

基于视频时序相关特性的 γ 射线噪声去除方法研究

邓磊^{1,2}, 刘桂华^{1,2*}, 邓豪^{1,2}, 曹令^{1,2}

¹西南科技大学信息工程学院, 四川 绵阳 621010;

²特殊环境机器人技术四川省重点实验室, 四川 绵阳 621010

摘要 针对 γ 辐射环境下 COMS 图像传感器所获场景图像中存在斑块噪声的问题, 提出了一种基于视频时序相关特性的 γ 辐射场景图像噪声去除方法。首先根据 γ 辐射场景视频时序相关特性中的背景相关特性与前景噪斑的瞬态特性, 使用帧差法与统计分析法从视频序列图像的残差中得到 γ 辐射场景图像中亮、暗噪斑的位置分布。然后通过依据 CMOS 图像传感器承受的累计辐照剂量所设计的帧数判断模型, 得到对当前帧图像实现有效修复所需的临近帧图像, 再结合亮、暗噪斑的位置分布及噪斑的瞬态特性, 根据设计的自适应阈值机制, 获得临近帧图像与当前帧图像噪斑位置相同且未受辐射干扰的有效像素值集合, 并使用该集合像素值的均值对噪声像素进行恢复。最后采用拉普拉斯锐化滤波器对图像进行后处理以进一步提高图像质量。实验结果表明, 所提方法与多种去噪方法相比具有更高的峰值信噪比、结构相似性与主观感知满意度, 表明其去噪效率高、细节保留丰富。

关键词 图像处理; γ 辐射场景图像去噪; 斑块噪声; 时序相关特性; 瞬态特性

中图分类号 TL81

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP202259.1810005

Gamma-Ray Noise Removal Based on Video Time Series Correlation

Deng Lei^{1,2}, Liu Guihua^{1,2*}, Deng Hao^{1,2}, Cao Ling^{1,2}

¹School of Information Engineering, Southwest University of Science and Technology,
Mianyang 621010, Sichuan, China;

²Robot Technology Used for Special Environment Key Laboratory of Sichuan Province,
Mianyang 621010, Sichuan, China

Abstract We proposed an approach to remove the noise in the γ radiation scene image based on the video time-series correlation considering the challenges of patch noise in the scene images generated using the complementary metal-oxide-semiconductor (CMOS) image sensor in a γ radiation environment. First, according to the foreground patch noise's background-related and transient characteristics in the γ radiation scene video, which are both included in the time series correlation characteristics, the frame difference and statistical analysis approaches are employed to generate the bright and dark patch noise's location distribution in the γ radiation scene image from the video sequence image's residual. Then, through the frame number judgment model designed by the cumulative radiation dose borne using the CMOS image sensor, the adjacent frame images required to effectively repair the current frame image are generated. The effective pixel value is set in the adjacent frame with the same position as the current frame image patch noise and is not affected by radiation interference using the adaptive threshold mechanism and location distribution of bright and dark patch noise and transient characteristics of the patch noise, and the effective pixel value's mean value is employed to recover the noise pixels. Finally, the Laplacian sharpening filter is used for image postprocessing to enhance the image quality. Experimental results demonstrate that the proposed approach has a higher peak signal-to-noise ratio, structured similarity indexing method value, and subjective perception satisfaction than numerous denoising approaches, which indicates that the approach has higher denoising efficiency and rich detail preservation.

Key words image processing; γ radiation scene image denoising; patch noise; time series correlation characteristic; transient characteristic

收稿日期: 2021-06-11; 修回日期: 2021-07-15; 录用日期: 2021-07-20

基金项目: 国家“十三五”核能开发科研项目(2016[1295])、四川省科技厅重点研发项目(2021YFG0380)、四川省科技计划(2021YFG0376)

通信作者: *liughua_swit@163.com

1 引言

核能凭借其开发不受自然条件限制、经济效率高、污染可控等优点逐渐被广泛利用,但其开发与生产过程中也偶有安全事故发生,给人类社会造成严重危害,故在核能给人类社会带来巨大经济效益的同时,同样需要采用可靠有效的监测方法保障核能设施的安全运行^[1-3]。因为核环境中的高能辐射对人员会造成不可逆伤害,所以需要采用其他手段对核设施的运行状态进行监测,而视觉信息能最直观体现环境实时状态,使得核辐射场景下的清晰化可视成为目前核工业技术的重要发展方向^[4-5]。传统核辐射场景的清晰化可视方法集中于成像系统的抗核加固方面,此类方法存在灵巧性不足、成本高、技术复杂等问题,使得基于数字图像处理的去噪方法在近些年备受关注^[6-8]。

在 γ 射线辐射环境中,由于 γ 射线与CMOS图像传感器硅基材料之间的相互作用,所获场景图像中存在数量及形状与辐射强度成正相关的斑块噪声,且由于 γ 射线与硅基材料作用的角度及能量不同,该类噪声的位置及大小具有随机性的特点。目前,针对此类随机性斑块噪声,众多研究人员从不同角度进行了探究。陈明举^[1]使用变分法对核场景图像噪声进行检测及去除,该方法针对核场景图像中的亮噪斑具有一定去除效果,但效果不佳且无法对核辐射场景图像中的暗噪斑进行有效处理。王姮等^[9]采用自适应中值滤波与小波变换相结合的方法去除核噪声;杨斌等^[10]及Hosoya等^[11]利用核噪声持续时间短的特性,结合空域滤波与帧间滤波方法去除静态场景核辐射场景图像噪声;Li等^[12]利用无干扰图像与核辐射场景图像噪声斑块在时域与空域具有不同连续性的特点,通过极小化辐射干扰噪声图像的梯度与无干扰噪声图像梯度之间差值,实现核辐射场景图像去噪;朱小方等^[13]通过结合神经网络与自适应双边滤波对超声图像中的斑点噪声进行去除;吴强等^[14]将局部异常因子应用于小波去噪来对星敏感器图像中的辐射噪声进行去除。这些方法在去除位置随机性的噪声方面具有一定的借鉴意义,但对于尺寸各异的斑块型 γ 射线噪声表现不佳,同时对细节的保留效果并不理想。基于各向异性扩散的去噪方法^[15]是去除斑块噪声的典型方法。许贤泽等^[16]通过引用双曲正切函数作为扩散系数进行超声图像中斑块噪声的消除;Guo等^[17]及Yilmaz等^[18]也通过改进扩散模型来提升斑块噪声去除的效果。但此类方法由于多次迭代造成处理速度极慢,且细节保留与去噪效果难以平衡。另一类斑块噪声去除方法是局部搜索方法,以BM3D^[19]及NLM^[20]为代表,在像素点周围寻找与结构纹理相匹配的图像块,对这些自相似图像块进行加权计算再对噪声点处的像素值进行修复,此方法在去除均匀性斑块噪声方面具有一定的示范效果,但对于斑块尺寸多样化及噪声密度较高的核场景图像的

噪声适应性不佳。

基于上述方法的研究思路及其存在的不足,本文提出了一种基于视频时序相关特性的 γ 射线噪声去除方法,该方法主要利用视频时序相关特性中的“背景相关特性”与前景噪斑的“瞬态特性”对 γ 辐射场景图像的噪斑进行检测与去除,并采用拉普拉斯锐化滤波器对图像进行增强后处理。

2 γ 辐射场景图像噪声产生机理及特性分析

CMOS图像传感器在不同粒子或射线的辐射下会引发不同类型的辐照损伤效应,其中质子辐射主要导致总剂量效应与位移损伤效应,中子辐射主要导致位移损伤效应, γ 辐射与电子辐射主要导致电离总剂量效应,这些辐照效应会导致传感器的光电性能发生不同类型、不同程度的退化^[6]。现场辐照实验采用的放射源为Co60(后文均基于Co60为放射源进行相关分析),Co60放射源在衰变过程中会释放出由大量 γ 光子组成的高能射线,这些 γ 光子具有强穿透特性,在穿透硅基CMOS芯片的过程中会通过光电效应、主级康普顿散射、电子对效应等过程向周围原子或电子进行能量传递,致使被 γ 光子穿透的像元产生极高数量的载流子,从而导致 γ 辐射环境下的场景图像中出现亮度极大的亮噪声。与此同时,这些数量庞大且能量很高的载流子往往还突破像元之间的浅槽隔离单元(STI)束缚,造成亮噪声向周围像素弥散,形成亮噪斑。而在这些亮噪斑边缘,CMOS成像器件的自动增益控制(AGC)单元的局部亮度归一化作用使得亮噪斑末端增益与噪斑内相近,而传递边缘的电子能量低、数量少,使辐射图像中亮噪斑周围还分布有暗噪斑。图1为 γ 辐射场景图像中亮噪斑、暗噪斑的示例图。从图中可以看出, γ 辐射场景图像中噪斑的灰度值分布及位置分布并不服从特定的噪声模型。

此外,辐射环境下 γ 射线对CMOS传感器STI的持续作用,导致STI对像元间载流子的隔离能力随辐照时间的增加而逐渐下降,致使落在单个像元的 γ 光子的能量扩散到更多的像素,使得亮、暗噪斑的斑块大小会随辐照的持续进行而进一步扩大,从而导致图像质量持续下降。为了得出 γ 辐射场景图像质量下降的趋势与速度,本实验组对辐照室现场采集的不同辐照时间的 γ 辐射场景图像采用峰值信噪比(PSNR)与结构相似性(SSIM)进行量化分析,结果如图2所示。

由图2可知,在 γ 辐射环境中,CMOS传感器经过较短时间的辐照其获取的图像质量达到相对稳定的水平,此外相比20 Gy/h剂量率,200 Gy/h剂量率下的场景图像质量下降速度更快,达到相对稳定时的PSNR与SSIM的值也更低。

由 γ 射线与硅基材料相互作用的方式可知,Co60放射源释放的 γ 光子在穿透过程中主要通过康普顿散

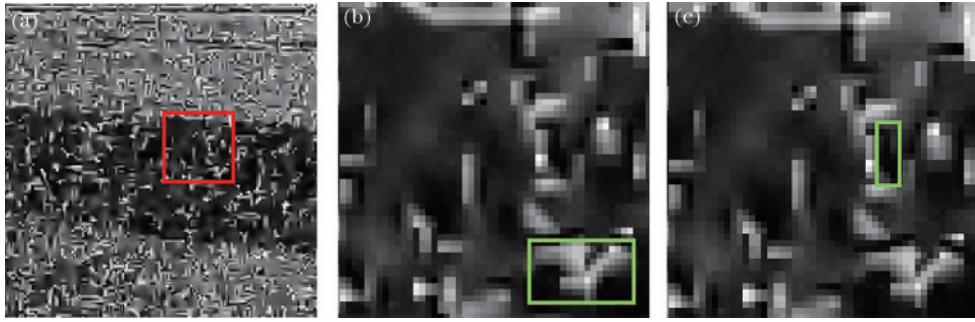


图 1 γ 辐射场景图像噪声示例。(a)噪声图;(b)亮噪斑;(c)暗噪斑

Fig. 1 Noise example in γ nuclear radiation scene. (a) Noise map; (b) bright patch noise; (c) dark patch noise

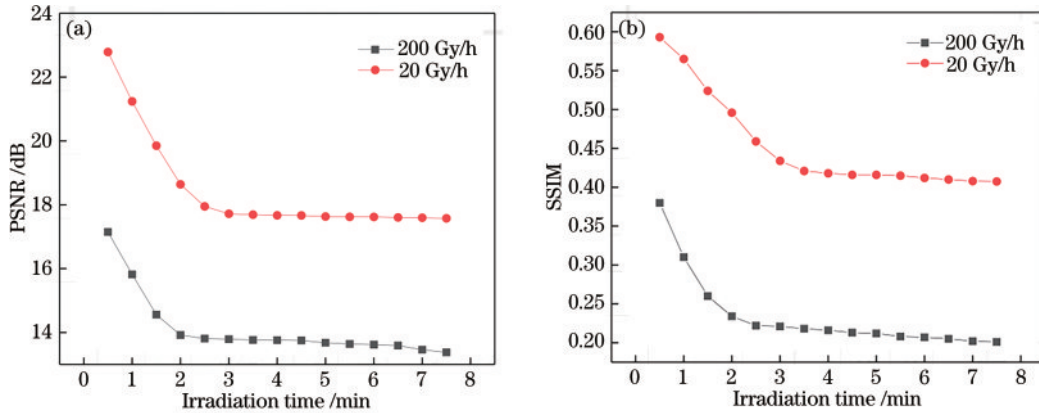


图 2 γ 辐射场景图像质量随辐照时间增加的变化情况。(a) PSNR 变化情况;(b) SSIM 变化情况

Fig. 2 Variation of image quality in γ radiation scene with increase of irradiation time. (a) Variation of PSNR; (b) variation of SSIM

射进行能量传递^[6],其在 CMOS 器件内部行进过程中能量逐渐损耗。因为不同能量的 γ 光子是从不同角度与硅基 CMOS 芯片发生作用的,所以 γ 辐射场景图像的噪声具有出现位置随机、噪声密度及尺寸随辐射强度增大而变大、噪声形状多变等特点。辐射环境清晰化可视需求通常为辐照室及其他背景相对固定的场所,在此类场景中所获视频图像的背景信息基本一致,即时序相邻的视频序列图像之间具有“背景相关特性”。同时由于 γ 射线的高能穿透特性,其在 CMOS 器件内的能量传递时间极短,相对于毫秒级曝光的 CMOS 图像传感器而言,单个 γ 光子对成像结果的影响仅存在于某一帧图像中,辐射图像噪斑不会延续到后续图像帧,即 γ 辐射场景图像的噪声具有“瞬态特性”。序列图像间的“背景相关特性”与前景噪斑的“瞬时特性”构成 γ 辐射场景视频的“时序相关特性”,本实验组主要基于该特性对 γ 辐射场景图像的噪声予以检测及去除。

3 所提方法

在对 γ 辐射场景图像噪声产生机理及特性进行分析后,本实验组提出了一种基于视频时序相关特性的 γ 射线噪声去除方法。首先对噪声图像中的亮/暗噪斑进行检测,通过临近多帧图像的帧间差分运算得到噪声图像中的疑似噪声分布情况,接着在当前帧内利用统计分析方法对每个疑似噪点进行再检测,从而得

到准确的噪声分布情况。然后对噪声图像中的亮/暗噪斑进行去除,通过依据 CMOS 图像传感器承受的累计辐照剂量所设计的帧数判断模型,得到对当前帧图像实现有效修复所需的临近帧图像,再结合亮、暗噪斑的位置分布及噪斑的瞬态特性,根据设计的自适应阈值机制,获得临近帧图像与当前帧图像噪斑位置相同且未受辐射干扰的有效像素值集合,并使用该集合像素值的均值对噪声像素进行恢复。最后针对 γ 辐射环境下 γ 射线对像元 STI 的持续破坏而造成的辐射场景图像细节被持续范围性平滑的现象,采用拉普拉斯锐化滤波器对去噪后的图像进行了锐化增强,以进一步提高去噪图像质量。

3.1 亮噪斑检测

高能 γ 光子在穿透 CMOS 器件时由于能量传递会使获得的图像中存在亮度比周围区域大很多的像素区域,即亮噪斑区域。对于第 t 帧图像 P_t ,其前后序 n (经验值为 2) 帧图像可依次表示为 $P_{t\pm i}$,其中 $i \in \{0, 1, \dots, n\}$,对于当前帧像素点 (x, y) ,其是否为 γ 辐射场景图像亮噪声可通过以下步骤进行判断:

1) 对 (x, y) 点进行预判断,即

$$N^L(x, y) = \epsilon \left[\sum_{i=1}^n \epsilon \left\langle \left(P_t(x, y) - P_{t\pm i}(x, y) \right) - L_t \right\rangle - r \cdot n \right], \quad (1)$$

式中: $P_t(x, y)$ 表示第 t 帧图像 P_t 中位于 (x, y) 处的像素灰度值; $N^L(x, y)$ 表示像素 $P_t(x, y)$ 是否为疑似亮噪声的判断结果; r (经验值为 0.5) 为比例系数, 决定当前像素点亮度值要大于多少个临近帧中相同像素点亮度值时才是可疑亮噪声, 以防止临近帧图像中同为噪声的像素对判断结果造成干扰; 单位阶跃函数 $\varepsilon(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$; L_t 为亮噪声与正常背景之间的差

表 1 r, n, L_t 取不同值时 γ 辐射场景图像去噪结果的 PSNR 值Table 1 PSNR of denoising results in γ radiation scene images with r, n, L_t change

unit: dB

L_t	$r=0.25$			$r=0.5$			$r=0.75$		
	$n=1$	$n=2$	$n=3$	$n=1$	$n=2$	$n=3$	$n=1$	$n=2$	$n=3$
5	32.56	32.78	32.81	31.5	31.96	32.23	24.48	29.5	30.23
10	31.59	31.68	32.2	26.52	31.2	31.71	23.29	26.22	29.93
15	30.43	30.73	31.48	24.55	29.43	30.03	22.48	23.45	28.48

从表 1 可以看出, γ 辐射场景图像的去噪效果会随差异阈值 L_t 与比例系数 r 的增大而下降, 随参与噪声检测的前后序帧数量 n 的增加而上升, 这是由于差异阈值 L_t 与比例系数 r 的增大会导致噪声像素的漏检率增大, 而 n 的增加则会降低 γ 辐射图像中噪声像素的漏检率。实验中 r, n, L_t 的设置综合考虑了去噪实时性与去噪效果。

2) 对式(1)中的每一个疑似噪声 (x, y) , 在当前帧

中取出以 (x, y) 为中心 5×5 范围内的像素, 并将其按灰度值递增排序, 然后取其除 $P_t(x, y)$ 外灰度值处于中间的 8 个像素值计算均值 $P_t(x, y)_s$, 如果 $P_t(x, y)$ 大于 $P_t(x, y)_s$, 则判定 (x, y) 为亮噪声点。取中间 8 个像素值是为了避免周围暗噪斑与其他受影响像素对判断结果造成干扰。图 3 中给出了不同 γ 辐射场景图像中的亮噪斑检测结果。

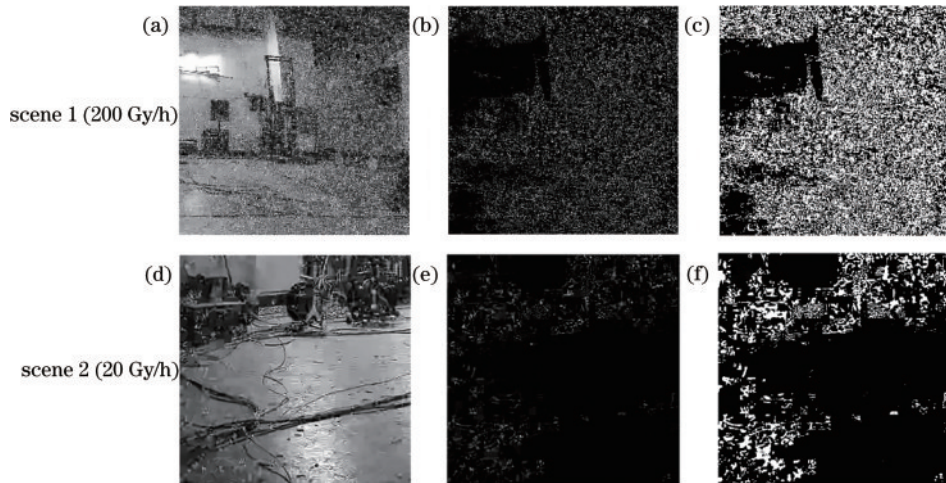


图 3 不同 γ 辐射场景图像中亮噪斑检测结果。(a) 场景 1 噪声图; (b) [图 3(a)] 中亮噪斑检测结果; (c) [图 3(b)] 二值化结果; (d) 场景 2 噪声图; (e) [图 3(d)] 中亮噪斑检测结果; (f) [图 3(e)] 二值化结果

Fig. 3 Detection results of bright patch noise in different γ radiation scene images. (a) Noise map in scene 1; (b) detection results of bright patch noise in [Fig.3(a)]; (c) binarization of [Fig.3(b)]; (d) noise map in scene 2; (e) detection results of bright patch noise in [Fig.3(d)]; (f) binarization of [Fig.3(e)]

3.2 暗噪斑检测

γ 辐射场景图像中不仅含有在主观视觉上十分显著的亮噪斑, 在这些亮噪斑边缘, 还会存在由 CMOS 成像器件中 AGC 单元的局部归一化作用而形成的尺寸多变的暗噪斑, 暗噪斑是指灰度值低于当前光线照度的像素区域, 故还需对这些暗噪斑予以检测与去除。对于第 t 帧图像 (x, y) 点, 其是否为暗噪声可通过以下

步骤进行判断:

1) 对当前帧图像及其前后序 n 帧图像中的所有像素进行像素亮度翻转以提升噪声像素与周围像素对比度, 对于 P_t 帧中 (x, y) 点像素值 $P_t(x, y)$ 亮度翻转可描述为

$$P_t(x, y)' = V_{\max} - P_t(x, y) + V_{\min}, \quad (2)$$

式中: $P_t(x, y)$ 为第 t 帧图像点 (x, y) 处翻转前的像素

值; V_{\max} 为当前图像灰度值范围的最大灰度值; V_{\min} 为当前图像灰度值范围的最小灰度值; $P_t(x, y)'$ 为第 t 帧图像点 (x, y) 处进行像素翻转后的像素值。

2) 得到疑似暗噪声的分布情况, 即

$$N^D(x, y) = \varepsilon \left[\sum_{i=1}^n \varepsilon \left\langle \left(P_t(x, y)' - P_{t \pm i}(x, y)' \right) - L_t \right\rangle - r \cdot n \right] \quad (3)$$

3) 对每一个疑似暗噪声的像素点执行亮噪斑检测步骤 2) 的判定过程。图 4 中给出了不同 γ 辐射场景

图像的暗噪斑检测结果。

3.3 噪斑去除

噪斑去除的核心是利用非噪声像素对不可信噪声像素进行估计与恢复, 现有方法集中于采用空间估计法, 即按照噪声区域周围像素的梯度或亮度情况, 计算出噪声区域像素值并予以替代, 此类方法对于尺寸多样、亮暗噪斑混杂的 γ 辐射场景图像的斑块噪声难以适应。故本实验组利用视频的时序相关性, 使用时序相邻多帧图像中的非噪声像素值对当前图像噪声区域进行修复。

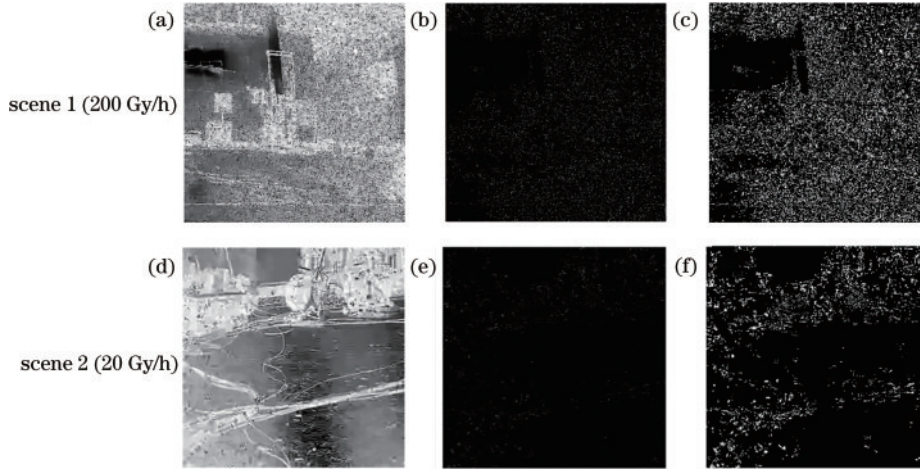


图 4 不同 γ 辐射场景图像中暗噪斑检测结果。(a) 场景 1 像素翻转图; (b) [图 4(a)] 中暗噪斑检测结果; (c) [图 4(b)] 二值化结果; (d) 场景 2 像素翻转图; (e) [图 4(d)] 中暗噪斑检测结果; (f) [图 4(e)] 二值化结果

Fig. 4 Detection results of dark patch noise in different γ radiation scene images. (a) Scene 1 pixel flip; (b) detection results of dark patch noise in [Fig. 4(a)]; (c) binarization of [Fig. 4(b)]; (d) scene 2 pixel flip; (e) detection results of dark patch noise in [Fig. 4(d)]; (f) binarization of [Fig. 4(e)]

如上文所述, γ 辐射场景图中噪声在视频序列图像间具有瞬态特性, 单个 γ 光子仅会在帧图像中引起噪声, 而在其他相邻图像帧中该像素值为可信非噪声像素, 故可以将多帧相邻图像对应像素值的平均值作为该点像素值的估计结果。但由于辐射过程持续进行, 而且高剂量区域同时存在大量高能 γ 光子, 故相邻帧中同一点还可能是其他 γ 光子引起的噪声像素, 故为了消除临近帧图像中的噪声对像素值估计结果的影响, 对获得的像素值序列采用了自适应阈值机制排除异常值以求得有效像素序列, 有效序列的求取方式可描述为

$$\begin{cases} \mu = \sum_{i=1}^m p_i(x, y) / m \\ p_i(x, y) \in V, 0.9\mu \leq p_i(x, y) \leq 1.1\mu \end{cases}, \quad (4)$$

式中: m 为参与去噪的相邻图像帧数; V 为求取到的有效像素序列。图 5 为该过程的示意图。

因为辐照的持续进行会使所获场景图像的质量持续下降, 所以为了使去噪方法具有较高的鲁棒性, 还需要动态调节参与去噪的相邻图像帧数 m 。为得到不同辐照时间场景图像取得最佳去噪效果所使用的临近帧数量, 对瞬时剂量率为 200 Gy/h 的辐射场景图像进行

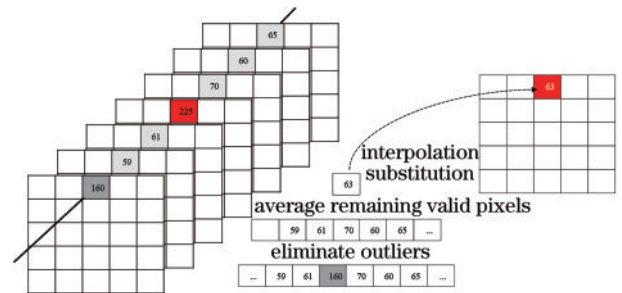


图 5 时序相关法去除瞬态噪声示意图

Fig. 5 Time series correlation method for transient noise removal

了统计分析实验, 结果如图 6 所示, 并据此得出了帧数判断模型:

$$m = \min[15 + (d/4), 30], \quad (5)$$

式中: d 为 CMOS 相机承受的累计辐照剂量。

由图 6 可知, 在 200 Gy/h 的瞬时剂量率下, 随着辐照时间的增加图像质量持续下降, 但在 2 min 左右达到相对稳定的状态。使用 15 张临近帧图像就能将各辐照阶段的图像质量提升至较高的水平, 进一步增加临近帧数量, 图像质量的提升速度相比于 15 帧之前较慢并逐渐趋于相对稳定的状态。在该瞬时辐射剂量率

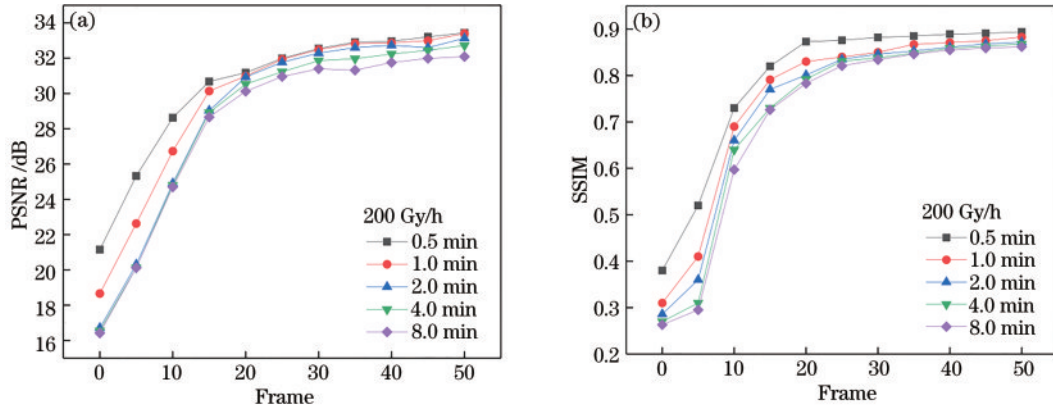


图 6 使用不同数量临近帧图像对辐照不同时间图像的去噪效果。(a)图像去噪后的PSNR值;(b)图像去噪后的SSIM值

Fig. 6 Denoising effect of different number of near frame images with different irradiation time. (a) PSNR value after denoising; (b) SSIM value after denoising

下针对不同辐照阶段的 γ 辐射场景图像,所提帧数判断模型对有效去除不同辐照阶段图像中的噪声具有较好的适应性。

随着辐照过程持续进行,STI对像元间载流子的隔离能力下降,会造成斑块噪声增大、图像细节持续模糊,故本实验组除对 γ 辐射场景图像中显著的亮噪斑与暗噪斑进行去除之外,还采用了拉普拉斯锐化滤波器对图像进行增强以进一步提高图像的可视化效果,即

$$P(x, y)' = 5 \cdot P(x, y) - \sum_{k=1}^4 [P_k(x, y), 1], \quad (6)$$

式中: $P(x, y)$ 为图像中点 (x, y) 处进行增强运算前的像素值; $[P_k(x, y), 1]$ 是某个以点 (x, y) 为中心、1为步径的邻域像素的像素值; $P(x, y)'$ 为图像中点 (x, y) 处进行增强运算后的像素值。图7为不同剂量率区 γ 辐射场景图像的去噪及增强结果。

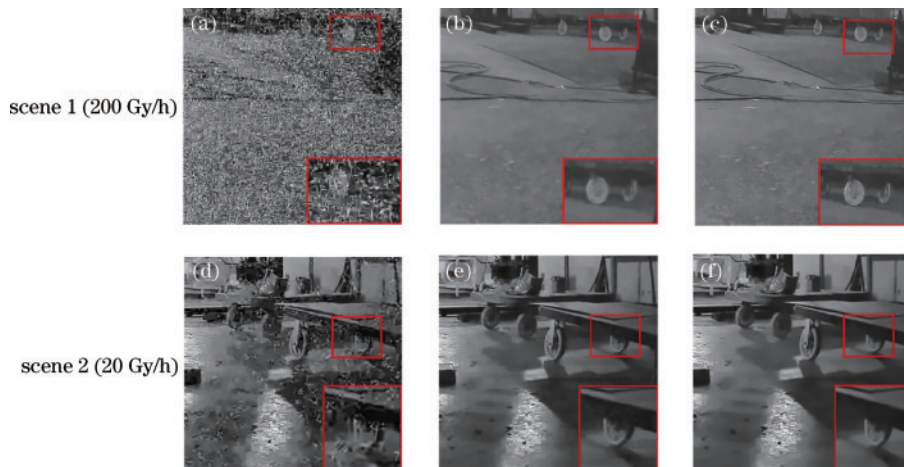


图 7 不同 γ 辐射场景图像去噪及增强结果。(a)场景1噪声图;(b)[图 7(a)]去噪结果;(c)[图 7(b)]增强结果;(d)场景2噪声图;(e)[图 7(d)]去噪结果;(f)[图 7(e)]增强结果

Fig. 7 Results of denoising and enhancement in different γ radiation scene images. (a) Noise map in scene 1; (b) denoising results of [Fig.7(a)]; (c) enhancement results of [Fig.7(b)]; (d) noise map in scene 2; (e) denoising result of [Fig.7(d)]; (f) enhancement result of [Fig.7(e)]

4 现场实验分析与验证

为了呈现所提方法对 γ 辐射场景图像噪声的去除效果,选取了对冲击性噪声具有较好去除效果的中值滤波、TV^[21]、PDE及小波变换方法及近些年在斑块噪声去除方面取得典型效果的各项异性滤波^[15]、BM3D^[19]、NLM^[20]和引导滤波方法^[22]进行对比实验,各方法参数设置均按照其典型实验予以配置,且均在

同一平台进行实验。实验平台具体参数为 Intel Core i5-7500@3.4 GHz,内存为 8 GB,程序开发平台为 Visual Studio 2015 @ OpenCV 4.3。实验所使用 γ 辐射场景图像均来源于在某物理研究院辐照室现场进行的辐照实验,200 Gy/h高剂量率区与 20 Gy/h低剂量率区均为重铬酸银标定确定。并采用 PSNR 和 SSIM 两种指标量化评估各算法的去噪效果,其表达式分别为

$$\begin{cases} E_{\text{MSE}} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [I_d(i, j) - T(i, j)]^2 \\ R_{\text{PSNR}} = 10 \cdot \log_{10} \left(\frac{[\max(I_d)]^2}{E_{\text{MSE}}} \right) = 20 \cdot \log_{10} \left(\frac{\max(I_d)}{\sqrt{E_{\text{MSE}}}} \right), \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} l(I_d, T) = \frac{2\mu_{I_d}\mu_T + c_1}{\mu_{I_d}^2 + \mu_T^2 + c_1}, c(I_d, T) = \frac{2\sigma_{I_d T} + c_2}{\sigma_{I_d}^2 + \sigma_T^2 + c_2}, s(I_d, T) = \frac{\sigma_{I_d T} + c_3}{\sigma_{I_d}\sigma_T + c_3}, \\ S_{\text{SSIM}}(I_d, T) = [l(I_d, T)]^\alpha \cdot [c(I_d, T)]^\beta \cdot [s(I_d, T)]^\gamma \end{cases} \quad (8)$$

式中： I_d 为去噪结果图像； T 为无噪声图像； M 与 N 分别为图像的长、宽；MSE 为图像的均方误差； $l(I_d, T)$ 为两图像之间的亮度相似性； $c(I_d, T)$ 为两图像之间的对比度相似性； $s(I_d, T)$ 为两图像之间的结构相似性； μ_{I_d} 和 μ_T 分别表示图像 I_d 、 T 的均值； σ_{I_d} 和 σ_T 分别表示图像 I_d 、 T 的标准差； $\sigma_{I_d T}$ 为图像 I_d 、 T 之间的协方差； c_1 、 c_2 、 c_3 为常数，计算过程中取 $\alpha = \beta = \gamma = 1$ ， $c_3 = c_2/2$ 。则 SSIM 的计算方法可简化为 $S_{\text{SSIM}}(I_d, T) = \frac{(2\mu_{I_d}\mu_T + c_1)(\sigma_{I_d T} + c_2)}{(\mu_{I_d}^2 + \mu_T^2 + c_1)(\sigma_{I_d}^2 + \sigma_T^2 + c_2)}$

由于图像客观质量评价方法采用去噪结果图像与干净图像对比分析的思路，而真实 γ 辐射场景图像缺乏与其对应的干净图像。对 γ 辐射场景图像进行理论分析可知， γ 辐射场景图像噪声具有与加性噪声相同的性质，这意味着对一定帧数的噪声图像进行平均运算可以一定程度降低噪声方差^[23-24]，故本实验组对相同场景图像进行平均而得到干净图像。为得出本次辐照实验数据所获 γ 辐射场景图像对应干净图像的最佳平均帧数，对两个剂量率区的 γ 辐射场景图像进行了统计分析实验，如图 8 所示。

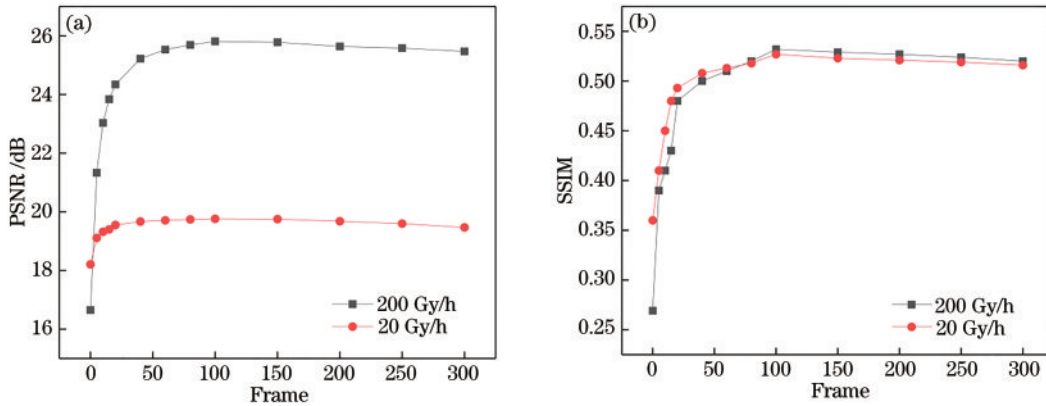


图 8 随平均帧数量增加无噪图质量变化情况。(a) PSNR 值变化情况；(b) SSIM 值变化情况

Fig. 8 Quality of noiseless image changes with average number of frames increase. (a) Variation of PSNR value; (b) variation of SSIM value

由图 8 可知，对于本次辐照数据，20 Gy/h、200 Gy/h 瞬时剂量率区分别使用 100 帧、120 帧进行平均运算所获取的干净图像质量处于较高水平，进一步增加帧数干净图像质量提升较小并且出现逐渐下降的趋势，这是由于随着参与平均运算帧数的增加，虽然每帧参与平均运算的图像中的噪声灰度值都被平均至较小的值，但由于每帧参与平均运算的核辐射场景图像都会引入新的噪声，所以当参与平均运算的图像超过一定数量时，通过平均运算得到的干净图像的质量会出现下降的趋势。

4.1 主观效果对比与量化评价

使用大量的真实 γ 辐射场景图像进行了充分的对比实验，并选取了其中的典型结果予以展示，图 9、10 展示了各算法对高(200 Gy/h)、低剂量率区(20 Gy/h)

持续辐照 6 min 的 γ 辐射场景图像的去噪结果，并对各算法处理结果的同一细节进行了放大展示。表 2 为各算法在高、低剂量区辐射图像的去噪结果量化对比，最优项被加粗。

此外，为了进一步验证所提算法的普适性，还将各算法应用于瞬时剂量率为 200 Gy/h 且因尺寸递增而包含不同图像细节的 γ 辐照图像中，各算法的量化结果如表 3 所示。随着图像尺寸的增加，各算法的 PSNR、SSIM 值均减小，其中 TV 与 Median 减少量最多，而其他经典算法与所提算法减少量较少。

结合图 9、图 10、表 2 及表 3 可知，虽然中值滤波、PDE 滤波与 TV 滤波对冲激噪声具有很好的滤除效果，但对斑块状 γ 射线冲激噪声的处理效果不佳。小波变换从频域消除高频区域以期实现斑状噪声的滤除，虽

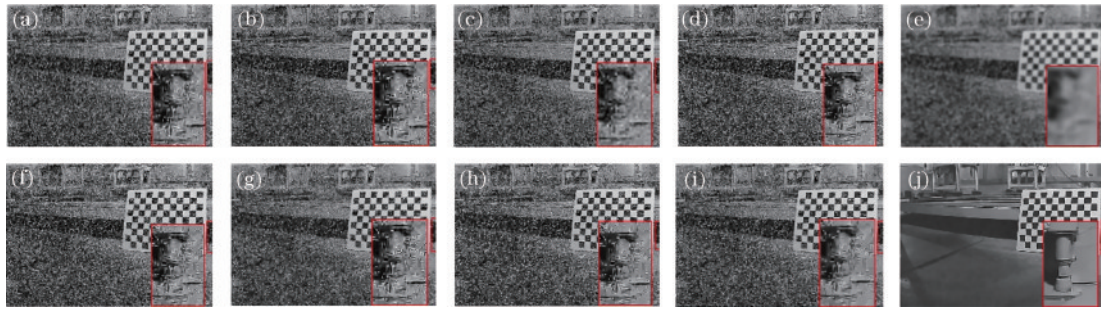


图 9 200 Gy/h γ 辐射场景图像去噪结果对比。(a) 噪声图; (b) 中值; (c) 小波; (d) 各向异性; (e) 偏微分; (f) BM3D; (g) NLM; (h) 引导; (i) 全变分; (j) 所提算法

Fig. 9 Comparison of denoising results in 200 Gy/h γ radiation scene images. (a) Noise map; (b) median; (c) wavelet; (d) anisotropy; (e) PDE; (f) BM3D; (g) NLM; (h) guide; (i) TV; (j) proposed algorithm

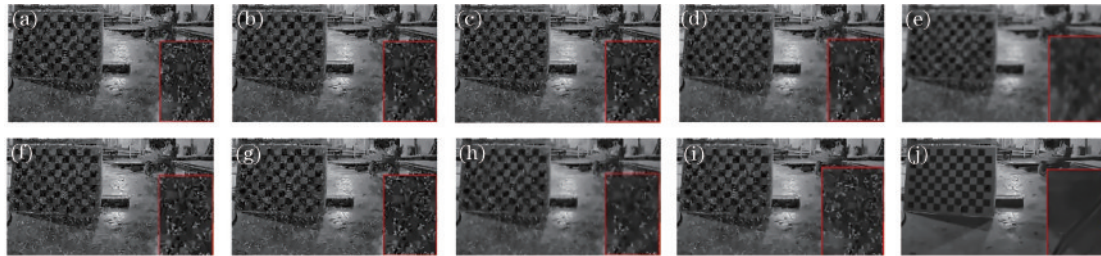


图 10 20 Gy/h γ 辐射场景图像去噪结果对比。(a) 噪声图; (b) 中值; (c) 小波; (d) 各向异性; (e) 偏微分; (f) BM3D; (g) NLM; (h) 引导; (i) 全变分; (j) 所提算法

Fig. 10 Comparison of denoising results in 20 Gy/h γ radiation scene images. (a) Noise map; (b) median; (c) wavelet; (d) anisotropy; (e) PDE; (f) BM3D; (g) NLM; (h) guide; (i) TV; (j) proposed algorithm

表 2 γ 辐射场景图像去噪结果量化对比

Table 2 Quantitative comparison of denoising results

Dose / (Gy·h ⁻¹)	Index	Noise	Median	Wavelet	Anisotropy	PDE	BM3D	NLM	Guide	TV	Proposed algorithm
200	PSNR /dB	16.72	20.89	19.68	16.80	21.78	16.95	16.93	21.95	18.86	32.66
	SSIM	0.28	0.47	0.36	0.32	0.44	0.31	0.31	0.47	0.36	0.88
20	PSNR /dB	23.48	24.22	23.85	23.22	26.25	23.52	23.65	26.20	25.50	33.43
	SSIM	0.65	0.67	0.65	0.71	0.79	0.65	0.68	0.79	0.76	0.94

表 3 不同尺寸的 γ 辐射场景图像去噪结果量化对比

Table 3 Quantitative comparison of denoising results in different size images

Image size	Index	Noise	Median	Wavelet	Anisotropy	PDE	BM3D	NLM	Guide	TV	Proposed algorithm
500×500	PSNR /dB	16.90	20.90	20.05	16.80	19.16	16.95	16.90	21.96	24.16	32.73
	SSIM	0.30	0.47	0.41	0.32	0.41	0.31	0.31	0.50	0.67	0.87
600×600	PSNR /dB	16.87	20.73	19.95	16.83	19.15	16.92	16.88	21.86	23.54	32.68
	SSIM	0.31	0.47	0.40	0.32	0.41	0.31	0.31	0.50	0.64	0.88
700×700	PSNR /dB	16.83	20.64	19.74	16.84	19.02	16.88	16.84	21.67	23.00	32.68
	SSIM	0.31	0.47	0.39	0.33	0.41	0.31	0.31	0.50	0.64	0.88
800×800	PSNR /dB	16.91	20.77	19.81	16.94	19.13	16.96	16.91	21.77	22.75	1
	SSIM	0.31	0.48	0.40	0.34	0.42	0.32	0.32	0.50	0.64	0.88
900×900	PSNR /dB	16.98	20.89	19.91	17.06	19.21	17.03	16.99	21.85	22.71	32.62
	SSIM	0.32	0.48	0.40	0.34	0.42	0.323	0.33	0.50	0.65	0.87
1000×1000	PSNR /dB	16.94	20.87	19.90	17.06	19.17	16.99	16.95	21.85	22.86	32.65
	SSIM	0.31	0.47	0.39	0.33	0.41	0.31	0.32	0.50	0.66	0.87

然在一定程度上提升了图像质量,但对于尺寸及几何形状多样的 γ 射线噪声去除效果不佳。BM3D、NLM及各向异性滤波,由于 γ 辐射场景图像中噪声尺寸及形状多样性,其局域搜索和扩散过程都极为受限,导致去噪效果较差。引导滤波由于缺乏无噪声图像作为滤波过程中的引导图,导致其去噪效果不够理想,且损伤了图像细节。由于 γ 辐射场景图像噪声的复杂性,各传统算法的去噪效果并不理想,而与这些方法相比较,所提基于视频时序相关特性的 γ 射线噪声去除方法在去噪效果及细节保护方面均取得了更好的效果。

5 结 论

针对 γ 辐射场景图像中斑块噪声引起的视觉退化问题,提出了一种基于视频时序相关特性的 γ 射线噪声去除方法。从对真实 γ 辐射场景图像而进行的测试结果看,所提去噪方法在与众多典型去噪方法的对比实验中取得了更好的效果,且能适用于不同阶段与累计辐照剂量的 γ 辐射场景图像。虽然所提方法在去除 γ 辐射场景图像中存在的斑块噪声方面取得了一定的效果,但后续还会对该方法能承受的最大瞬时辐射剂量率与累积剂量及如何实现在动态环境中进行去噪方面进行研究,从而进一步提高该去噪方法的鲁棒性。

参 考 文 献

- [1] 陈明举. 基于稀疏表示与变分法的核辐射干扰图像增强技术研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2020.
Chen M J. Research on nuclear radiation contaminated image enhancement based on total variation and sparsity representation[D]. Mianyang: Southwest University of Science and Technology, 2020.
- [2] 徐文福, 毛志刚. 核电站机器人研究现状与发展趋势[J]. 机器人, 2011, 33(6): 758-767.
Xu W F, Mao Z G. Research status and development trend of nuclear power plant robots[J]. Robot, 2011, 33(6): 758-767.
- [3] Tsitsimpelis I, Taylor C J, Lennox B, et al. A review of ground-based robotic systems for the characterization of nuclear environments[J]. Progress in Nuclear Energy, 2019, 111: 109-124.
- [4] 倪佳磊, 陈鹏, 李树成, 等. AP1000辐射监测系统设计及工程解决方案[J]. 核电子学与探测技术, 2013, 33(11): 1405-1407, 1426.
Ni J L, Chen P, Li S C, et al. AP1000 radiation monitoring system design and engineering solution[J]. Nuclear Electronics & Detection Technology, 2013, 33(11): 1405-1407, 1426.
- [5] Torii T, Sanada Y, Nishizawa Y, et al. Radiation monitoring using an unmanned helicopter in the evacuation zone set up by the fukushima daiichi NPP accident[EB/OL]. [2021-02-06]. <http://www.meetingorganizer.copernicus.org/EGU2013/EGU2013-3794.pdf>.
- [6] 蔡毓龙, 李豫东, 文林, 等. CMOS图像传感器单粒子效应及加固技术研究进展[J]. 核技术, 2020, 43(1): 50-58.
Cai Y L, Li Y D, Wen L, et al. Progress of single event effects and hardening technology of CMOS image sensors[J]. Nuclear Techniques, 2020, 43(1): 50-58.
- [7] 李利娜, 孙润军, 陈美玉, 等. 辐射防护材料的研究进展[J]. 合成纤维, 2019, 48(10): 21-25.
Li L N, Sun R J, Chen M Y, et al. Research progress on radiation protection materials[J]. Synthetic Fiber in China, 2019, 48(10): 21-25.
- [8] Buyuk B. Preparation and characterization of iron-ore-embedded silicone rubber materials for radiation protection[J]. Nuclear Science and Techniques, 2018, 29(9): 135.
- [9] 王姮, 桑瑞娟, 张华, 等. 一种强辐射环境监测下图像降噪的新方法[J]. 传感器与微系统, 2011, 30(11): 59-61.
Wang H, Sang R J, Zhang H, et al. A new image denoising method for monitoring in intense radioactive environment[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2011, 30(11): 59-61.
- [10] 杨斌, 赵立宏, 邓骞. 基于图像修复技术的抗核辐射图像恢复方法[J]. 南华大学学报(自然科学版), 2016, 30(4): 56-61.
Yang B, Zhao L H, Deng Q. A novel anti-nuclear radiation image restoration algorithm based on inpainting technology[J]. Journal of University of South China (Science and Technology), 2016, 30(4): 56-61.
- [11] Hosoya N, Miyamoto A, Naganuma J. Real-time image improvement system for visual testing of nuclear reactors[C]//2017 Fifteenth IAPR International Conference on Machine Vision Applications (MVA), May 8-12, 2017, Nagoya, Japan. New York: IEEE Press, 2017: 17047598.
- [12] Li Y Y, Jin W Q, Liu Z H. Interior radiation noise reduction method based on multiframe processing in infrared focal plane arrays imaging system[J]. IEEE Photonics Journal, 2018, 10(5): 18051775.
- [13] 朱小方, 净亮, 邵党国. 基于反向传播神经网络的自适应双边滤波的超声图像降噪[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(24): 241014.
Zhu X F, Jing L, Shao D G. Ultrasonic image denoising using adaptive bilateral filtering based on back propagation neural network[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(24): 241014.
- [14] 吴强, 张锐. 基于局部异常因子的近地全天时星图小波去噪[J]. 光学学报, 2020, 40(8): 0810001.
Wu Q, Zhang R. Wavelet denoising of near-earth all-day star map based on local outlier factor[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(8): 0810001.
- [15] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.
- [16] 许贤泽, 赵文成, 徐逢秋, 等. 改进的各向异性扩散方程的超声图像滤波方法[J]. 光学精密工程, 2017, 25(6): 1662-1668.
Xu X Z, Zhao W C, Xu F Q, et al. Improved speckle reducing anisotropic diffusion for ultrasound image filtering[J]. Optics and Precision Engineering, 2017, 25(6): 1662-1668.
- [17] Guo F C, Zhang G, Zhang Q J, et al. Fusion despeckling

- based on surface variation anisotropic diffusion filter and ratio image filter[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(4): 2398-2411.
- [18] Yilmaz E, Kayikcioglu T, Kayipmaz S. Noise removal of CBCT images using an adaptive anisotropic diffusion filter[C]//2017 40th International Conference on Telecommunications and Signal Processing (TSP), July 5-7, 2017, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2017: 650-653.
- [19] 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.
- [20] Buades A, Coll B, Morel J M. A non-local algorithm for image denoising[C]//2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2005, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2005: 60-65.
- [21] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1/2/3/4): 259-268.
- [22] He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [23] Tian C W, Fei L K, Zheng W X, et al. Deep learning on image denoising: an overview[J]. *Neural Networks*, 2020, 131: 251-275.
- [24] Lehtinen J, Munkberg J, Hasselgren J, et al. Noise2Noise: learning image restoration without clean data[EB/OL]. (2018-03-12)[2021-02-05]. <https://arxiv.org/abs/1803.04189>.