

# 一种基于改进非局部均值滤波算法的红外图像去噪

郭晨龙<sup>1,2</sup>, 赵旭阳<sup>3</sup>, 郑海燕<sup>4</sup>, 梁锡宁<sup>1,2</sup>

(1. 光电控制技术重点实验室, 河南 洛阳 471000; 2. 航空工业洛阳电光设备研究所, 河南 洛阳 471000;

3. 吉林大学, 吉林 长春 130022; 4. 上海大学, 上海 200444)

**摘要:** 提出了一种基于梯度信息的结构相似性算法改进的红外图像非局部均值滤波方法。传统的非局部均值滤波算法采用欧氏距离度量图像块之间的相似性, 因而不能够很好地衡量图像细节和边缘信息, 导致滤波后图像模糊失真。针对此问题, 采用结构相似性度量 (structural similarity, SSIM) 算法对欧氏距离进行加权改进, 针对普通的 SSIM 边缘信息评价能力的不足, 提出了带有梯度信息的 GSSIM 算法, 实验结果表明本方法在保持非局部均值 (Non-Local Means, NLM) 滤波算法去噪能力的同时还能够较好地保持图像的边缘和细节信息。

**关键词:** 非局部均值滤波; 图像梯度; 结构相似性度量; 红外图像

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2018)07-0638-04

## Infrared Image Denoising Method Based on Improved Non-local Means Filter

GUO Chenlong<sup>1,2</sup>, ZHAO Xuyang<sup>3</sup>, ZHENG Haiyan<sup>4</sup>, LIANG Xining<sup>1,2</sup>

(1. Science and Technology on Electro-optic Control Laboratory, Luoyang 471000, China;

2. Luoyang Institute of Electro-optical Equipment, AVIC, Luoyang 471000, China;

3. Jilin University, Changchun 130022, China; 4. Shanghai university, Shanghai 200444, China)

**Abstract:** In this paper, an improved infrared image non-local means (NLM) filtering method is proposed based on gradient information. The traditional nonlocal average filtering algorithm uses Euclidean distance to measure the similarity between image blocks. Therefore, it cannot measure the image detail and edge information accurately and causes blurring distortion after filtering. The structural similarity (SSIM) algorithm utilizes the weighted Euclidean distance. To have a better edge information evaluation ability, the GSSIM algorithm is used here with gradient information. The experimental results show that while maintaining the NLM filter denoising ability, this method is better able to preserve the image edge and detail information.

**Key words:** non-local mean filtering, image gradient, structural similarity measures, infrared image

## 0 引言

红外探测技术已经普遍被用于机载红外搜索系统等各种军用领域<sup>[1]</sup>。但是受到红外探测器工艺水平的限制以及探测器信号采集处理电路中暗电流等的信号污染, 红外成像系统输出的图像往往具有较高的噪声, 这使得红外系统的侦测与跟踪能力大幅度降低。如何从含有噪声的红外图像中最大程度地恢复出原始图像信息具有十分重要的意义。

目前红外图像的去噪方法主要分为空域法和频域法两大方向。空域的方法主要有中值滤波、均值滤波、

收稿日期: 2018-01-15; 修订日期: 2018-06-09.

作者简介: 郭晨龙 (1988-), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为光电系统测试。

基金项目: 国家自然科学基金 (60974005); 航空科学基金 (20135179007)。

638

高斯滤波、双边滤波、维纳滤波等。频域滤波主要是对图像进行频域变换在频域空间进行滤波, 如频域的高斯滤波、巴特沃斯滤波, 还有小波阈值滤波等<sup>[2]</sup>。

上述方法都没有考虑到图像的结构信息, 造成的影响是图像的细节丧失过多, 在去噪的同时造成图像过于模糊。Buades 利用图像的自相似的特征提出了非局部均值滤波算法<sup>[3-4]</sup>, 该算法考虑到了图像的局部信息之间的相似度, 然后利用这些相似度信息对图像进行高斯加权平均处理, 因而取得了较好的效果<sup>[5]</sup>。

但是 Buades 的 NLM 算法只是考虑到图像块像素数值之间的欧氏距离作为权值的计算标准, 这样就不

能很好地衡量图像的细节或者边缘信息,它虽然相比传统的高斯滤波等有所改善,但是依然会造成图像细节和边缘信息的大量丧失<sup>[6]</sup>,文献[7]提出了一种结合双边滤波的思路对像素的距离采用空间欧氏距离进行加权的方法,并且取得一定效果。受此启发,为了在滤波的同时最大限度地保持图像的细节和边缘,本文提出了采用结构相似性度量( SSIM) 算法<sup>[8-10]</sup>去改善 NLM 算法的方法,针对传统 SSIM 算法对边缘度量能力的不足,提出了采用梯度变换的 GSSIM<sup>[11]</sup>算法与 NLM 算法进行结合的方法(后文缩写为 GNLM) 算法,实验结果表明本文改进的 GNLM 算法在保持普通 NLM 算法滤波性能的同时还能够较好地保留图像的细节和边缘信息。

## 1 非局部均值滤波

通常对于加性的噪声,一副噪声失真的图像可以近似描述为原始图像和高斯白噪声的累加,如下列公式(1)所示:

$$v(i) = u(i) + \sigma n(i) \quad (1)$$

而图像去噪的本质就是从含有噪声的图像  $v(i)$  中把原始图像  $u(i)$  最大限度无失真地恢复出来。非局部均值滤波的方法就是通过衡量图像邻域块的相似性构造加权系数对图像进行加权平均处理,从而获得去噪的能力。NLM 的核心算法如下列公式(2)所示:

$$\tilde{u}(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) v(j) \quad (2)$$

式中:  $v(j)$  表示的是噪声失真图像;  $\tilde{u}(i)$  是对原始图像  $u$  的估计值也就是滤波后的图像;  $\Omega$  表示的是每个像素进行邻域框加权的邻域框搜索区域;  $w(i, j)$  表示当前像素的邻域  $N(j)$  和它在  $\Omega$  范围内的对比块  $N(i)$  之间的权值系数,通常这个权值系数采用高斯加权的欧氏距离进行度量:

$$\begin{aligned} \text{distance}_{i,j} &= \|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2 / h^2 \\ w(i, j) &= \exp(-\|v(N_i) - v(N_j)\|_{2,a}^2 / h^2) / z(i) \end{aligned} \quad (3)$$

式中:  $z(i)$  为对权值进行归一化的归一化参数,将权值  $w(i, j)$  都处理到 [0 1] 之间。

## 2 NLM 算法的改进

在上文 NLM 算法中,公式(3)采用欧氏距离进行相似性度量,这种方法对纹理细节或者边缘轮廓信息较多的区域相似性度量能力较弱,很可能两个欧氏距离相同的图像块具有完全不同的纹理特性,这就导致去噪后图像边缘模糊。为了解决这个问题,下文提出了采用改进 SSIM 算法结合欧氏距离进行结构相似性

度量的方法。

### 2.1 结构相似度量算法 (SSIM)

SSIM (Structural Similarity) 结构相似性度量算法考虑到了人的视觉感知机制,人眼的视觉系统最主要的功能就是从图像中提取出所蕴含的结构信息,而 SSIM 算法就是模拟了人眼对结构信息度量能力的一种方法。SSIM 算法选择图像中对应的图像块来进行计算,两个  $K \times K$  的图像块  $x$  和  $y$  之间的 SSIM 如公式(4)所示:

$$\begin{aligned} \text{SSIM}(x, y) &= \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)} \times \frac{(\sigma_{xy} + C_2)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \times \\ &\quad \frac{(2\sigma_x\sigma_y + C_3)}{(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_3)} \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $\mu_x$  和  $\mu_y$  分别为两个图像块的均值,  $\sigma_x$  和  $\sigma_y$  表示两个图块的方差,  $\sigma_{xy}$  为两个图像块的协方差,  $C_1$ 、 $C_2$ 、 $C_3$  为克服分母为 0 的一个极小的参数。

### 2.2 含有梯度信息的 SSIM 算法改进 NLM

普通的 SSIM 算法对模糊失真的突变的边缘特性仍然不能够很好地度量,因而我们考虑到结合梯度信息来改进 SSIM 算法(下文中都叫 GSSIM)。

首先采用高斯滤波对原始图像进行平滑处理,以克服噪声对边缘检测造成的突变。

随后采用 Sobel 算子对图像进行梯度计算,采用的 Sobel 算子如图 1 所示。

-1	0	1
-2	0	2
-1	1	1

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

图 1 水平方向和垂直方向的 Sobel 算子

Fig.1 Sobel operator in horizontal and vertical directions

采用 Sobel 算子求取图像水平和垂直方向的方向梯度 gradiendx 和 gradiendy,然后进行绝对值累加获得图像像素的梯度幅值图像,如公式(5)所示:

$$Gimg_{i,j} = |gradiendx_{i,j}| + |gradiendy_{i,j}| \quad (5)$$

求取梯度图像的方差  $g\sigma_x$ ,  $g\sigma_y$  以及协方差  $g\sigma_{xy}$  带入到公式(4)中进行替换,我们可以得到带有梯度信息的结构相似性度量方程 GSSIM,如公式(6)所示:

$$\begin{aligned} \text{GSSIM}(x, y) &= \frac{(2\mu_x\mu_y + C_1)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + C_1)} \times \frac{(g\sigma_{xy} + C_2)}{(g\sigma_x^2 + g\sigma_y^2 + C_2)} \times \\ &\quad \frac{(2g\sigma_x g\sigma_y + C_3)}{(g\sigma_x^2 + g\sigma_y^2 + C_3)} \end{aligned} \quad (6)$$

公式(6)的范围在 [-1,1] 之间,通过如下处理把它处理到取值范围 [0 1] 之间:

$$GS(i, j) = \frac{1 - GSSIM(i, j)}{2} \quad (7)$$

对于 NLM 算法我们在求得一个像素  $Q$  邻域搜索框内的欧氏距离  $distance_{i,j}$  以后, 同样可以求得它的  $GS(i, j)$ ,  $GS(i, j)$  越大两个图像块的结构相似性越低, 这和 NLM 算法中权值的单调性是一致的, 单一的欧氏距离不能够很好地衡量邻域块细节的多少, 采用了带有梯度信息的 GSSIM 对其加权就把边缘信息相似的图像块的权值提高, 而边缘信息相似度较低的图像块的权值会被降低, 从而达到提高图像滤波后细节的能力。改进的欧氏距离的方程如公式(8)所示:

$$gdist_{i,j} = \frac{GSSIM(i, j)}{\text{mean}(GSSIM)} \left\| v(N_i) - v(N_j) \right\|_{2,a}^2 / h^2 \quad (8)$$

公式中除以平均值的目的是对其进行归一化处理, 使得结构相似度低的欧氏距离变小, 而结构相似度高的图像块欧氏距离变大, 使得它的纹理信息能够更加凸显, 于是 NLM 的权值公式可以更新为公式(9):

$$gw(i, j) = \exp(-\left\| v(N_i) - v(N_j) \right\|_{2,a}^2 \times \frac{GSSIM(i, j)}{\text{mean}(GSSIM)} / h^2) / z(i) \quad (9)$$

### 3 实验与分析



(a) 建筑物红外场景  
(a) Building infrared scene



(b) 坦克红外场景  
(b) Tank infrared scene



(c) 高速公路红外场景  
(c) Highway infrared scene

图 2 用于指标对比的试验素材 Fig.2 Test materials for index comparison



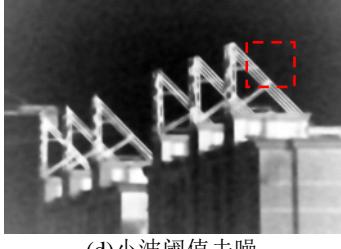
(a) 高斯滤波 (a) Gaussian filter



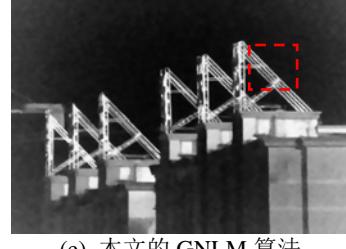
(b) 巴特沃斯滤波器 (b) Butterworth filter



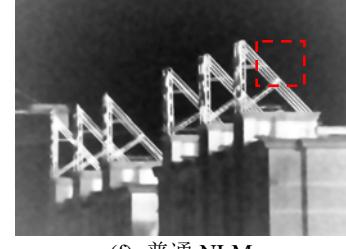
(c) 双边滤波 (c) Bilateral filtering



(d) 小波阈值去噪  
(d) Wavelet threshold denoising



(e) 本文的 GNLM 算法  
(e) GNLM algorithm in this paper



(f) 普通 NLM  
(f) Ordinary NLM

图 3 建筑物红外图像进行几种算法的性能测试 Fig.3 Performance test of several algorithms in infrared images of buildings

图 2 为本文的 3 种红外图像实验素材。图 3 为对加有标准差 10 的高斯噪声污染的建筑物红外图像采用不同滤波算法进行滤波的实验结果。对比算法分别为高斯滤波、巴特沃斯滤波器、双边滤波、小波阈值去噪、普通 NLM 算法和本文的 GNLM 算法。为了进行有效的对比, 本文中的普通 NLM 算法和改进的 GNLM 算法均选用  $5 \times 5$  的邻域框进行试验。

从图 3 的几组实验对比的结果图上可以看出: 加入了梯度信息的 SSIM 改进的 NLM 算法 (实验结果在图 3(e)) 在取得滤波的性能的同时, 还能够更好地保持图片的边缘和纹理信息。而其他几种算法去噪声的同时都造成了边缘信息损失严重, 产生图像模糊的感官现象。

为了进一步对比本文的算法, 我们分别采用上图 2 所示的 3 种场景进行实验, 3 种场景分别加入标准差为 10、25、50 的高斯噪声。分别采用普通的 NLM 滤波算法和本文的 GNLM 滤波算法以及小波阈值去噪进行实验对比, 实验结果采用与原始图像之间的峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 和平均结构相似度 (Mean Structural SIMilarity, MSSIM) 进行评价。实验结果如表 1、2、3 所示。

表1 建筑物场景图3种方法的实验对比指标

Table 1 Experimental comparison indexes of three methods in building scene diagram

Methods	Evaluation index	Standard deviation of noise		
		10	25	50
NLM	PSNR	32.2	31.3	27.5
	MSSIM	0.82	0.76	0.71
GNLM	PSNR	38.8	37.1	31.9
	MSSIM	0.87	0.81	0.73
Wavelet	PSNR	30.7	29.6	26.5
	MSSIM	0.78	0.74	0.66

表2 坦克红外场景图3种方法的实验对比指标

Table 2 Experimental comparison indexes of three methods in the infrared scene of tank

Methods	Evaluation index	Standard deviation of noise		
		10	25	50
NLM	PSNR	44.3	41.2	39.7
	MSSIM	0.90	0.85	0.77
GNLM	PSNR	45.6	42.1	40.3
	MSSIM	0.92	0.87	0.81
Wavelet	PSNR	40.7	40.6	36.5
	MSSIM	0.88	0.82	0.74

表3 高速公路红外场景图3种方法的实验对比指标

Table 3 Experimental comparison indexes of three methods in infrared scene of expressway

Methods	Evaluation index	Standard deviation of noise		
		10	25	50
NLM	PSNR	31.3	29.6	25.2
	MSSIM	0.85	0.81	0.72
GNLM	PSNR	31.8	30.4	26.7
	MSSIM	0.87	0.84	0.78
Wavelet	PSNR	31.2	29.1	23.5
	MSSIM	0.83	0.79	0.69

从实验结果可以看出本文的算法在 PNSR 和 MSSIM 两个指标上都要优于普通的 NLM 算法以及传统的小波阈值去噪等算法。

#### 4 结束语

普通的非局部均值算法采用像素值的高斯加权欧氏距离进行像素块之间的信息相似性度量, 因而忽略了搜索区域内的图像块与块之间的细节相似信息, 不能很好地获得红外图像去噪后的细节纹理, 造成图像模糊, 边缘信息失真度较高。

引入了带有梯度信息的 SSIM 算法对欧氏距离进行加权以后能够更好地凸显出图像的细节信息, 实验结果表明本文的算法在红外图像去噪声上相对传统的 NLM 算法去噪效果和保持纹理信息的能力上都有一定的提高。

#### 参考文献:

[1] 李富栋. 机载红外搜索与跟踪系统的现状与发展[J]. 激光与红外, 2008(5): 409-412.

LI Fudong. Status and Development of Airborne IRST Systems[J]. *LASER & INFRARED*, 2008(5): 409-412.

[2] 张小华, 陈佳伟, 孟红云. 基于方向增强邻域窗和非下采样 Shearlet 描述子的非局部均值图像去噪[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(11): 2634-2639.

ZHANG X H, CHEN J W, MENG H Y, et al. A Non-local Means Filter Image Denoising with Directional Enhancement Neighborhood Windows and Non-subsampled Shearlet Feature Descriptors[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(11): 2634-2639.

[3] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//*Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE*, 2005: 60-65.

[4] Buades A, Coll B, Morel J M. A Review of Image Denoising Algorithms, with a New One[J]. *Siam Journal on Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, 4(2): 490-530.

[5] 孙伟峰, 彭玉华. 一种改进的非局部平均去噪方法[J]. 电子学报, 2010, 38(4): 923-928.

SUN Weifeng, PENG Yuhua. An Improved Non-Local Means De-noising Approach[J]. *ACTA ELECTRONICA SINICA*, 2010, 38(4): 923-928.

[6] 易子麒, 伊东, 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.

YI Zilin, YIN Dong, HU Anzhou, et al. SAR Image Despeckling Based on Non-local Means Filter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(4): 950-955.

[7] 韩震, 王红斌, 余正涛, 等. 双边非局部均值滤波图像去噪算法[J]. 传感器与微系统, 2016, 35(6): 124-127, 131.

HAN Zhen, WANG Hongbin, YU Zhengtao, et al. Bilateral non-local means filtering method for image denoising[J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2016, 35(6): 124-127, 131.

[8] 杨春玲, 徐小琳. 重视边缘区域的结构相似度图像质量评价[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(12): 2133-2139.

YANG Chunling, XU Xiaolin. Structural similarity highlighting edge regions for image quality assessment[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(12): 2133-2139.

[9] 吕丹, 毕笃彦. 基于结构相似的 DCT 域图像质量评价[J]. 吉林大学学报: 工学版, 2011, 41(6): 771-776.

LYU Dan, BI Duyan. Image quality assessment in DCT domain based on structural similarity[J]. *Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition*, 2011, 41(6): 771-776.

[10] 范媛媛, 沈湘衡, 桑英军. 基于对比度敏感度的无参考图像清晰度评价[J]. 光学精密工程, 2011, 19(10): 2485-2493.

FAN Yuanyuan, SHEN Xiangheng, SANG Yingjun. No reference image sharpness assessment based on contrast sensitivity[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 19(10): 2485-2493.

[11] 段影影, 陈武凡, 冯前进, 等. 医学图像质量评价中的梯度加权 SSIM[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(24): 205-210.

DUAN Yingying, CHEN Wufan, FENG Qianjin, et al. Gradient-weighted SSIM based medical image quality assessment[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(24): 205-210.