

## 改进权重函数的非局部均值图像去噪算法

张 娜, 刘 辉, 尚振宏, 邹滨益

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

**摘 要:** 经典非局部均值去噪算法在度量邻域结构特征相似性上对于旋转和平移情况下不够灵活。为此, 提出一种基于归一化转动惯量的非局部均值图像去噪算法。利用归一化转动惯量作为相似权重的一部分来调节相似性度量。实验结果表明, 与原始非局部均值去噪算法相比, 该算法能够更好地保持图像的细节结构信息, 提高峰值信噪比和结构相似度, 特别当噪声强度增大时, 峰值信噪比最大提高 1.03 dB, 结构相似度最大提高 0.04。

**关键词:** 非局部均值; 去噪; 相似性度量; 噪声图像; 归一化

**中文引用格式:** 张 娜, 刘 辉, 尚振宏, 等. 改进权重函数的非局部均值图像去噪算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(12): 254-261.

**英文引用格式:** Zhang Na, Liu Hui, Shang Zhenhong, et al. Non-local Means Image Denoising Algorithm of Improved Weighting Function[J]. Computer Engineering, 2016, 42(12): 254-261.

### Non-local Means Image Denoising Algorithm of Improved Weighting Function

ZHANG Na, LIU Hui, SHANG Zhenhong, ZOU Binyi

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China)

**[Abstract]** In order to solve inflexible rotation and translation in measuring neighborhood similarity for structural characteristics in Non-local Means (NLM) denoising method, this paper presents the NLM image denoising algorithm based on Normalized Moment of Inertia (NMI). The normalized moment of inertia as a part of the similar weight is proposed to balance neighborhood patches' similarity. Experimental results show that compared with the original nonlocal mean denoising algorithm, this algorithm can keep the detail of the image structure information preferably, and can improve the Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) and structural similarity. Especially, when the noise intensity increases, the algorithm improves the PSNR by 1.03 dB and the structure similarity index by 0.04.

**[Key words]** Non-local Means (NLM); denoising; similarity measurement; noise image; normalization

**DOI:** 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.12.043

### 0 概述

数字图像经过获取、传输、接收等处理阶段会不可避免地产生一些噪声, 这不仅影响图像本身视觉效果, 也会影响图像质量评价因子<sup>[1]</sup>。图像去噪作为数字图像处理领域的重要环节之一, 一直以来是学者们研究的热点<sup>[2-4]</sup>。

非局部均值 (Non-local Means, NLM) 去噪算法<sup>[5]</sup>打破了传统局部邻域的限制, 用相似像素加权平均实现图像去噪, 这种方法取得了较为满意的去噪效果。近些年, 出现了许多基于非局部均值去噪算法的改进。利用预分类思想分别用梯度和均值<sup>[6]</sup>

作为阈值条件选出相似邻域和用均值与方差<sup>[7]</sup>找出相似邻域集。改变权重计算方式提出高斯余弦型核函数<sup>[8]</sup>计算相似邻域。利用双边滤波思想和非局部相结合<sup>[9]</sup>, 重点突出相似邻域中心像素点作用提高相似性。还有一些其他方法对于非局部均值算法的改进<sup>[10-12]</sup>。这些方法虽然较原始算法一定程度上提高了去噪效果, 但它们在滤波的过程中使用欧式距离度量相似块, 欧式距离本身极易受到噪声影响并且没有考虑图像块的旋转因素从而会造成原本相似的块变得不相似, 不相似的块变得相似, 而且噪声强度越大, 这种现象越严重。

为了解决上述存在的问题, 本文提出一种改进

**基金项目:** 国家自然科学基金 (61462052); 中国科学院太阳活动重点实验室项目 (KLSA201310); 昆明市科技局项目 (08S100310)。

**作者简介:** 张 娜 (1990—), 女, 硕士研究生, 主研方向为数字图像处理、模式识别; 刘 辉, 教授、博士; 尚振宏, 副教授、博士; 邹滨益, 硕士研究生。

**收稿日期:** 2015-11-16 **修回日期:** 2015-12-27 **E-mail:** zn9006@163.com

权重函数的非局部均值图像去噪算法。在原欧式距离度量邻域块相似性基础上增加了归一化转动惯量 (Normalized Moment of Inertia, NMI)<sup>[13]</sup> 作为相似权重的一部分来更加准确地衡量 2 个邻域间的相似性。NMI 是基于块重心位置的一个全局描述符,它可以反映出图像块中信息量的主要分布,具有良好的平移及旋转不变性,比原欧式距离的度量更加准确。

### 1 经典非局部均值去噪算法及其不足

#### 1.1 经典的非局部均值去噪算法

经典的非局部均值去噪算法<sup>[5]</sup>假设一幅离散图像为向量  $V = \{V(i) | i \in I\}$ , 加入加性高斯白噪声, 含噪模型为:

$$V(i) = U(i) + N(i) \quad (1)$$

其中,  $V(i)$  为受到噪声污染的图像向量;  $U(i)$  为未受到噪声污染的原始图像向量;  $N(i)$  为噪声向量且独立同分布, 满足  $N \sim (0, \sigma^2)$ 。非局部均值去噪算法在每一点的滤波值是:

$$NL[V(i)] = \sum_{j \in I} w(i, j) V(j) \quad (2)$$

其中,  $w(i, j)$  指像素  $i$  和  $j$  的相似度,  $i$  和  $j$  的相似度是由邻域灰度值向量  $V(N_i)$  和邻域灰度值向量  $V(N_j)$  的相似度得到, 满足  $0 \leq w(i, j) \leq 1$  且  $\sum_{j \in I} w(i, j) = 1$ , 有:

$$w(i, j) = \frac{1}{Z(i)} \exp - \frac{\|V(N_i) - V(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2} \quad (3)$$

其中,  $h$  为权重控制衰减参数;  $Z(i)$  为归一化常数,  $Z(i) = \sum_{j \in I} \exp - \frac{\|V(N_i) - V(N_j)\|_{2,a}^2}{h^2}$ ;  $a$  是高斯核的标准差。

#### 1.2 相似块匹配存在的不足

由式(2)可以看出,非局部均值去噪算法对图像上某一点的去噪值是图像上所有点的像素值与其对应权重大小的乘积和,像素值越相似赋予权重越大,反之,权重越小,这就表明滤波效果好坏和像素值与其对应权重大小紧密相关。非局部均值去噪算法像素点与像素点的相似度是通过以点为中心的块与块之间加权欧几里得距离得到的。如图 1 中块 1 和块 2, 它们的中心像素值不一样,但是它们的加权欧几里得距离却很小,从而得到大权重,则表明块 1 和块 2 的中心像素值相似,与事实不相符。特别在噪声强度增大的情况下,对于图像细节结构丰富的区域,相似块的匹配变得更加不准确,则进一步影响了滤波的效果。因此,需要区分不相似的块使其获得

小权重同时找到准确的匹配块获得大权重进行相似度计算。

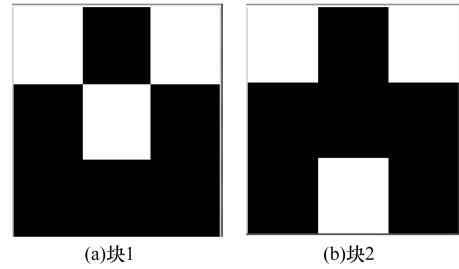


图 1 欧几里得距离相似块示意图

### 2 改进的权值函数

为了得到更为准确的匹配块,特别是在噪声强度增大的情况下,也能更好保持图像结构细节部分。需要一种具有强抗噪性、平移不变性和旋转不变性的特征描述子。归一化转动惯量是表征刚体转动惯性大小的物理量,它与刚体的质量、质量相对于转轴分布有关,是从物理学演化来的一种图像不变特征描述符,具有良好的平移不变、旋转不变和强抗噪性。

#### 2.1 NMI 特征描述

图像 NMI 特征从物理学角度把二维灰度图像  $f(x, y)$  中每一点灰度值看成是一个质点,所有灰度值之和就是灰度图像的质量,记为  $m$ , 则:

$$m = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y) \quad (4)$$

用  $(gx, gy)$  来表示二维灰度图像  $f(x, y)$  的重心位置:

$$gx = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x \times f(x, y)}{m}$$

$$gy = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N y \times f(x, y)}{m} \quad (5)$$

用  $J_{(gx, gy)}$  表示二维灰度图像  $f(x, y)$  的转动惯量:

$$J_{(gx, gy)} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N ((x - gx)^2 + (y - gy)^2) f(x, y) \quad (6)$$

则其归一化转动惯量为:

$$N_{NMI} = \frac{\sqrt{J_{(gx, gy)}}}{m} \quad (7)$$

#### 2.2 NMI 特性分析

特性分析从以下方面着手:

1) 抗噪性

由于噪声分布大小和区域是不可预测的, NMI

认为加入噪声后对于整个图像灰度值总和影响相对小,每个像素位置和重心位置相对没有变化,等同于一幅含有噪声图像的 NMI 值和没有噪声图像的 NMI 值基本没有变化,即使在噪声强度增强的情况下,噪声对于它的灰度值没有影响,如表 1 所示,在实验的 4 幅图像中有 2 幅图像 NMI 值在加入不同强度噪声下没有影响,而其他 2 幅虽然有变化,但是在 2 幅图像匹配范围之内的<sup>[14]</sup>。

表 1 原始图像和含噪图像 NMI 值比较

实验图像	噪声标准差	原始图像 NMI 值	含噪图像 NMI 值
Lena	10	0.036 6	0.036 6
	20		0.036 5
	30		0.036 5
	40		0.036 5
Barbara	10	0.037 9	0.037 9
	20		0.037 9
	30		0.037 8
	40		0.037 8
Boat	10	0.036 2	0.036 2
	20		0.036 2
	30		0.036 2
	40		0.036 2
House	10	0.035 1	0.035 1
	20		0.035 1
	30		0.035 1
	40		0.035 1

## 2) 平移不变性

对于图像平移,即  $x' = x + \Delta x, y' = y + \Delta y$ ,其中,  $\Delta x$  和  $\Delta y$  分别是横向与纵向的平移量;平移后的图像重心为  $\bar{x}' = \bar{x} + \Delta x, \bar{y}' = \bar{y} + \Delta y$ 。平移后图像中各点到重心位置距离没有变化,区域大小没有变化,所以,归一化转动惯量没有变化。

## 3) 旋转不变性

图像平移可以看作先把图像平移,再绕目标区域的重心进行旋转,这样区域中各点到重心位置距离没有变化,区域大小也未变化,则归一化转动惯量未变化。

## 2.3 NMI 有效性测试

如图 2 合成图所示里面是以加号为中心的不同块,对合成图上最左边(1)块利用归一化转到惯量进行相似块搜索测试,得到的最相似块顺序为(3),(7),(8),(5),(2),它们的中心像素和最左边的图形一致,避免了图 1 中的现象。因此,用归一化转动惯量(NMI)去增加 2 个块的度量,首先确保了块与

块的中心相似值相同,然后再考虑块间结构信息,可以确保相似块获得大权重,而不相似块获得小权重,确保了度量的准确性。

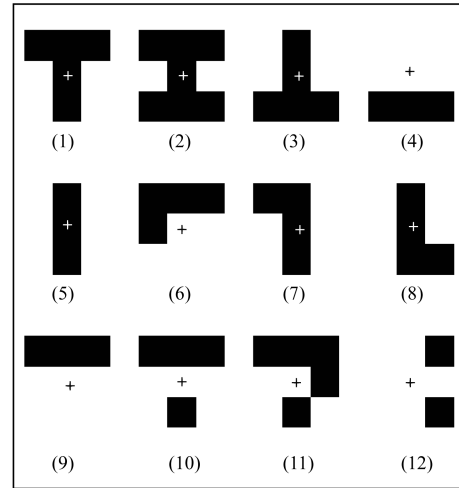


图 2 合成图

## 2.4 邻域相似性度量

本文用归一化转动惯量来表示两邻域间的相似性,权重表达式为:

$$w_n(i, j) = \exp^{-\frac{|NMI(N_i) - NMI(N_j)|}{\lambda}} \quad (8)$$

其中,  $NMI(N_i)$  和  $NMI(N_j)$  分别为两邻域的归一化转动惯量特征值;  $\beta$  和  $\lambda$  为滤波参数。则新权重公式为:

$$w_s(i, j) = \frac{1}{Z_s(i)} \exp^{-\frac{\|V(N_i) - V(N_j)\|_{2,a}^2}{\beta^2}} \cdot \exp^{-\frac{|NMI(N_i) - NMI(N_j)|}{\lambda}} \quad (9)$$

其中,  $Z_s(i)$  是归一化常数:

$$Z_s(i) = \sum_{j \in I} \exp^{-\frac{\|V(N_i) - V(N_j)\|_{2,a}^2}{\beta^2}} \cdot \exp^{-\frac{|NMI(N_i) - NMI(N_j)|}{\lambda}}$$

将式(9)的新权重替换式里面的权重,新的滤波公式为:

$$NL[V(i)] = \sum_{j \in I} w_s(i, j) V(j) \quad (10)$$

经过实验验证,新的滤波方法能在峰值信噪比和结构相似度上都取得较好的结果,同时能进一步保留图像细节结构信息。

## 3 实验结果与分析

文献[15]已经证明 NLM 去噪算法好于绝大多数去噪算法,所以,这里只比较 NLM 和改进的新算法。为了验证新算法的去噪效果,本文选取大小为

256 像素 × 256 像素的 4 幅典型图片,它们是含细节纹理相对少的 Lena 和 House, 细节纹理相对多 Barbara 和 Boat, 分别加入标准差 10, 20, 30, 40, 50 大小的高斯白噪声到原始图像。实验中,采用和原始算法相同的 7 × 7 的邻域, 21 × 21 的搜索区域, 滤波参数则根据实验效果取得。

同时实验客观效果采用图像质量评价因子, 即峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 和结构相似度 (Structure Similarity, SSIM), 评价算法滤波性能的好坏。峰值性噪比和结构相似度都是图像处理过程中广泛使用, 用于评价原始图像和滤波图像之间差异的客观量测法。其表达式分别为:

$$P_{PSNR} = 10 \times \lg(255^2 / M_{MSE})$$

$$M_{MSE} = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (y_{ij} - x_{ij})^2$$

$$S_{SSIM} = \frac{(2u_x u_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)}$$

其中,  $y_{ij}$  是去噪后图像;  $x_{ij}$  是原始不含噪图像;  $M \times N$  是图像大小; MSE 是均方误差, 即去噪后的值和原始真实值之间差的平方的期望值; PSNR 值越大, 说

明 2 幅图片相似度越大, 去噪效果越好;  $u_x$  和  $u_y, \sigma_x$  和  $\sigma_y, \sigma_{xy}$  分别是原始图像和去噪图像的均值、标准差和协方差;  $C_1$  和  $C_2$  是常数, SSIM 是基于亮度、对比度、结构信息 3 个因素组合而成的一种衡量 2 个图像间相似度新指标, 2 个图像的相似度越高其值越大。

从图 3 和图 4 可以看出, 分别对结构细节相对少的 Lena 和结构细节相对多的 Barbara 添加标准差为 20 的高斯白噪声, 滤波效果图中 NMI-NLM 滤波方法在结构细节部分保持能力要好于 NLM 滤波方法。例如, Lena 这幅图像中羽毛部分, NLM 效果图中羽毛部分没有层次感, 而 NMI-NLM 效果图滤波出来的羽毛比 NLM 更具有层次感, 看到的细节部分更清晰。Barbara 图像方框标记头巾部分, 可以看出, NLM 效果图中纹理部分没有 NMI-NLM 清晰, 看起来模糊些, 亮度暗。这是因为 NMI-NLM 是基于图像灰度值总和和图像重心位置的, 在细节纹理部分, 虽然灰度值受到噪声影响, 由于噪声在每一点分布式不可预测, 在一个小邻域对于邻域重心影响非常小, 因此 NMI-NLM 在细节纹理方面滤波效果比 NLM 要好。



图 3 Lena 去噪效果对比 (标准差为 20)



图 4 Barbara 去噪效果对比 (标准差为 20)

从表 2 中可以看出, 新算法在峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 上都高于原始算法, 而且在噪声强度越大的情况下, 峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似

度 (SSIM) 比噪声小的情况下增幅大, 为了方便看出增幅大小, 画出了细节纹理较少的 Lena 和细节纹理较多的 Barbara 的变化曲线示意图, 如图 5 所示。

表 2 高斯白噪声下去噪效果比较

实验图像	噪声标准差 $\sigma$	含噪图像		NLM 算法		NMI-NLM 算法	
		PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
Lena	10	28.152 2	0.687 8	33.125 4	0.915 6	33.278 1	0.919 2
	20	22.140 4	0.441 4	29.551 0	0.837 6	29.906 7	0.845 5
	30	18.697 8	0.312 3	27.342 9	0.766 2	27.803 1	0.777 1
	40	16.344 6	0.235 0	25.687 7	0.698 5	26.310 4	0.713 7
	50	14.622 9	0.184 9	24.430 6	0.638 9	25.277 8	0.659 7
Barbara	10	28.151 9	0.720 4	33.628 3	0.919 0	33.658 3	0.919 9
	20	22.120 1	0.464 5	29.608 3	0.829 6	29.918 4	0.835 1
	30	18.723 4	0.320 6	27.172 6	0.746 8	27.758 3	0.760 3
	40	16.335 1	0.233 6	25.588 4	0.679 5	26.407 5	0.702 1
	50	14.621 9	0.179 4	24.201 6	0.615 7	25.227 8	0.659 7
Boat	10	28.135 9	0.729 0	31.752 2	0.887 6	31.851 6	0.890 9
	20	22.150 5	0.484 2	28.155 9	0.785 0	28.536 3	0.796 1
	30	18.704 3	0.344 8	25.938 5	0.700 6	26.483 4	0.718 3
	40	16.367 1	0.260 3	24.433 6	0.626 6	25.000 9	0.648 2
	50	14.563 3	0.203 5	23.858 7	0.633 3	24.779 0	0.672 8
House	10	28.154 6	0.604 8	35.380 3	0.894 2	35.500 8	0.896 6
	20	22.109 3	0.346 0	32.157 3	0.834 6	32.426 5	0.837 5
	30	18.683 8	0.233 2	29.517 9	0.771 6	30.080 0	0.776 2
	40	16.328 0	0.170 0	27.505 8	0.707 0	28.281 3	0.714 8
	50	14.615 2	0.133 1	26.008 5	0.665 7	27.011 5	0.667 5

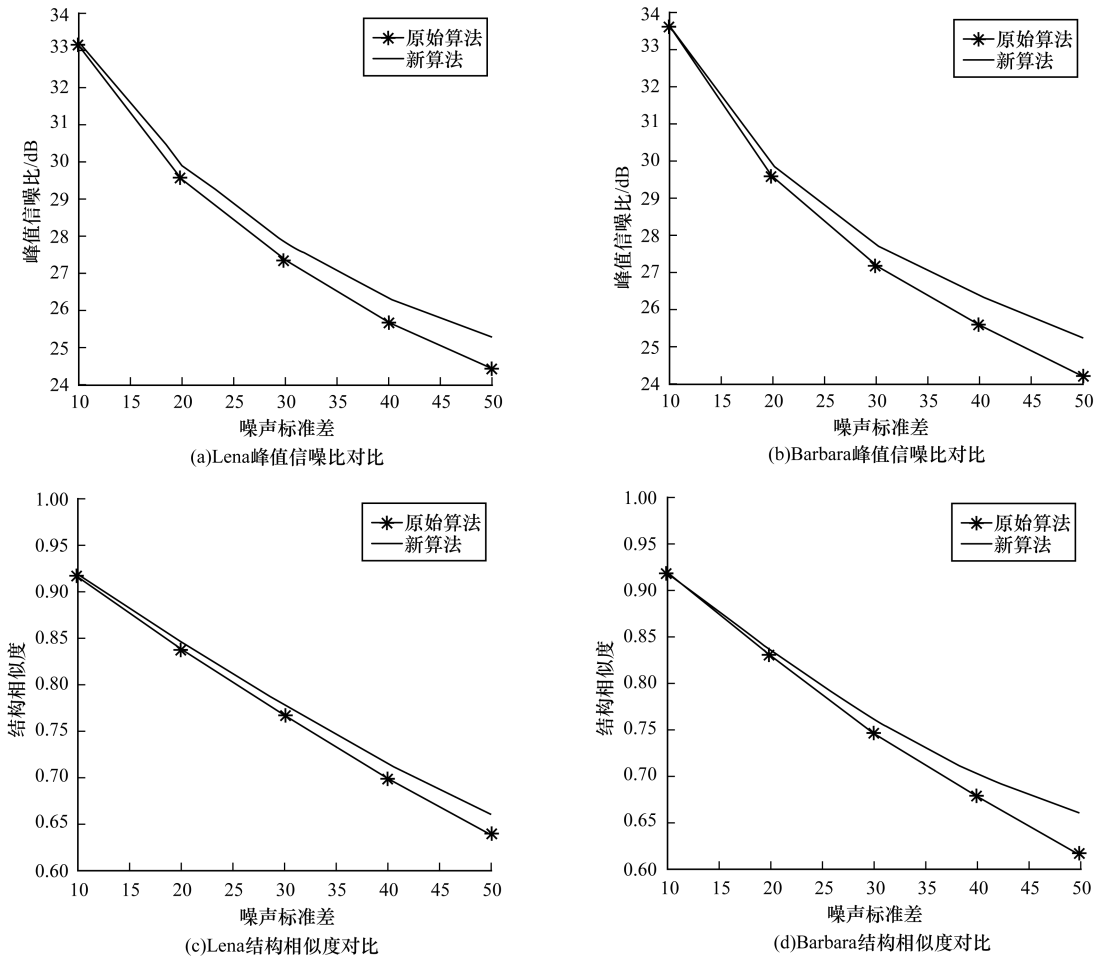


图 5 高斯白噪声下峰值信噪比和结构相似度对比

从图 5 可以看出,无论是峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM),新算法都明显好于原始算法,而且当噪声强度增大时,新算法表现出较强的鲁棒性。图 6 和图 7 是添加噪声标准差为 30 时 2 种方法对 Lena 图像滤波的细节图(羽毛部分)和 Barbara 图像的细节图(围巾部分)。

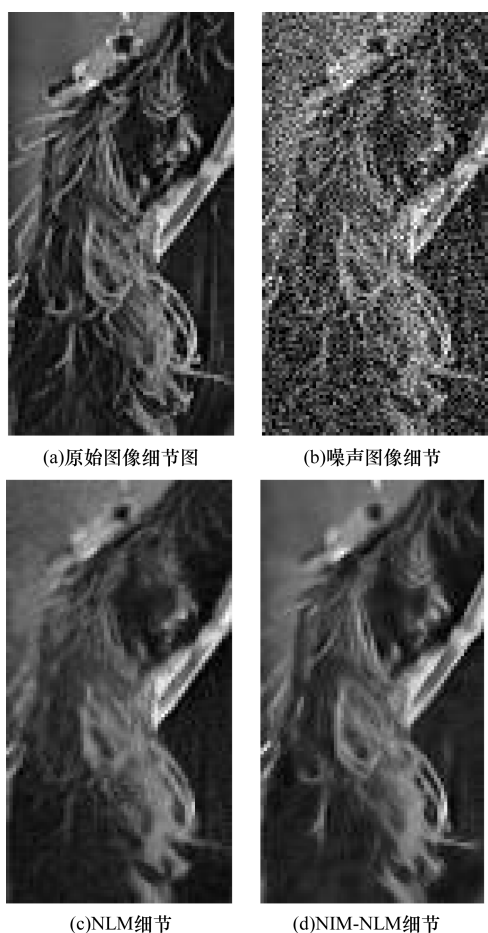


图 6 Lena 去噪效果的结构细节对比(标准差为 30)

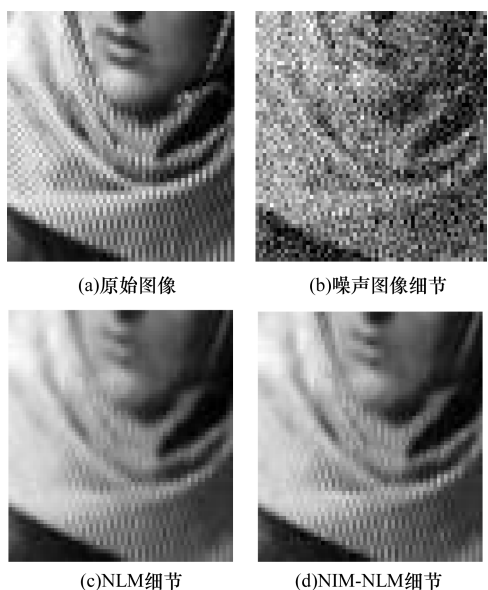


图 7 Barbara 去噪效果的结构细节对比(标准差为 30)

从图 6 和图 7 中可以看出,在噪声强度相对高的情况下 NMI-NLM 比 NLM 能更好保持图像细节部分。

为了进一步体现新算法(NMI-NLM)的有效性和实用性,分别加入椒盐噪声和斑点噪声对新算法(NMI-NLM)和经典非局部均值去噪算法(NLM)的峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)进行比较。如表 3、表 4、图 8、图 9 所示。

表 3 椒盐噪声下去噪效果比较

实验 图像	噪声 密度	NLM		NMI-NLM	
		PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
Lena	0.01	28.617 0	0.815 2	29.137 2	0.835 6
	0.02	27.631 6	0.790 8	28.322 5	0.810 0
	0.05	26.110 1	0.731 9	26.457 0	0.743 2
	0.10	24.259 8	0.640 5	24.642 4	0.648 2
Barbara	0.01	28.401 5	0.798 5	28.923 3	0.815 2
	0.02	27.462 6	0.765 0	28.062 5	0.787 3
	0.05	25.969 3	0.701 0	26.438 6	0.719 2
	0.10	24.165 0	0.614 9	24.803 8	0.634 7
Boat	0.01	26.938 6	0.739 7	27.436 7	0.761 9
	0.02	26.046 0	0.705 5	26.673 8	0.733 1
	0.05	24.617 6	0.645 5	25.023 1	0.669 6
	0.10	23.362 9	0.568 7	23.611 8	0.589 2
House	0.01	30.901 8	0.802 7	31.099 7	0.806 8
	0.02	30.117 4	0.798 7	30.863 8	0.803 7
	0.05	28.246 7	0.749 1	28.981 1	0.758 1
	0.10	25.980 4	0.640 5	26.475 4	0.650 1

表 4 斑点噪声下去噪效果比较

实验 图像	噪声 标准差 $\sigma$	NLM		NMI-NLM	
		PSNR/ dB	SSIM	PSNR/ dB	SSIM
Lena	25	31.123 7	0.845 8	31.246 4	0.849 0
	50	27.367 2	0.731 4	27.897 6	0.743 4
	70	25.246 2	0.646 2	26.052 4	0.665 3
	80	24.554 6	0.612 4	25.482 7	0.633 2
Barbara	25	32.054 7	0.879 1	32.105 7	0.880 1
	50	27.859 5	0.760 9	28.516 6	0.774 7
	70	25.806 3	0.679 2	26.834 7	0.704 5
	80	25.082 5	0.649 8	26.197 0	0.678 3
Boat	25	30.210 5	0.835 4	30.247 8	0.836 9
	50	26.599 0	0.699 5	26.999 9	0.713 9
	70	24.479 9	0.594 3	25.120 4	0.616 0
	80	23.832 5	0.560 0	24.516 8	0.584 7
House	25	31.829 1	0.777 9	31.843 7	0.779 3
	50	28.356 7	0.671 3	28.705 9	0.677 8
	70	25.750 7	0.593 7	26.453 1	0.603 2
	80	25.097 0	0.568 9	25.987 4	0.579 7

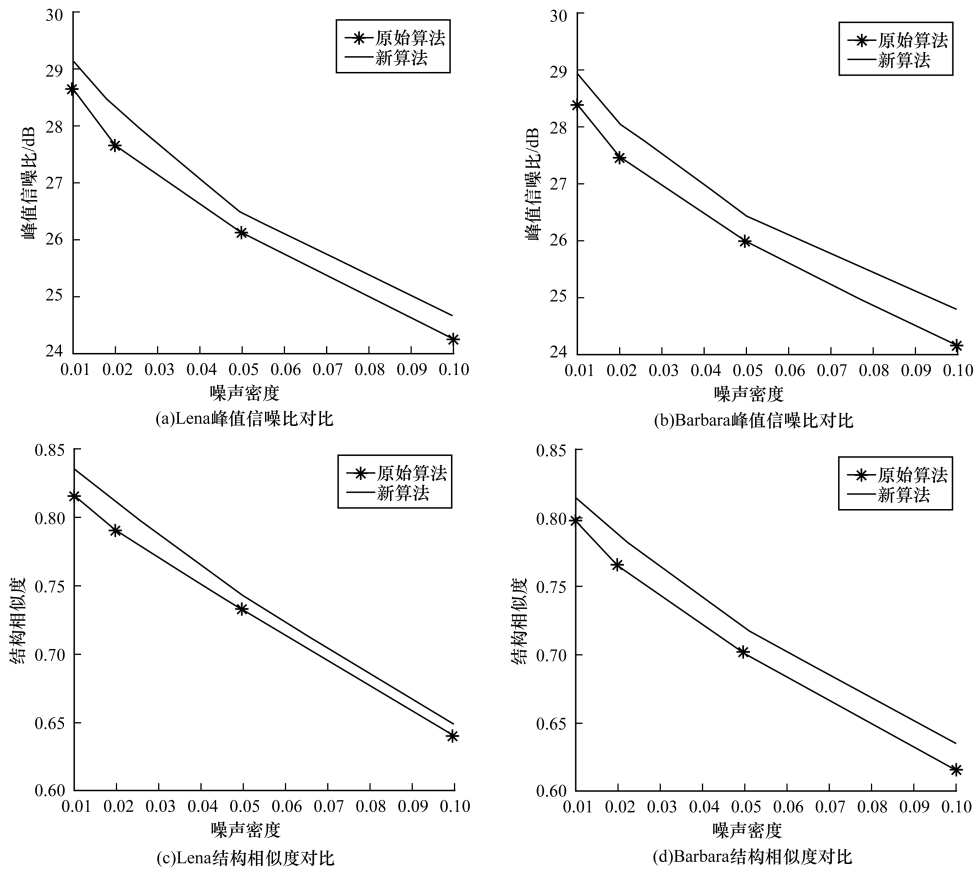


图8 椒盐噪声下峰值信噪比和结构相似度对比

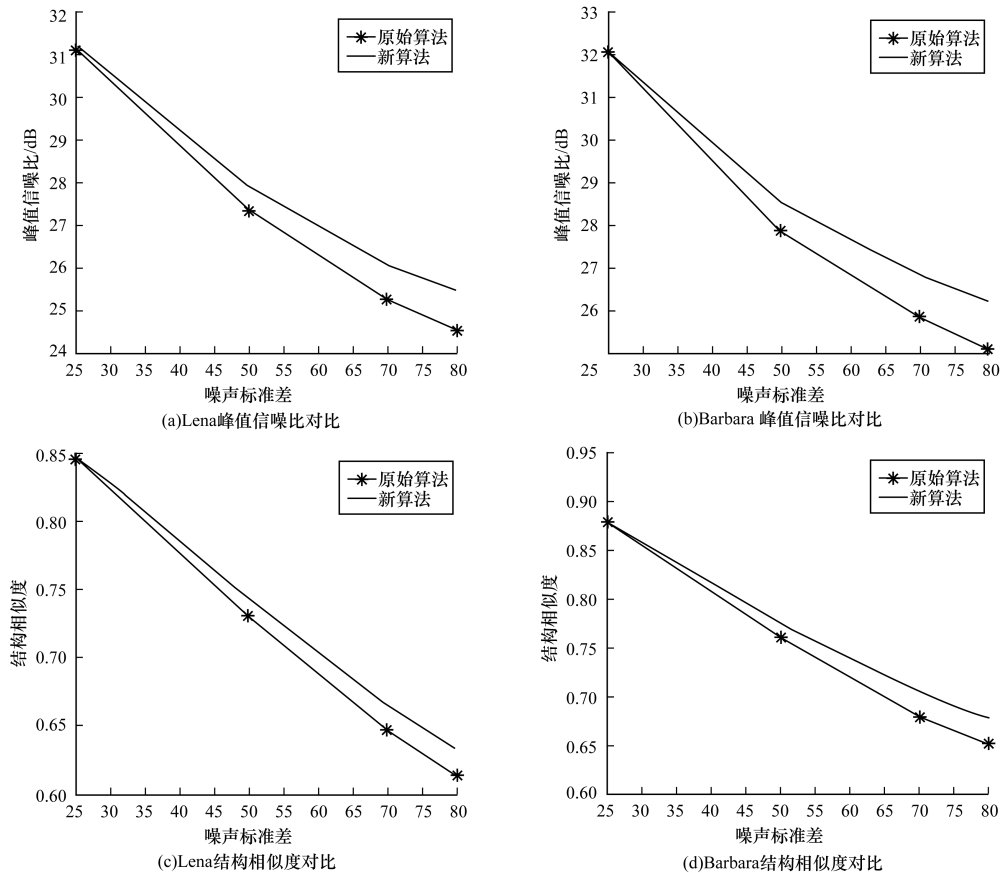


图9 斑点噪声下峰值信噪比和结构相似度对比

图 8 和图 9 分别是在椒盐噪声和斑点噪声下 Lena 和 Barbara 的峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM) 曲线。从图中可以看出, 新算法 (NMI-NLM) 在 2 种类型的噪声下无论是峰值信噪比还是结构相似度都明显好于经典非局部均值去噪算法 (NLM)。

#### 4 结束语

本文提出用归一化转动惯量增加相似度度量的非局部均值 (NMI-NLM) 去噪算法。将归一化转动惯量特征应用到非局部均值去噪算法中, 以衡量 2 个邻域块间的相似性, 从而匹配图像中的局部自相似块。实验结果表明, 该算法能更好地保持图像的细节和纹理特征。下一步工作是对于滤波参数进行研究, 以达到更好的去噪效果。

#### 参考文献

- [ 1 ] 陈秋琦. 数字图像处理学 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2001.
- [ 2 ] Chang S G, Yu B, Vetterli M. Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9 (9): 1532-1546.
- [ 3 ] Tomasi C, Manduchi R. Bilateral Filtering for Gray and Color Images [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision. Bombay, India: IEEE Press, 1998: 839-846.
- [ 4 ] Dong Weisheng, Li Xin, Zhang Lei. Sparsity-based Image Denoising via Dictionary Learning and Structural Clustering [J]. IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition, 2011, 42 (7): 457-464.
- [ 5 ] Buades A, Coll B, Morel J M. A Non-local Algorithm for Image Denoising [C] // Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2005: 60-65.
- [ 6 ] Mahmoudi M, Sapiro G. Fast Image and Video Denoising via Nonlocal Means of Similar Neighborhoods [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2005, 12 (12): 839-842.
- [ 7 ] Coupe P Y, Prima S. An Optimized Blockwise Non-local Means Denoising Filter for 3D Magnetic Resonance Images [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2008, 27 (4): 425-441.
- [ 8 ] 刘晓明, 田雨, 何徽, 等. 一种改进的非局部均值图像去噪算法 [J]. 计算机工程, 2012, 38 (4): 199-201.
- [ 9 ] 单建华. 改进权重函数的非局部均值去噪算法 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17 (10): 1227-1231.
- [ 10 ] Zhong Hua, Yang Chen, Zhang Xiaohua. A New Weight for Nonlocal Means Denoising Using Method Noise [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2012, 19 (8): 535-538.
- [ 11 ] Deledall C A, Duval V, Salmon J. Non-local Methods with Shape Adaptive Patches [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2012, 43 (2): 103-120.
- [ 12 ] Zeng Weili, Lu Xiaobo. Region-based Non-local Means Algorithm for Noise Removal [J]. Electronics Letters, 2011, 47 (20): 1125-1127.
- [ 13 ] 杨小冈, 付光远, 缪栋, 等. 基于图像 NMI 特征的目标识别新方法 [J]. 计算机工程, 2002, 28 (6): 149-151.
- [ 14 ] 陆方杰, 夏顺仁. 基于归一化转动惯量的显微图像拼接算法 [J]. 中国医疗器械杂志, 2007, 28 (6): 404-406.
- [ 15 ] Buades A, Coll B, Morel J M. A Review of Image Denoising Algorithms with a New One [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling and Simulation, 2005, 4 (2): 490-530.

编辑 刘冰

(上接第 253 页)

#### 参考文献

- [ 1 ] 胡全, 王霓虹, 邱兆文. 图像检索技术研究进展 [J]. 森林工程, 2007, 23 (4): 25-27.
- [ 2 ] Yang Hongying, Li Yongwei, Li Weiyi, et al. Content-based Image Retrieval Using Local Visual Attention Feature [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25 (6): 1308-1323.
- [ 3 ] Talib A, Mahmuddin M, Husni H, et al. A Weighted Dominant Color Descriptor for Content-based Image Retrieval [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24 (3): 345-360.
- [ 4 ] 董卫军, 周明全, 耿国华. 基于综合特征图像检索技术研究 [J]. 计算机应用与软件, 2006, 22 (11): 34-35.
- [ 5 ] 韦东兴, 陈晓云, 徐荣聪. 基于角点检测的图像形状特征提取方法 [J]. 计算机工程, 2010, 36 (4): 220-222.
- [ 6 ] 黎向阳, 吴敏华, 施智平. 基于 Gabor 变换域的积分直方图鞋印图像检索 [J]. 计算机应用与软件, 2015, 32 (3): 215-219.
- [ 7 ] 周东尧, 伍岳庆, 姚宇. 基于全局特征和尺度不变特征转换特征融合的医学图像检索 [J]. 计算机应用, 2015, 35 (4): 1097-1100, 1105.
- [ 8 ] Swain M J, Ballard D H. Color Indexing [J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7 (1): 11-32.
- [ 9 ] Liu Guanghai, Yang Jingyu. Content-based Image Retrieval Using Color Difference Histogram [J]. Pattern Recognition, 2013, 46 (1): 188-198.
- [ 10 ] 周芳, 王鹏波, 李春升. 遥感图像融合效果评估方法 [J]. 现代雷达, 2013, 35 (3): 19-23.
- [ 11 ] Walia E, Pal A. Fusion Framework for Effective Color Image Retrieval [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25 (6): 1335-1348.
- [ 12 ] Wang Xingyuan, Wang Zongyu. A Novel Method for Image Retrieval Based on Structure Elements' Descriptor [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2013, 24 (1): 63-74.
- [ 13 ] Liu Guanghai, Li Zuoyong, Zhang Lei, et al. Image Retrieval Based on Micro-structure Descriptor [J]. Pattern Recognition, 2011, 44 (9): 2123-2133.
- [ 14 ] Liu Guanghai, Zhang Lei, Hou Yingkun, et al. Image Retrieval Based on Multi-texton Histogram [J]. Pattern Recognition, 2010, 43 (7): 2380-2389.
- [ 15 ] Zhang Ming, Zhang Ke, Feng Qinghe, et al. A Novel Image Retrieval Method Based on Hybrid Information Descriptors [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25 (7): 1574-1587.
- [ 16 ] 于丽莉, 戴青. 一种改进的 SIFT 特征匹配算法 [J]. 计算机工程, 2011, 37 (2): 210-212.

编辑 顾逸斐