

基于改进非局部均值的红外图像混合噪声去除方法

李方舟^{1,2,3,4,5}, 赵耀宏^{1,2,4,5*}, 向伟^{1,2,4,5}, 刘海峥^{1,2,4,5}

- (1. 中国科学院沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;
2. 中国科学院机器人和智能制造创新研究院, 辽宁 沈阳 110016;
3. 中国科学院大学, 北京 100049;
4. 中国科学院光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;
5. 辽宁省图像理解与计算机视觉重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

摘要:传统的去噪算法无法有效去除红外图像中的条纹与随机混合噪声。针对这一问题,提出了一种改进的基于非局部均值(NL-means)的混合噪声去除方法。首先,分析了非局部均值算法处理混合噪声的问题,并用一组实验分析了红外图像块中混合噪声的特性。根据实验结果,文中用有色高斯模型对混合噪声进行建模,并基于 Mahalanobis 距离改进了传统的基于欧氏距离的块相似性度量方法,使之对图像中不同复杂程度的区域进行自适应。仿真和真实数据实验均表明:文中算法相比于传统的图像去噪算法,能较好地去除条纹与随机混合噪声。

关键词: 图像去噪; 单帧去条纹; 红外图像; 非局部均值

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201948.S128001

Infrared image mixed noise removal method based on improved NL-means

Li Fangzhou^{1,2,3,4,5}, Zhao Yaohong^{1,2,4,5*}, Xiang Wei^{1,2,4,5}, Liu Haizheng^{1,2,4,5}

- (1. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
2. Institutes for Robotics and Intelligent Manufacturing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;
4. Key Laboratory of Opto-electronic Information Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;
5. The Key Laboratory of Image Understanding and Computer Vision, Shenyang 110016, China)

Abstract: Typical denoising algorithm were unable to effectively remove the mixed noise of stripe and random noise in infrared images. To solve this problem, an improved NL-means filter was proposed. Firstly, the problem in NL-means algorithm dealing with mixed noise was analyzed, and an experiment was performed to analyze the characteristic of the mixed noise in image patches of infrared images. Based on the experiment results, the mixed noise was modelled using colored Gaussian model, and

收稿日期: 2018-11-01; 修订日期: 2018-12-14

基金项目: 装备预研领域基金(61404150203)

作者简介: 李方舟(1993-), 男, 硕士生, 主要从事红外图像处理等方面的研究。Email: lifangzhou@sia.cn

导师简介: 赵耀宏(1979-), 男, 研究员, 硕士生导师, 博士, 主要从事图像处理等方面的研究。Email: zhaoyaohong@sia.cn

the ordinary patch similarity index was improved using Mahalanobis distance instead of Euclidean distance, so that it adapts to the local with different complexity in the image. Both simulated and real data experiments show that the algorithm can effectively remove the stripe and random mixed noise compared with traditional image denoising algorithms.

Key words: image denoising; single-frame-based destriping; infrared image; NL-means

0 引言

受材料与制造工艺的限制, 红外探测器的读出电路在特性上会有小幅度的变化, 这种变化反映在采集的图像上为固定图案噪声(FPN)^[1]。FPN 一般表现为条纹与高频噪声的混合, 其中条纹噪声是一种特殊的 FPN, 其来源于列放大器的非均匀性, 表现为一种垂直的低频信号。除此之外, 红外图像中同样存在着来源于探测器读出电路的热噪声, 一般表现为时变的随机噪声。两种噪声对探测器后续的应用具有明显的负面影响, 因此需要首先对噪声进行去除。传统的非均匀校正(NUC)领域对去除 FPN 做了大量的研究。NUC 方法可以分为两大类: 基于标定的方法^[2]和基于场景^[3-4]的方法。基于标定的方法受时漂/温漂的影响, 不能实时的更新校正系数。基于场景的方法一般分为多帧方法和单帧方法。多帧方法^[3-4]需要多帧数据来进行时域高通滤波以此去除 FPN, 因此需要场景运动充分, 否则将会出现鬼影现象(Ghosting Artifact)。单帧去条纹方法利用了条纹噪声的方向特性, 参考文献[5]提出含条纹噪声图像的列对比度差异主要来自于条纹噪声, 通过对相邻几列数据进行中值直方图均衡化, 条纹噪声可以得到去除。参考文献[6]用图像横向梯度指导边缘检测, 以此在保持纵向变分的前提下约束横向变分, 从而去除条纹噪声。基于单帧去条纹噪声的方法易受随机噪声干扰, 从而导致细节模糊^[7]。

随机噪声去除在计算机视觉领域得到了广泛的研究。其中基于块匹配^[8-10]的图像去噪算法取得了较好的效果, 这类算法假设自然场景具有结构上的自相似性, 并且这种相似性可以通过图像块来得到充分的利用。非局部均值(NL-means)算法^[8]对图像进行加权平均来去除噪声, 其权值由参考像素为中心的图像块之差的欧氏距离求得。除此之外, 块匹配同

样可以增强变换域下的去噪效果, BM3D 算法^[9]首先搜集相似的图像块并对其进行三维 DCT 变换, 之后在频域上进行硬阈值和经验维纳滤波, NL-bayes 算法^[10]则将图像块组变换到其主要成分空间上滤波。基于块匹配的去噪算法能较好的去除白噪声, 但对结构明显的条纹噪声适应性不好。

文中在分析 NL-means 算法的基础上, 对图像块中的混合噪声进行建模和参数估计, 并基于该噪声模型改进了图像块相似性度量, 使之能在平坦区域有效去除条纹噪声, 在复杂区域能保护图像细节, 从而达到同时去除条纹与随机混合噪声的目的。

1 NL-means 问题分析

NL-means 算法假设自然图像中往往存在着高度的自相关性, 这种自相关性不仅仅在于其灰度值相近, 还在于其几何结构相似^[11]。结构相似性可以由图像块之间的欧氏距离来度量。基于这种假设, 对于受加性噪声污染的图像:

$$y_{i,j} = x_{i,j} + n_{i,j} \quad (1)$$

式中: y 为含噪观测图像; x 为真实图像; n 为加性白噪声; (i, j) 表示对应坐标处的像素。NL-means 算法估计得到的清晰图像为:

$$x_{i,j}^{NL} = \frac{\sum_{k,g \in \Omega_j} \omega_{k,g,i,j}^{NL} y_{k,g}}{\sum_{k,g \in \Omega_j} \omega_{k,g,i,j}^{NL}} \quad (2)$$

式中: Ω_j 表示以 (i, j) 为中心的局部区域。权值 $\omega_{k,g,i,j}^{NL}$ 由指数函数映射 (k, g) 与 (i, j) 处图像块之间的距离得到:

$$\omega_{k,g,i,j} = \exp(-d(y_{k,g}, y_{i,j}) / (h^2 r^2)) \quad (3)$$

式中: $y_{i,j}$ 表示以 (i, j) 为中心的 $r \times r$ 的图像块按字典顺序整理得到的向量; h^2 为滤波强度系数。NL-means 用欧氏距离作为块的相似性度量:

$$d(y_{k,g}, y_{i,j}) = \|y_{k,g} - y_{i,j}\|_2^2 \quad (4)$$

NL-means 对白噪声有较好的抑制效果,但处理在非制冷红外图像中的随机与条纹混合噪声时效果不理想,图 1 为一组 NL-means 处理红外图像的效果(红色方框表示了一处平坦区域,蓝色方框为一处复杂区域),从滤波结果中可以看出:

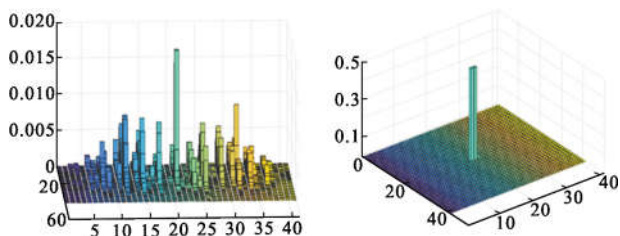
- (1) 背景平坦区域含有明显的残留条纹噪声。
- (2) 建筑物细节处的残留条纹相对较少。



(a) 含噪声红外图像 (b) 非局部均值滤波结果
(a) Noisy infrared image (b) NL-means filtering result

图 1 NL-means 算法处理非制冷红外图像中遇到的问题
Fig.1 Problems aroused when using NL-means to process an uncooled infrared image

为了分析问题原因,图 2 提取了 NL-means 滤波过程中的两处滤波核。图 2(a)对应图 1 中的红色区域的滤波核,该区域背景平坦,理想中此处滤波核应该平均分布。但观察到该滤波核呈垂直分布,其中



(a) 平坦区域滤波核 (b) 复杂区域滤波核
(a) Flat area filtering kernel (b) Detail area filtering kernel

图 2 图 1 中的两处滤波核的三维柱状图

Fig.2 3D histogram of two filtering kernels in Fig.1

与参考像素同一纵列的像素权重最高,同时周围相近的条纹噪声也获得了较高的权重,导致每个纵列的像素在加权平均中权值接近,最终导致滤波结果同样呈纵向分布。图 2(b)对应图 1 蓝色区域的滤波核,从原图中观察到,该区域包含结构明显的细节信息,如窗户边缘等,局部信噪比较高,因此该滤波核受条纹噪声影响较小,滤波结果中条纹噪声不明显。从上面 NL-means 滤波结果的分析中,可以得到两点结论:

(1) 欧氏距离下, $d(y_{k,g}, y_{i,j})$ 不能有效摆脱条纹噪声的干扰,导致滤波核垂直分布。这是 NL-means 滤波结果中残留条纹噪声明显的主要原因。因此需要改进块相似性度量。

(2) 在图像细节区域,因其信噪比较高,所以原始的欧氏距离度量依然可靠,因此改进的距离度量需要对场景的复杂程度进行自适应。

2 文中算法

2.1 混合噪声模型

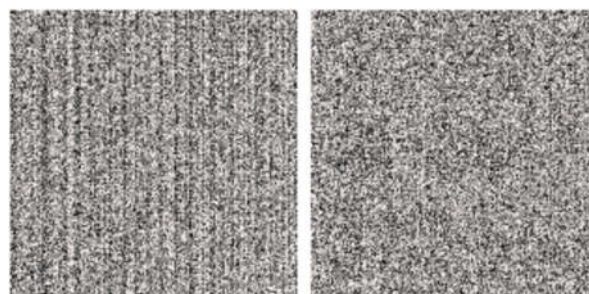
为了改进块相似性度量,分析了一组黑体实验数据中图像块内噪声的特性。数据由笔者课题组搭建的非制冷红外成像系统采集得到,该系统采用了长波红外探测器,其面阵尺寸为 640×512 ,工作波长为 $17 \mu\text{m}$ 。

文中保持该探测器长时间开机,当观测到图像上出现了明显的温漂现象时,迅速采集一组黑体图像数据 $U_{i,j}(n)$,其中 $i, j=1, \dots, H, W$ 为图像的高与宽, $n=1, \dots, N$ 为采集到图像的帧数。将 N 帧图像求平均得到固定图案的估计值 FPN,并选取其第 k 帧从中减去 FPN 得到随机噪声的一个估计值 RND:

$$\text{FPN}_{i,j} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N U_{i,j}(n) \quad (5)$$

$$\text{RND}_{i,j} = U_{i,j}(k) - \text{FPN}_{i,j} \quad (6)$$

从图 3 所示的结果可以看出,在 FPN 和 RND 中,各像素独立同分布的白噪声都占据了主要地位。但同时 FPN 中还包含着明显的纵向条纹噪声,为了研究其自相关特性,文中将图像分解为图像块并估计其统计特性。



(a) 固定图案噪声 (b) 随机噪声
(a) FPN (b) RND

图 3 从黑体图像数据中估计得到固定图案噪声和随机噪声

Fig.3 FPN and RND estimated from a group of blackbody images

首先, 将图像分解为 $r \times r$ 的图像块并将其按字典顺序整理为 $r^2 \times 1$ 的列向量, 总计得到 $M=(H-r+1) \times (W-r+1)$ 个向量。令 v_k 为其中第 k 个向量, 假设所有向量彼此之间相互独立并服从同一个多维高斯分布, 其协方差矩阵可以用下式估计得到:

$$C = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^M (v_k - \mu)(v_k - \mu)^T \quad (7)$$

式中: μ 为所有向量 v_k 的均值。图 4(a)和图 4(b)分别为估计得到的 FPN 和 RND 在块观测模型下的噪声的协方差矩阵。可以看出, 两者主对角线上的强分量来自各像素上独立同分布的白噪声, 但除此之外, FPN 中还包含着块状的条纹噪声协方差分量。结果显示, 条纹噪声仅在同一列之内有明显的自相关, 在相邻两列上相互独立。

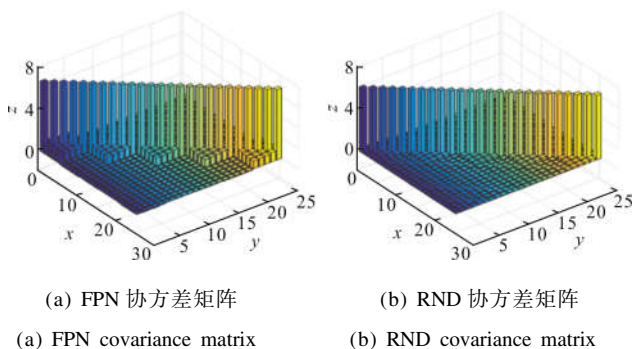


图 4 估计得到的 FPN 和 RND 的协方差矩阵

Fig.4 Estimated covariance matrix from FPN and RND

基于上面的实验, 文中用有色高斯模型来建模条纹与随机混合噪声。对于 $r \times r$ 的图像块, 将其整理为 $r^2 \times 1$ 的列向量 $y_{i,j}$:

$$y_{i,j} = x_{i,j} + n_{i,j} \quad (8)$$

式中: $x_{i,j}$ 为干净的图像块; $n_{i,j}$ 为 r^2 维有色高斯噪声, 其均值为零向量。协方差矩阵为:

$$C_n = \sigma_r^2 I + \sigma_s^2 O \quad (9)$$

式中: I 为 $r^2 \times r^2$ 单位矩阵; O 为 $r^2 \times r^2$ 的由若干全 1 矩阵构成的特殊的对角矩阵:

$$O = \begin{bmatrix} 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 1 \end{bmatrix}$$

式中: 1 为 $r \times r$ 的所有元素均为 1 的方阵; 0 为 $r \times r$ 的所有元素均为 0 的方阵。

2.2 模型参数估计

2.1 节得到了混合噪声的模型, 其中有两个未知

参数, 分别为随机噪声强度 σ_r 和条纹噪声强度 σ_s 。文中采用参考文献[12]方法对图像中的白噪声强度进行估计:

$$\sigma_r = \text{MAD}(HH) \quad (10)$$

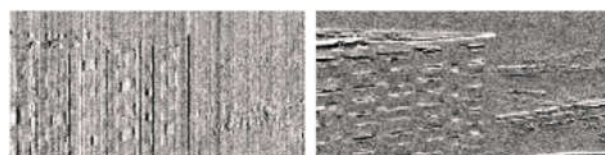
式中: HH 为对图像一阶小波分解得到的对角高频分量。MAD 为绝对中位差, 其表达式为:

$$\text{MAD}(a) = 1.4726 \times \text{median}(|a - \text{median}(a)|) \quad (11)$$

MAD 是对含极端值影响下的高斯分布数据标准差的鲁棒估计。因为小波分解下, 对角分量中不包含垂直方向低频的条纹噪声, 所以该算法对白噪声的强度估计不受条纹噪声干扰。

文中基于条纹噪声的方向特性, 利用不同方向的梯度图来估计条纹噪声。对含噪图像 y 分别做水平和垂直方向一阶差分, 得到两幅梯度图 ∇_{ky} 和 ∇_{y} , 图 5 为一组含噪图像的水平垂直梯度图。从图中可以看出, 垂直方向的梯度图 ∇_{y} 中不包含条纹噪声, 水平方向的梯度图 ∇_{ky} 中同时包含两种噪声。在背景平坦时, 两个差分算子能较好的抑制场景, 但图像的边缘依然被保留在差分图中。为了减弱梯度域下图像边缘的影响, 文中用绝对中位差 MAD 来减弱极端值在估计中的影响, 最终条纹噪声方差的估计为:

$$\sigma_s = \sqrt{(\text{MAD}(\nabla_{ky})^2 - \text{MAD}(\nabla_{y})^2) / 2} \quad (12)$$



(a) 水平梯度图 (a) Horizontal gradient map
(b) 垂直梯度图 (b) Vertical gradient map

图 5 含噪图像的水平垂直的一阶梯度图

Fig.5 Horizontal and vertical gradient maps of a noisy image

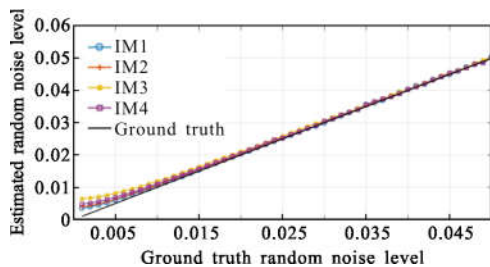
为了验证文中噪声强度参数估计的准确性, 对 4 幅模拟图像(IM1-4 见下文)添加了不同强度的噪声(随机噪声与条纹噪声强度相同)并进行仿真实验, 结果如图 6 所示。用平均绝对误差 \hat{e} 衡量估计精度:

$$\hat{e} = \frac{|\hat{\sigma} - \sigma|}{\sigma} \times 100\% \quad (13)$$

式中: \hat{e} 描述了噪声强度的估计值相比于真实值的偏差程度。图 6 实验结果对应的平均绝对误差为:

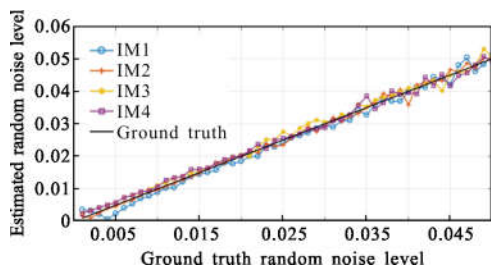
$$\hat{e}_r = 9.09\% \quad \hat{e}_s = 8.99\%$$

式中： \hat{e}_r 为公式(10)估计得到的随机噪声强度； \hat{e}_s 为公式(12)估计得到的条纹噪声强度。



(a) 随机噪声强度估计结果

(a) Random noise intensity estimation result



(b) 条纹噪声强度估计结果

(b) Stripe noise intensity estimation result

图 6 模拟含噪图像下的随机与条纹噪声强度估计结果

Fig.6 Results of stripe and random noise level estimation for simulated noisy images

2.3 基于混合噪声模型的块相似性度量

第 1 节分析结果显示，图像块之间的欧氏距离未能摆脱条纹噪声结构性的影响，因此文中去噪算法对 NL-means 进行改进，使用 Mahalanobis 距离^[13]进行块相似性度量：

$$\omega_{k,g,i,j} = \exp(-d_m(y_{k,g}, y_{i,j})/r^2) \quad (14)$$

式中： $d_m(y_{k,g}, y_{i,j})$ 表示图像块 $y_{k,g}$ 和 $y_{i,j}$ 之间Mahalanobis 距离。对于两个处于同一分布下的随机向量，Mahalanobis 距离能有效排除局部相关性的干扰。根据 2.1 节得到的噪声协方差矩阵 C_{rs} ，其表达式为：

$$d_m(y_{k,g}, y_{i,j}) = (y_{k,g} - y_{i,j})^T C_{rs}^{-1} (y_{k,g} - y_{i,j}) \quad (15)$$

式中： C_{rs}^{-1} 为噪声协方差矩阵的逆矩阵。对 C_{rs} 求逆并化简，可以得到：

$$C_{rs}^{-1} = \frac{1}{\sigma_r} \left(I - \frac{\sigma_s^2}{\sigma_r + r\sigma_s^2} O \right) \quad (16)$$

式中： I 为 $r^2 \times r^2$ 的单位阵； O 为 $r^2 \times r^2$ 的条纹噪声的

协方差矩阵。为了简化表达，文中引入两个系数：

$$\alpha = 1/\sigma_r^2 \quad (17)$$

$$\beta = \sigma_s^2 / (\sigma_r^2 + r\sigma_s^2) \quad (18)$$

式中： α 称为滤波系数； β 称为去条纹系数。将 C_{rs}^{-1} 代入距离函数中化简得到块相似性度量：

$$d_m(y_{k,g}, y_{i,j}) = \alpha (\|y_{k,g} - y_{i,j}\|_2^2 - \beta \| (O/\sqrt{r}) (y_{k,g} - y_{i,j}) \|_2^2) \quad (19)$$

从公式(19)中可以看出，马氏距离下的块相似性度量实质上是从图像块之间的欧氏距离中减去了一定比例的列均值向量的欧氏距离。当两图像块几乎一致时，此时列均值可以被认为是对该块中条纹噪声的粗糙估计。但该距离度量还存在两点问题：

(1) 没有衡量图像块之间条纹的相关性。同一纵列的图像块相减，其中不包含条纹噪声，此时距离度量应该为欧氏距离。

(2) 没有引入场景相关的特性。在场景复杂的区域，图像块之间的 Mahalanobis 距离反而不能很好的描述其相似性。

为了弥补上述两点不足，本节引入了一个场景相关的函数 $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 来代替 β ，其表达式为：

$$\psi(y_{i,j}, y_{k,g}) = \frac{1}{r} \delta(j-g) \exp\left(-\frac{\text{var}(y_{i,j} - y_{k,g})}{\gamma(\sigma_r^2 + \sigma_s^2)}\right) \quad (20)$$

式中： $\delta(j-g)$ 为分段函数：

$$\delta(j-g) = \begin{cases} 0 & j=g \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (21)$$

γ 调整权值函数的对比度 γ 越大，越多的区域会被认为是平坦的，从而去条纹强度越大。

这里对函数 $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 的性质进行分析。函数 $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 通过块方差来描述局部信息的复杂程度。当图像局部信息相对复杂时， $\text{var}(y_{i,j} - y_{k,g})$ 远大于噪声强度 $\sigma_r^2 + \sigma_s^2$ ，此时：

$$\psi(y_{i,j}, y_{k,g}) \rightarrow 0 \quad (22)$$

距离度量接近于欧氏距离，能有效保护图像细节。

对于平坦区域，图像块中的高频分量只有随机与条纹噪声。此时图像块的方差的期望接近于 $2(\sigma_r^2 + \sigma_s^2)$ ， $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 趋向于：

$$\psi(y_{i,j}, y_{k,g}) \rightarrow \frac{1}{r} \exp\left(-\frac{2}{\gamma}\right) \quad (23)$$

当 γ 足够大时， $\exp(-2/\gamma)$ 逼近其上限 1。此时 $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 等价于条纹噪声强度 σ_s^2 远大于随机噪声 σ_r^2

情况下的去条纹参数 β 的极限值:

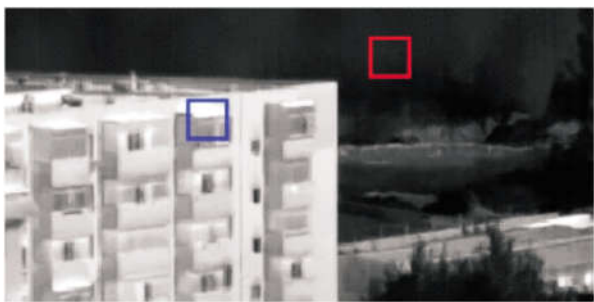
$$\beta = \frac{\sigma_s^2}{\sigma_r^2 + r\sigma_s^2} = \frac{1}{\frac{\sigma_r^2}{\sigma_s^2} + r} \rightarrow \frac{1}{r} \quad (24)$$

此时条纹噪声能得到有效抑制。

除此之外,当两图像块处于同一纵列时,即 $g=j$ 时,因为条纹噪声在垂直方向几乎一致,此时两图像块之差中几乎不包含条纹噪声,距离度量完全退化为欧式距离:

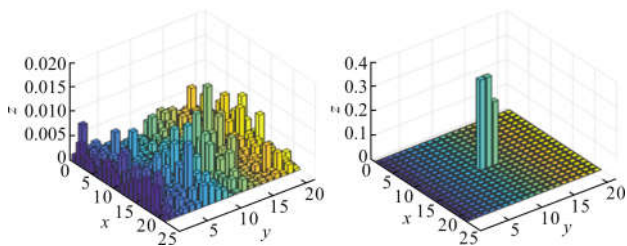
$$\psi(y_{i,j}, y_{k,g}) = 0 \quad (25)$$

从上面分析可以看出, $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 能够随场景复杂程度调整算法去条纹强度,并且能摆脱同一列图像块之间的条纹噪声相关性。为了证明其有效性,图7给出了文中算法处理图1数据的滤波核。与图2中原始 NL-means 的滤波核对比可以看出,文中算法在平坦区域的滤波核有效排除了条纹噪声的干扰,呈均匀分布;复杂区域的滤波核保持了欧氏距离下的特征,可以保护图像细节。



(a) 文中算法滤波结果

(a) Filtering result of the proposed algorithm



(b) 平坦区域滤波核

(c) 复杂区域滤波核

(b) Flat area filtering kernel

(c) Detail area filtering kernel

图7 文中算法的滤波结果和滤波核的三维柱状图

Fig.7 Proposed filtering result of the algorithm and the 3D histogram of filtering kernels

2.4 算法总体流程

直接运算 NL-means 的计算量较大,一系列线性时间的均值滤波器可用于加速 NL-means 算法,

如参考文献[14]基于积分图实施 NL-means 算法。

文中算法基本流程见 Algorithm1,其中 r, d 分别表示块和搜索区域的半径, $f_{\text{box}}(a, [m, n])$ 表示对图像上所有 $m \times n$ 大小的图像块进行均值滤波。首先将原图边界以对称的方式拓展 d 个像素得到 y_{Sym} ,使之从中心偏移 (k, g) 个像素后与原图相减得到差分图 dy 。对 dy 分别计算局部平方均值,局部方差和局部垂直方向均值的水平方向的平方均值,作为文中距离度量中的欧氏距离,去条纹函数和条纹距离三部分。从欧氏距离中减去部分条纹带来的距离,从而得到每个偏移 (k, g) 像素的图像块相对于参考块的权值 ω ,将差分图 dy 加权累加到寄存器 Cx 中,并将权值存入 Cw 中。为了遍历搜索空间所有像素,该流程共循环 $(2d+1)^2$ 次。

Algorithm1: Proposed method

Input: noisy image y , random noise level σ_r^2 , stripe noise level σ_s^2 , patch radius r , search area radius d .

Output: denoised image \hat{x}

1. $y_{\text{Sym}} \leftarrow$ symmetrized noisy image y with border $d+r$
2. $(\sigma_r^2, \sigma_s^2) \leftarrow$ Noise level estimation(y)
3. $(\text{hei}, \text{wid}) \leftarrow$ image size
4. $Cx, Cw \leftarrow 0_{\text{hei} \times \text{wid}}$
5. For $k=-d$ to d do
6. For $g=-d$ to d do
7. $dy = y - y_{\text{Sym}}(1+d+k:\text{hei}-d+k, 1+d+g:\text{wid}-d+g)$
8. If $g=0, F \leftarrow 1$; else $F \leftarrow 0$
9. $\text{Mean}_y = f_{\text{box}}(dy, [r, r])$
10. $\text{Mean}_{yy} = f_{\text{box}}(dy * dy, [r, r])$
11. $\text{var}_y = \text{mean}_{yy} - \text{mean}_y * \text{mean}_y$
12. $\text{phi} = F * \exp(-\text{var}_y / (\gamma \sigma_r^2 + \gamma \sigma_s^2))$
13. $\text{Mean}_y^v = f_{\text{box}}(dy, r \times 1)$
14. $\text{Mean}_{yy}^{\text{vh}} = f_{\text{box}}(\text{mean}_y^v, * \text{mean}_y^v, 1 \times r)$
15. $\text{Dist} = \text{mean}_{yy} - \text{phi} * \text{mean}_{yy}^{\text{vh}}$
16. $\omega = \exp(-\text{Dist} / \sigma_r^2)$
17. $Cx = Cx + \omega * dy$
18. $Cw = \omega * dy$
19. End for
20. End for
21. $\hat{x} = Cx ./ Cw$

3 实验结果与分析

3.1 实验数据

实验数据由 2.1 节黑体实验所用的探测器采集得到,文中从中选取了 8 幅图像来测试文中算法和

对比算法,其中包含了不同类型的场景,如建筑物、车辆、人物等。其中,前 4 幅为探测器开机后迅速采集得到,因此几乎不包含条纹噪声,在其之上文中模拟添加了条纹与随机噪声(两者强度相同),用于进行仿真实验。后 4 幅图采集于长时间开机后,因此包含明显的条纹和低频固定图案噪声,这组数据被用于进行真实数据实验。为了使得参数稳定,文中将图像线性映射到[0, 1]之间。

3.2 参数选择

文中算法包含三个参数,分别为图像块尺寸 r , 搜索范围 d 和去条纹函数的对比度参数 γ , 文中将分别讨论三者的选择。

图像块尺寸 r 越大,越能挖掘自然图像中的自相似性,但过大块尺寸会导致过拟合,从而降低滤波质量;搜索范围 d 越大,找到的相似图像块就越多,但过大的搜索范围会覆盖大量不相似的像素,其微小权值同样会降低滤波质量。同时,增加滤波范围会提升计算量和对存储空间的要求。相似的问题同样出现在传统的 NL-means 算法中,在实验中,文中选取块尺寸 $r=5$ 和搜索范围 $d=11$ 作为默认的滤波参数。

在去条纹函数 $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 中, γ 调节局部方差相比于噪声强度的对比度,以此来判断图像块的复杂程度。当 γ 较大时,整体 $\psi(y_{i,j}, y_{k,g})$ 同样增大,算法去条纹能力增强;反之则去条纹能力下降。在图像中的平坦区域中,局部方差的期望为:

$$E(\text{var}(y_{i,j}-y_{k,g}))=2(\sigma_r^2+\sigma_s^2) \quad (26)$$

此时去条纹函数的值为 $\exp(-2/\gamma)$ 。 $\exp(-2/\gamma)$ 随 γ 变化如图 8 所示。为了使平坦区域的去条纹强度达到 0.8,此时 γ 的取值约在[8, 10]之间。在实际实验中默认取 10。

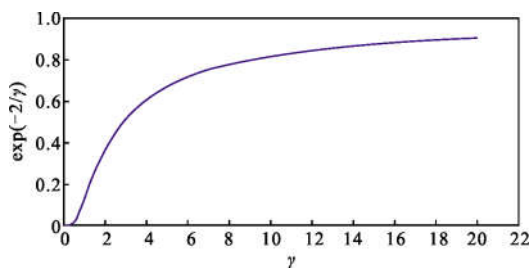


图 8 平坦区域下去条纹强度随 γ 变化的曲线

Fig.8 Plot between destriping strength and γ in flat areas

为了进一步说明 γ 对滤波效果的影响,图 9 展

示了 γ 远小于和远大于默认参数 $\gamma=10$ 时的滤波效果。可以看出,当 $\gamma=1$ 时,算法的效果接近原始的 NL-means,滤波残差中的条纹最多;当 $\gamma=100$ 时,条纹噪声得到完全的去除,但同时也损失了一部分图像细节。默认参数 $\gamma=10$ 滤波效果适中,能兼顾条纹去除能力和保护细节能力。

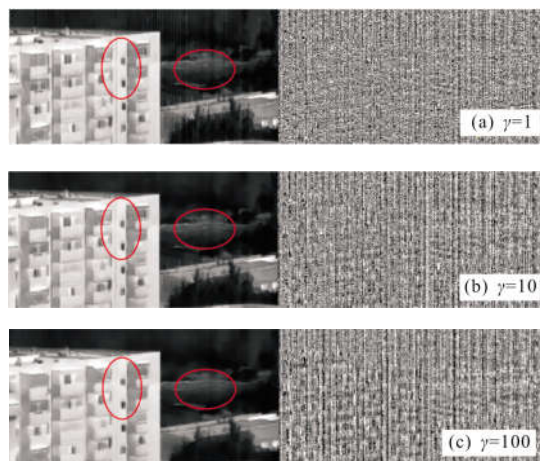


图 9 一组滤波结果随着 γ 变化的对比图,左侧为滤波结果,右侧为滤波残差

Fig.9 A group of filtering result under different γ , on the left side is the filtering results, and on the right side is the filtering residual

3.3 对比算法

文中选取了三个常用的图像去噪算法来进行对比,分别为 NL-means^[8], BM3D^[9], NL-bayes^[10]。其中 BM3D 与 NL-bayes 采用了两步去噪的方法,首先在邻域内寻找相似的图像块, BM3D 对这组图像块进行三维 DCT 变换后对其进行硬阈值滤波, NL-bayes 则将其变换到主成分空间后进行硬阈值滤波,在初次滤波结束后,两算法分别在 DCT 域和 PCA 域上用初次滤波结果作为引导,用经验维纳滤波优化滤波效果。BM3D 和 NL-bayes 在变换域上进行滤波,因此其对图像结构有较好的保持能力。

文中算法为基于 NL-means 框架下的改进算法,因此在后面的对比实验中,两者公共的参数保持一致,采用 $r=5, d=11, h=\sigma_r^2$ 。对于 NL-bayes 算法,图像块尺寸选择 8×8 ,搜索区域为 21×21 ,相似块数目选取为 100,硬阈值的参数为 2.7。BM3D 算法的参数选择与作者默认设置一致。

3.4 仿真实验

为了验证文中算法的有效性, 本节首先进行对比实验。滤波结果如图 10 所示。从结果中可以看出, BM3D 与 NL-bayes 算法表现出较好的图像结构保持能力, 但同时也缺乏对条纹噪声的适应性。4 幅实

验图像中, 基于变换域的去噪算法在空旷和细节处均残留有明显的条纹噪声, 如 IM4 的建筑物的窗户附近, 和 IM2 的地面区域等。该问有两个来源, 首先 BM3D 和 NL-bayes 基于欧氏距离进行块匹配, 其未能摆脱垂直方向条纹噪声明显的自相关性的影响,

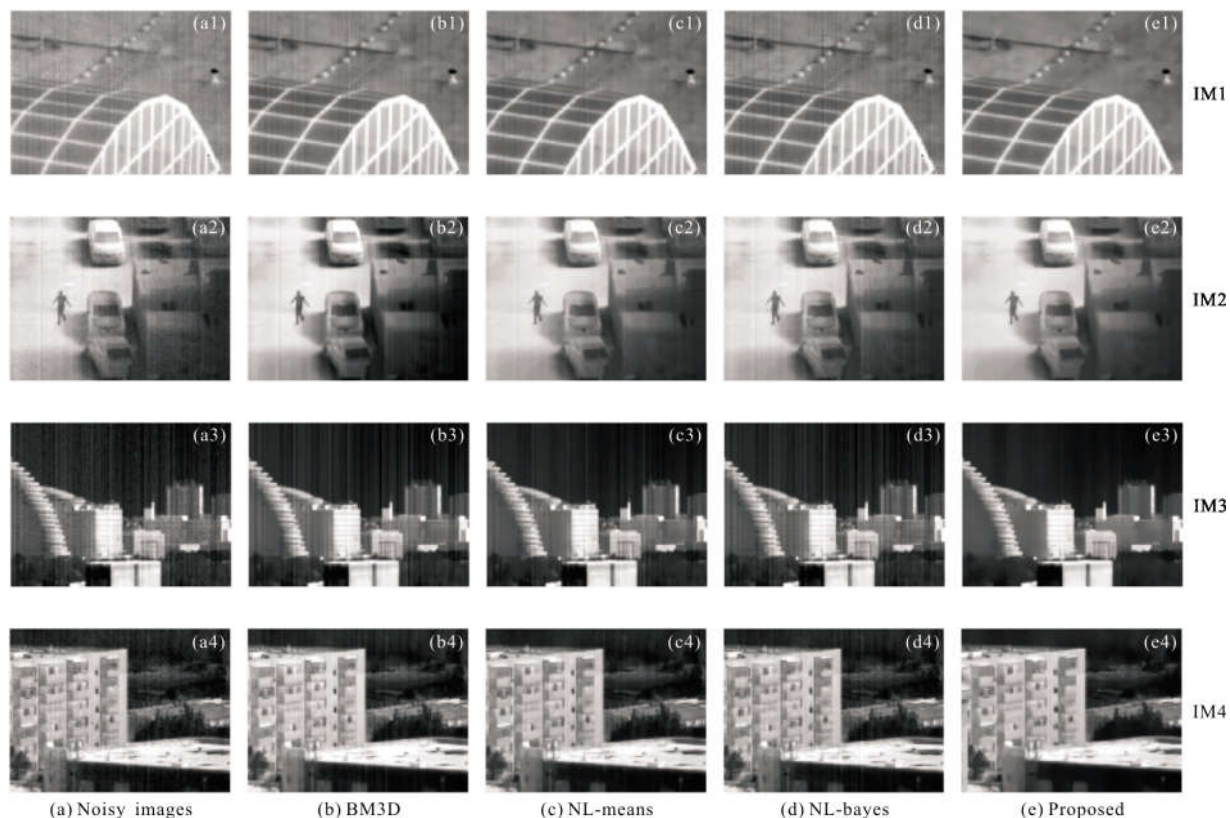


图 10 一组模拟含随机与条纹噪声红外图像在对比算法和文中算法作用下的滤波效果

Fig.10 A group of filtering result of simulated noisy infrared image with random and stripe noise processed by the comparing method and the proposed method

从而导致条纹噪声被保护在 DCT 和 PCA 域的低频分量中, 难以去除。另一个来源在于基于变换域下各向同性的硬阈值系数收缩对各向异性的条纹噪声适应性较差。相比之下, NL-means 表现出对条纹噪声具有一定的适应性, 其对 IM4 的细节处理较好, 建筑物细节处条纹噪声较少。但在 IM1,2,3 中的天空和地面等平坦区域处仍然残留有明显的条纹噪声。

文中算法相比于对比算法在空旷和细节处均取得了较好的滤波效果。在 IM1,2 中的空旷区域中, 文中算法有效的去除了残留条纹。对于复杂区域, 如 IM4 中建筑物上的纵向纹理(水管), 该纹理的性质与条纹噪声近似, 因此传统的去条纹算法易将其错误去除, 从结果中可以看出, 文中算法基于局部方差调

整距离度量, 有效保护了这部分图像细节。

文中选择两个量化指标来测试算法去噪能力, 分别为峰值信噪比 PSNR 和粗糙度 ρ 。其中 PSNR 为有参考图像质量评估指标, 描述滤波后图像与理想的清晰图像之间的差异程度:

$$PSNR(y, \hat{y}) = 10 \log_{10} \left(\frac{HW}{\sum_{i,j}^{H,W} (y_{ij} - \hat{y}_{ij})^2} \right) \quad (27)$$

PSNR 值越大, 表示滤波后图像与理想图像越接近, 即滤波效果越好。粗糙度 ρ 为无参考图像质量评估指标, 描述图像粗糙程度:

$$\rho = \frac{\|h * y\|_1 + \|h^T * y\|_1}{\|y\|_1} \quad (28)$$

式中: $h = [1 \ -1]$; * 表示卷积操作; y 为待评估图像;

$\|\dots\|_1$ 为矩阵的 L_1 范数。 ρ 越大表示图像越粗糙,反之则表示滤波后图像越平滑。粗糙度能反映滤波后残留的条纹噪声的多少。四幅模拟图像在不同的噪声强度下 ρ 和 PSNR 的结果如表 1 和表 2 所示,其中粗体表示 PSNR 较高和 ρ 较低的数据。

表 1 不同方法处理模拟含噪图像粗糙度比较

Tab.1 Roughness comparison of different methods for simulated noisy images

Methods	$\sigma_s=0.010$	$\sigma_s=0.015$	$\sigma_s=0.020$	$\sigma_s=0.025$	
Noisy	0.063 3	0.094 3	0.115 3	0.144 2	
BM3D	0.042 3	0.055 4	0.064 2	0.068 6	
IM1	NLM	0.025 7	0.036 7	0.037 3	0.034 2
	NLB	0.043 2	0.057 8	0.068 4	0.063 2
	Proposed	0.021 5	0.029 8	0.032 6	0.032 3
	Noisy	0.087 7	0.115 3	0.156 4	0.184 2
	BM3D	0.046 6	0.063 1	0.077 5	0.088 6
IM2	NLM	0.034 3	0.032 3	0.034 3	0.047 5
	NLB	0.047 6	0.067 6	0.073 2	0.085 3
	Proposed	0.025 4	0.028 7	0.029 6	0.033 2
	Noisy	0.274 3	0.359 8	0.453 8	0.557 5
	BM3D	0.135 4	0.174 3	0.214 3	0.255 3
IM3	NLM	0.099 8	0.116 5	0.114 2	0.133 2
	NLB	0.136 5	0.174 3	0.217 5	0.253 1
	Proposed	0.085 4	0.083 2	0.099 7	0.108 6
	Noisy	0.167 8	0.215 4	0.264 2	0.317 5
	BM3D	0.119 8	0.137 3	0.156 4	0.174 6
IM4	NLM	0.089 0	0.081 5	0.098 6	0.095 3
	NLB	0.114 5	0.137 3	0.159 7	0.174 3
	Proposed	0.082 3	0.079 5	0.074 5	0.083 2

从表中可以看出,NL-means 和文中算法的结果明显优于 BM3D 和 NL-bayes 算法,同时文中算法在 PSNR 与粗糙度指标上均优于传统的 NL-means 算法。这体现了文中算法基于噪声特性和场景复杂程度自适应处理的有效性。

表 2 不同方法处理模拟含噪图像 PSNR 比较(单位:dB)

Tab.2 PSNR comparison of different methods for simulated noisy images (Unit:dB)

Methods	$\sigma_s=0.010$	$\sigma_s=0.015$	$\sigma_s=0.020$	$\sigma_s=0.025$	
Noisy	37.12	33.58	31.03	28.92	
BM3D	39.35	36.13	34.22	32.17	
IM1	NLM	42.43	39.81	38.04	35.87
	NLB	39.94	36.72	34.3	32.08
	Proposed	42.97	40.59	39.33	37.43
	Noisy	37.26	33.37	31.02	29.14
	BM3D	40.88	36.57	34.23	32.22
IM2	NLM	41.99	39.09	37.58	36.45
	NLB	40.09	36.24	34.27	32.63
	Proposed	42.32	40.07	38.48	37.41
	Noisy	37.25	33.36	30.05	28.23
	BM3D	39.33	36.12	33.55	32.21
IM3	NLM	40.44	38.42	36.92	35.42
	NLB	39.22	36.16	33.61	32.21
	Proposed	41.20	38.95	37.91	36.22
	Noisy	36.95	33.49	30.98	29.09
	BM3D	38.22	35.47	33.33	32.14
IM4	NLM	39.73	37.76	35.95	34.76
	NLB	38.96	35.97	33.73	32.04
	Proposed	39.79	37.94	36.35	35.32

3.5 真实数据实验

为了验证文中对非制冷红外图像条纹与随机噪声建模和去除方法的有效性,文中选取了 4 幅真实含噪红外图像和一段视频序列来测试文中和对比算法。如 2.1 节分析所示,图像中噪声主要表现为时漂/温漂引起的残留固定图案和随机噪声。滤波结果如图 11 所示,文中算法依然在平坦区域能保持对条纹噪声的去除能力,并能够保护图像细节处的纹理。这说明条纹与随机噪声混合的观测模型对受时漂/温漂影响的红外图像是准确的。

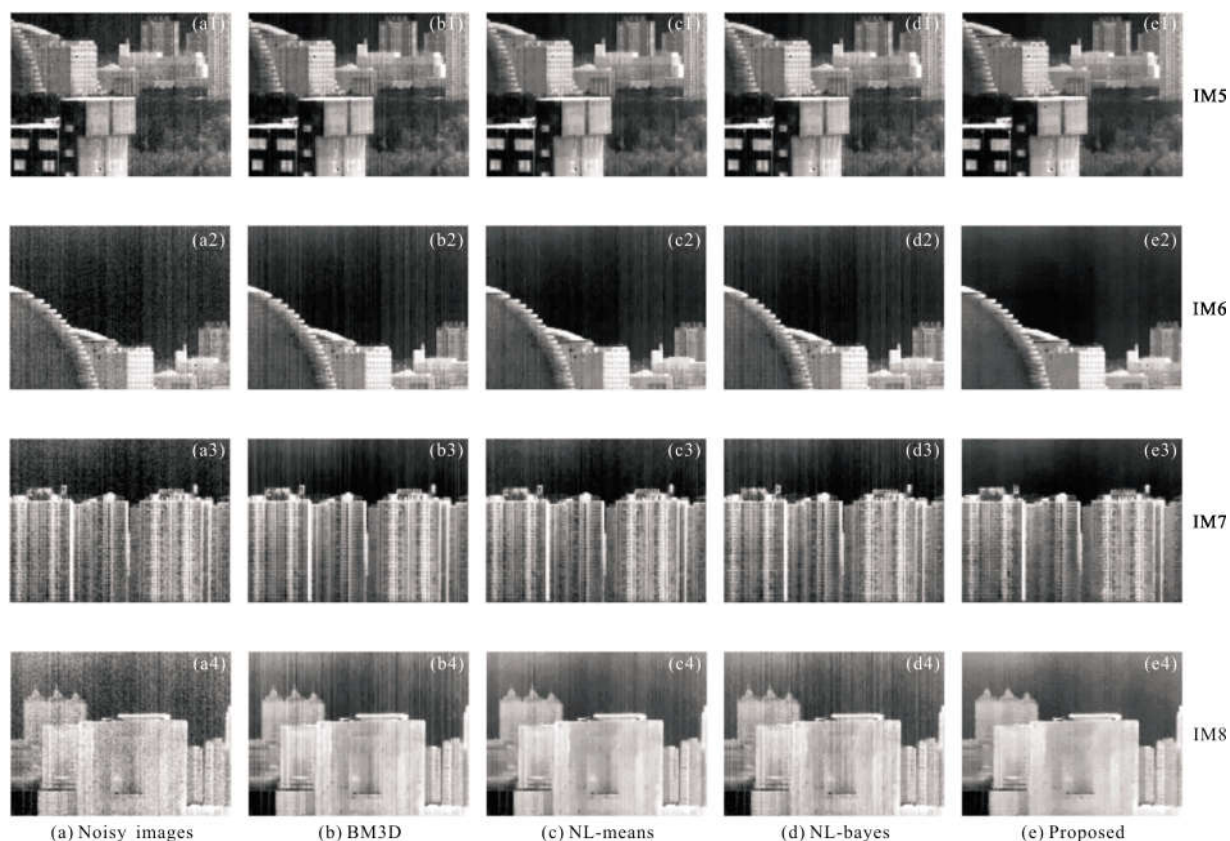


图 11 一组真实非制冷红外图像在对比算法和文中算法作用下的滤波效果

Fig.11 A group of filtering result of real noisy uncooled infrared image processed by the comparing algorithm and the proposed algorithm

表 3 为文中与对比算法处理真实图像的粗糙度,其中粗体为较低的粗糙度结果。文中算法保持

保持一致,但文中算法粗糙度更低,同样说明了其有效性。

表 3 不同方法处理真实含噪图像粗糙度比较

Tab.3 Roughness comparison of different methods for real noisy images

Image	Noisy	BM3D	NL-means	NL-bayes	Proposed
IM5	0.033 7	0.022 1	0.021 8	0.023 4	0.013 1
IM6	0.031 4	0.020 9	0.017 6	0.021 7	0.011 9
IM7	0.028 6	0.015 5	0.013 8	0.017 4	0.008 7
IM8	0.027 4	0.020 1	0.016 5	0.019 8	0.011 1

了较低的粗糙度。图 12 展示了传统的 NL-means 算法与文中算法处理一段 60 帧视频序列得到的滤波结果的粗糙度对比,其中红色曲线表示 NL-means 算法滤波结果的粗糙度,蓝色曲线表示文中算法处理结果的粗糙度。可以看出,两者变化的趋势基本

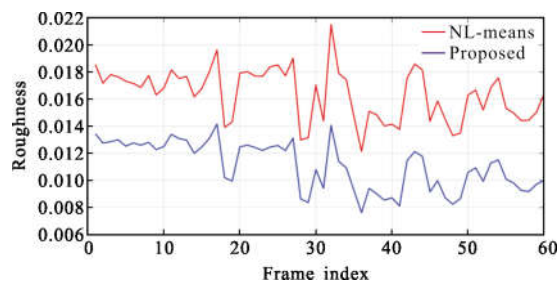


图 12 NL-means 算法和文中算法处理一组 60 帧视频数据的粗糙度对比

Fig.12 Roughness comparison of NL-means and the proposed algorithm processing a group of 60 frames video data

4 结束语

红外图像去除噪声对其后续的应用有重要的意义。然而红外图像中经常包含着时漂/温漂引起的条纹噪声,这使得传统的图像去噪算法不能很好地处

理这种图像。为了解决这个问题,文中首先对 NL-means 算法进行问题分析,得出块相似性度量需要适应噪声特性和场景复杂程度的结论。基于一组红外图像的实验结果,文中用有色高斯模型来描述条纹与随机混合噪声,并基于 Mahalanobis 距离改进了原始的欧氏距离作为块相似性度量,使之对不同相对位置和复杂程度的图像块进行自适应。仿真与真实数据实验均表明文中算法相比于传统的基于加性白噪声的去噪算法有优势。接下来的计划是将其硬件实现。

参考文献:

- [1] Milton A F, Barone F R, Kruer M R. Influence of nonuniformity on infrared focal plane array performance[J]. *Optical Engineering*, 1985, 24(5): 855–862.
- [2] Perry D L, Dereniak E L. Linear theory of nonuniformity correction in infrared staring sensors[J]. *Optical Engineering*, 1993, 32(8): 1854–1859.
- [3] Harris J G, Chiang Y. Nonuniformity correction of infrared image sequences using the constant-statistics constraint [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, 8(8): 1148–1151.
- [4] Torres S N, Hayat M M. Kalman filtering for adaptive nonuniformity correction in infrared focal-plane arrays [J]. *Journal of the Optical Society of America A-Optics Image Science and Vision*, 2003, 20(3): 470–480.
- [5] Tenders Y, Landeau S, Gilles J, et al. Non-uniformity correction of infrared images by midway equalization [J]. *Image Processing on Line*, 2012, 2: 134–146.
- [6] Hua W, Zhao J, Cui G, et al. Stripe nonuniformity correction for infrared imaging system based on single image optimization [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 91: 250–262.
- [7] Cao Y, Yang M Y, Tisse C L. Effective strip noise removal for low-textured infrared images based on 1-D guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, 26(99): 1.
- [8] Buades A, Coll B, Morel J, et al. A review of image denoising algorithms, with a new one [J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, 4(2): 490–530.
- [9] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080–2095.
- [10] Lebrun M, Buades A, Morel J, et al. A nonlocal bayesian image denoising algorithm [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2013, 6(3): 1665–1688.
- [11] Sutour C, Deledalle C, Aujol J, et al. Adaptive regularization of the NL-means: application to image and video denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(8): 3506–3521.
- [12] Donoho D L, Johnstone J M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage[J]. *Biometrika*, 1994, 81(3): 425–455.
- [13] Deledalle C, Denis L, Tupin F, et al. How to compare noisy patches? patch similarity beyond Gaussian noise [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, 99(1): 86–102.
- [14] Froment J. Parameter-free fast pixelwise non-local means denoising[J]. *Image Processing on Line*, 2014, 4: 300–326.