对图像添加不同水平的高斯噪声进行对比实验,实验结果表明本文算法在去除噪声的同时较好的保留了图像的结构信息,与 NLM 算法和一些改进的 NLM 算法相比,具有更好的去噪效果。

参考文献

- [1] KONG Zhaoming, DENG Fangxi, ZHUANG Haomin, et al. A comparison of image denoising methods [J]. ArXiv preprint arXiv, 2304.08990, 2023.
- [2] 王小伟,高明,孙希霞. 基于混合 TLBO-DE 算法的图像去噪卷积神经网络[J]. 智能计算机与应用, 2024, 14(8): 102-108.
- [3] BUADES A, COLL B, MOREL J M. A non-local algorithm for image denoising [C]//Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ: IEEE, 2005: 60-65.
- [4] GAN Kaihua, TAN Jieqing, HE Lei. Non-local means image denoising algorithm based on edge detection [C]//Proceedings of the 5th International Conference on Digital Home. Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 117-121.
- [5] 钟莹,杨学志,唐益明,等. 采用结构自适应块匹配的非局部均值去噪算法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(12): 2908-2915.
- [6] 孙伟峰,戴永寿. 采用多级残差滤波的非局部均值图像去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 1999-2006.
- [7] FROSIO I, KAUTZ J. Statistical nearest neighbors for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 28(2): 723-738.
- [8] ZHANG Xiaobo. Center pixel weight based on Wiener filter for non-local means image denoising [J]. Optik, 2021(244): 167557.
- [9] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: From error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [10] REHMAN A, WANG Z. SSIM-based non-local means image denoising [C]//Proceedings of the 18th IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2011: 217-220.
- [11] ZHANG Lu, SHENG Yuxia, CHAI Li. SSIM-based optimal non-local means image denoising with improved weighted Kernel function [C]//Proceedings of the 36th Chinese Control Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 5429-5433.
- [12] BRUNI V, PANELLA D, VITULANO D. Non local means image denoising using noise-adaptive SSIM [C]//Proceedings of the 23rd European Signal Processing Conference. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 2326-2330.
- [13] 易子麟,尹东,胡安洲,等. 基于非局部均值滤波的 SAR 图像去噪[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(4): 950-955.
- [14] 祝严刚,张桂梅. 一种改进的非局部均值图像去噪算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(18): 192-198.
- [15] DOVGANICH A A, KRYLOV S A. A nonlocal image denoising algorithm using the structural similarity metric [J]. Programming and Computer Software, 2019, 45(4): 1.
- [16] SHI Lei. A geometric structure based non local mean image denoising algorithm [J]. IEEE Access, 2023(1): 91145-91156.
- [17] 郭晨龙,赵旭阳,郑海燕,等. 一种基于改进非局部均值滤波算法的红外图像去噪[J]. 红外技术, 2018, 40(7): 638-641.
- [18] WANG Zhou, BOVIK A C. Mean squared error: Love it or leave it? A new look at signal fidelity measures [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2009, 26(1): 98-117.
- [19] WANG Wei, LI Fang, NG M K. Structural similarity-based nonlocal variational models for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(9): 4260-4272.
- [20] BUADES A, COLL B, MOREL J M. Non-local means denoising [J]. Image Processing on Line, 2011(1): 208-212.