

跨模态空域自适应联合均值滤波器

杜婉君^{1,2}, 孙忠贵²

(1.聊城大学季羡林学院, 山东 聊城 252000)

(2.聊城大学数学科学学院, 山东 聊城 252000)

[摘要] 非局部均值滤波器通过欧氏距离来衡量非局部区域内像素块之间的相似性,取得了较好的去噪效果.但其对局部性考虑不足,易导致一些非周期性的有用细节在图像去噪过程中被光滑掉.针对此问题,引入空域局部、非局部联合自适应方法,对原滤波器进行改进;同时,考虑到多模态图像在实际中的应用愈加广泛,将所设计滤波器推广至跨模态场景,得到了跨模态空域自适应联合均值滤波器.经典图像实验的主观视觉效果与客观的量化指标均表明,所设计的滤波器较原算法取得了更好的滤波性能.

[关键词] 非局部均值滤波,空域自适应,深度图像,跨模态

[中图分类号] TP391.41 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2022)01-0052-07

Cross-modal Filter with Joint Spatiality Adaptive Means

Du Wanjuan^{1,2}, Sun Zhonggui²

(1.Ji Xianlin Honors School, Liaocheng University, Liaocheng 252000, China)

(2.School of Mathematical Sciences, Liaocheng University, Liaocheng 252000, China)

Abstract: Non-local means filter uses Euclidean distance to measure the similarity of gray values between pixel blocks in a non-local area. In this sense, the filter does not take the locality into account, and thus leads to several local and aperiodic details being over smoothed in denoising process. To address this problem, this work pursues a local and non-local adaptive strategies to improve the performance of non-local means filter. Meanwhile, considering the fact that multi-modal images are widely used in practice, we also focus on extending non-local means filter to a cross-modal version. Finally, a novel filter is achieved which is cross-modal and can adaptively tradeoff between local and non-local implementation. Experimental results show that the performance of the proposed method is more powerful than the original one.

Key words: non-local means, spatiality adaptation, depth image, cross-modality

随着信息科学技术的迅速发展,数字图像信息处理技术越来越广泛地应用于军事、医疗和多媒体技术等领域^[1]. 图像在采集、传输过程中因环境、拍摄设备或人为等因素的影响,会受到不同的噪声干扰,从而导致采集到的图像质量下降,并最终不可避免地对后续的图像处理及应用等任务造成影响^[2]. 因此,通过对图像进行噪声去除,减少或消除噪声对图像的干扰^[3],并尽可能保持图像的细节信息^[4-5],一直是图像处理领域的一个研究热点.

图像去噪可分为空域方法和频域方法,前者如双边滤波^[6]、高斯滤波^[7],后者如离散余弦滤波、小波变换滤波^[8-9]等. 传统方法由于忽略了图像本身的自相似性,易导致图像细节信息损失较为严重,难以达到理想的去噪效果. 2005 年, Buades 等^[10]提出了非局部均值(non-local means, NLM)方法. NLM 方法充分利用了图像信息的自相似性,即在自然图像中往往存在一些空间位置不同但彼此相似的图像片. 当图像受噪声污染时, NLM 算法在整幅图像中找到与该噪声点具有相似结构的区域,并通过计算这些区域与当前噪声点所在的图像片之间的相似值来估计当前噪声点的像素值^[11]. 这一思想是对邻域平均去噪方法的重大改进,该思想对文[12]所提的混合噪声非局部滤波方法起到了重要的启发性作用. NLM 从提出以来

收稿日期:2021-08-31.

基金项目:国家自然科学基金项目(11801249)、山东省自然科学基金项目(ZR2020MF040)、聊城大学开放课题(319312101-01).

通讯作者:孙忠贵,博士,教授,研究方向:图像处理、机器学习. E-mail:altlp@163.com

一直受到众多研究者的关注。

近年来,随着成像技术的发展,多模态图像在生活中已较为常见,相应的跨模态图像处理方法也成为图像处理领域的研究热点. 以常见的深度图像为例,由于成像机理不同,直接获取的深度图像往往含有较多噪声,很难满足实际应用需求^[13]. 相比之下,彩色图像具有更高更丰富的纹理细节等有用信息^[14-16]. 如何借助一幅相对可靠的图像(彩色图像)的结构信息指导对目标图像(深度图像)进行联合滤波(joint filtering)^[17-20],值得深入研究.

本文提出一种跨模态空域自适应联合均值滤波器(cross-modal filter with joint spatiality adaptive means, CJSAM). 考虑到 NLM 算法只采用图像中的灰度信息进行相似性度量,忽略了图像的空域信息,易导致一些非周期性的图像细节和边缘信息被模糊化,本文通过引入空域核,使所提算法实现了局部与非局部的空域自适应性;同时,针对多模态场景,使滤波过程权值的获取来自于了一幅更为可靠的图像,并引入结构相似性度量,避免了不同模态间的纹理复制现象;最后,通过实验验证了 CJSAM 算法的优良去噪性能.

1 相关工作

1.1 非局部均值滤波

文[10]所提出的非局部均值滤波器是对邻域去噪的重大改进. 该滤波器使相似图像片不再拘泥于局部信息,可来源于一个非局部的较大空间甚至整幅图像. 由于能更好地利用图像的周期性,NLM 在滤除噪声的同时能更好地保持图像细节.

设 Y 为含噪图片, X 为原始(无噪声)图片(即要恢复的目标),NLM 的数学模型为:

$$\hat{X}(i) = \sum_{j \in \Omega} w_{ij} Y(j) = \frac{1}{C(i)} \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{\|Y_i - Y_j\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right) Y(j), \quad (1)$$

式中,

$$Y_i = Y(N^d\{i\}) = (Y(j) | j \in N^d\{i\}), \quad (2)$$

表示图像 Y 中以像素点 i 为中心的图像块;

$$C(i) = \sum_j \exp\left(-\frac{\|Y_i - Y_j\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right), \quad (3)$$

为归一化因子; h 为滤波参数; $\|Y_i - Y_j\|_{2,\alpha}^2$ 是图像块 Y_i 和 Y_j 间高斯加权的相异性度量,定义为:

$$\|Y_i - Y_j\|_{2,\alpha}^2 = \sum_{k \in K} G_\alpha(k) (Y(i-k) - Y(j-k))^2, \quad (4)$$

式中, $K = \{(k_1, k_2) | |k_1| \leq d, |k_2| \leq d\}$, 是半径为 d 、原点为中心点的像素坐标邻域;

$$G_\alpha(k) = \frac{1}{2\pi\alpha^2} \exp\left(-\frac{k_1^2 + k_2^2}{2\alpha^2}\right), \quad k = (k_1, k_2), \quad (5)$$

为标准差为 α 的高斯核.

1.2 相关系数

相关矩阵是由矩阵各列间的相关系数构成的,也即,相关矩阵第 i 行第 j 列的元素是原矩阵第 i 列和第 j 列的相关系数.

设 $(A_1, A_2, A_3, \dots, A_n)$ 是一个由 n 个随机向量所构成的随机矩阵,任意 A_i 与 A_j 的相关系数 $\rho_{ij}(i, j = 1, 2, \dots, n)$ 存在,则以 ρ_{ij} 为元素的 n 阶矩阵称为该维随机向量的相关矩阵,记作 R ,即

$$R = \begin{bmatrix} \rho_{11} & \rho_{12} & \cdots & \rho_{1n} \\ \rho_{21} & \rho_{22} & \cdots & \rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{n1} & \rho_{n2} & \cdots & \rho_{nn} \end{bmatrix},$$

式中,

$$\rho_{ij} = \frac{\text{cov}(A_i, A_j)}{\sqrt{DX_i} \sqrt{DX_j}}, \quad (6)$$

$$\text{cov}(A_i, A_j) = E((A_i - E(A_i)) - (A_j - E(A_j))). \quad (7)$$

本文将采用相关系数进行不同模态间图像片结构的相似性度量,以避免跨模态图像滤波中的纹理复制现象.

2 改进的跨模态空域自适应联合均值滤波器

针对 NLM,本文引入空域自适应策略,以更好实现局部与非局部的折中,同时将应用场景由单模态推广至多模态.

2.1 空域自适应策略

相较于双边滤波算法^[7],传统 NLM 只考虑了图像块间像素值的距离,忽略了空域距离的计算,故不能很好地实现空域的局部性,而这种局部性对于保持一些非周期细节尤为重要.为解决该问题,本文引入空域核,通过其核参数的变化实现滤波过程的局部非局部自适应调整.具体而言,当像素片间灰度值相差较大时,说明两像素片相似性小,则侧重局部算法;反之,两像素片间灰度相似性大时,则侧重非局部算法.

通过引入空域自适应策略,NLM 模型变为:

$$\hat{X}(i) = \sum_{j \in \Omega} w_{ij} \cdot w_{sj} \cdot Y(j), \quad (8)$$

式中,值域核 $w_{ij} = \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{\|Y_i - Y_j\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right)$;空域核 $w_{sj} = \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{d(|i_1 - j_1|^2 + |i_2 - j_2|^2)}{2\sigma^2}\right)$; w_r 为图像片相似度因子; w_s 为空间邻近度因子,即空域值; h, σ 为模型参数; $Y_i, C(i)$ 同式(2)、(3);图像块 Y_i 和 Y_j 间高斯加权的相异性度量与式(4)、(5)相同.

由定义可以看出,值域核 w_r 的值随着图像片之间的高斯加权距离的增大而减小,即 w_r 的值越大,图像片间的相似性越大.空域核 w_s 中的 d 是图像片之间灰度值的高斯加权距离,由定义可知,当图像片间的相似性小,即 d 大时, w_s 减小,式(8)趋向局部滤波;反之,当图像片间的相似性增大时,式(8)趋向非局部滤波.这一机理将有助于滤波过程中非周期信号的保持.

2.2 不同模态的引进

有些模态的图像,如深度图像,尽管可提供不同模态的信息,但易受噪声污染.这种场景需引入跨模态滤波.较早的跨模态滤波是联合双边滤波器(joint bilateral filtering, JBF)^[21],其在双边滤波(bilateral filtering, BF)^[7]的基础上,将一个较为可靠的模态的值域核替换当前模态的值域核,从而实现联合滤波.受 JBF 算法启发,本文在空域自适应策略基础上引入联合策略,实现跨模态去噪,以下以彩色图像(含噪量低)和深度图像(含噪量较高)的双模态场景进行算法说明.

为减少通道数,所提算法首先将彩色图像转化为灰度图像,以灰度图像定义像素块之间的权值,并与深度图像所得权值进行线性组合,构造出新的值域相似性权值,并将其与空域权值作乘积,得到最终滤波权值.

设 Y^1 为含噪深度图像, Y^2 为较可靠的彩色图像, X 为待还原的清晰深度图像(即要恢复的目标,下同),则新滤波器的模型为:

$$\hat{X}(i) = \sum_{j \in \Omega} w_{ij}^1 \cdot w_{sj} \cdot Y(j), \quad (9)$$

式中,值域相似性权值 w_{ij}^1 为下面两个权值的线性组合:

$$w_{ij}^1 = \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{\|Y_i^1 - Y_j^1\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right), \quad (10)$$

$$w_{ij}^2 = \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{\|Y_i^2 - Y_j^2\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right), \quad (11)$$

式中, w_{ij}^1 为含噪深度图像片间的相似性度量值; w_{ij}^2 为彩色图像转化为灰度图之后相应图像片间的相似性度量.

2.3 滤波器的实现

跨模态图像滤波的输出结果经常会出现纹理复制现象^[22],即不一致的纹理在不同模态间被错误复

制. 为避免这一缺陷,本文引入相关系数来度量纹理间的相似性. 同时,空阙权值参数 d 的计算仅选择待处理模态,即含噪深度图像. 综上,最终得到跨模态空域自适应联合滤波器 CJSAM 的数学模型如式(12)所示:

$$\hat{X}(i) = \sum_{j \in \Omega} w_{ij} \cdot w_{sj} \cdot Y(j) = \sum_{j \in \Omega} ((1-k) \cdot w_{ij}^1 + k \cdot w_{ij}^2) \cdot w_{sj} \cdot Y(j) = \sum_{j \in \Omega} ((1-k) \cdot w_{ij}^1 + k \cdot w_{ij}^2) \cdot \exp\left(-\frac{d(|i_1-j_1|^2 + |i_2-j_2|^2)}{2\sigma^2}\right) \cdot Y(j), \quad (12)$$

式中, k 为相应两个不同模态图像片之间的相关系数. 由模型可知,当两幅图像片的结构相似系数较大时,清晰图像的值域信息占比大,说明彩色图像对深度图像的帮助加强;反之,当两幅图像片的相似系数较小时,说明两幅图相似性并不高,彩色图像对深度图像的帮助减弱.

3 实验与分析

为验证 CJSAM 的性能,本文将图像分为单模态与双模态两个场景进行实验. 实验 1 为单模态图像实验,选取了 4 幅加噪的经典灰度图像,分别使用 BF、NLM 和 CJSAM 去噪,并从主观视觉效果和客观峰值信噪比 (PSNR) 判断去噪性能. 实验 2 选择了 4 组经典的彩色图像和深度图像对,并对深度图像施加不同高斯噪声,滤波器分别为 JBF、NLM、联合非局部均值滤波 JNLM 及 CJSAM. 值域核计算来自较为可靠的灰度图像.

在实验中,为便于比较,所有非局部滤波器的相似片半径均为 3,搜索窗大小均为 10,这与文献[9]的推荐值相同. 其他模型参数的定义也均与原文出处相同.

3.1 实验 1

图 1 中(a)-(d)为本文选取的 4 幅经典灰度图像,(e)为受标准差为 10 的高斯噪声污染的 Lena 图像,(f)-(h)为采用不同滤波算法进行滤波的实验效果,(i)-(l)为 Boat 图像的可视化实验结果. 从图 1 可以看出,CJSAM 算法在视觉效果上明显优于其他滤波器算法.



图 1 单模态图像实验

Fig. 1 Single-modal image experiment

为了客观地进行比较,表 1 列出了上述 4 幅图像被标准方差为 10~50 的高斯噪声污染时采用不同滤波器进行滤波所得输出图像的峰值信噪比. 由表 1 的量化指标可以看出,CJSAM 取得了较好的去噪效果.

表 1 3 种滤波方法对经典灰度图像滤波的峰值信噪比指标对比
Table 1 PSNR results of three filters on standard gray images

Name	Methods	Standard deviation of noise				
		10	20	30	40	50
Lena	BF	19.41	17.93	16.68	15.05	13.25
	NLM	25.64	21.00	18.61	16.16	13.87
	CJSAM	26.01	21.32	18.93	16.34	14.01
Boat	BF	19.43	17.92	16.65	14.99	13.19
	NLM	24.41	20.30	18.09	15.79	13.58
	CJSAM	24.92	20.76	18.46	16.06	13.78
Cameraman	BF	19.51	17.93	16.65	14.99	13.19
	NLM	24.46	20.29	18.08	15.74	13.53
	CJSAM	24.87	20.71	18.46	16.07	13.78
Man	BF	19.59	17.93	16.61	14.94	13.10
	NLM	22.08	19.07	17.25	15.22	13.18
	CJSAM	22.73	19.64	17.74	15.59	13.47

3.2 实验 2

跨模态实验在 4 组经典彩色图像与深度图像上进行. 图 2 中(a)-(d)为实验的彩色图像,(e)-(h)为深度图像,(i)-(l)和(m)-(p)分别为被标准方差为 10 和 20 的高斯噪声污染的图像使用不同滤波器滤波后的可视化效果. 由可视化结果可以看出,CJSAM 在细节保持和纹理保持方面的效果较为突出.

表 2 所示为滤波输出的峰值信噪比量化指标比较,其中高斯噪声的标准方差分别为 10~50.

表 2 4 种滤波方法对经典彩色图像和深度图像滤波的峰值信噪比指标对比
Table 2 PSNR results of four filters on color and depth images

Name	Methods	Standard deviation of noise				
		10	20	30	40	50
Art	JBF	23.9	20.5	18.4	16.2	13.9
	NLM	24.1	21.1	18.7	16.2	13.9
	JNLM	24.9	20.9	19.2	16.2	13.9
	CJSAM	26.2	21.4	19.0	16.4	14.1
Book	JBF	24.1	20.6	18.5	16.2	13.9
	NLM	26.6	21.6	18.9	16.4	14.1
	JNLM	26.3	21.5	19.4	16.4	14.0
	CJSAM	26.7	21.6	19.0	16.5	14.2
Reindeer	JBF	24.1	20.7	18.5	16.2	13.9
	NLM	26.0	21.4	18.8	16.3	14.0
	JNLM	26.1	21.3	19.3	16.4	14.0
	CJSAM	26.4	21.6	19.0	16.4	14.0
Laundry	JBF	24.1	20.7	18.5	16.2	13.9
	NLM	26.6	21.4	18.9	16.3	13.8
	JNLM	25.8	21.3	19.2	16.3	13.9
	CJSAM	26.5	21.6	19.0	16.4	14.0

从表 2 可以看出,本文的 CJSAM 算法在量化指标上有一定提升,视觉效果比峰值信噪比表现更明显;在 0.05 的显著性水平上的 t 检验表明,CJSAM 算法与 NLM 算法的 PSNR 值差异明显.

由此可见,无论主观效果还是客观指标,CJSAM 算法的滤波性能均优于非局部均值滤波. 此外,图 2 中 Laundry 的周期性明显,在去噪过程中,本文算法相较于其他算法很好地解决了纹理复制现象.

3.3 时间复杂度分析

为便于比较,规定所有的非局部滤波器为 m 个像素的相似块和 $n \times n$ 像素的搜索框,则 NLM 的时间复杂度为 $O(m \times n^2)^{[9]}$;本文算法的时间复杂度主要来源于 NLM、相关系数和空域核的计算,为 $O(m \times n^2 + (m+1) \times n)$;两者的时间复杂度比值为 $\left(1 + \frac{1}{n} + \frac{1}{m \times n}\right)$,考虑到图像的像素值很大,故其时间复杂度几乎一致.

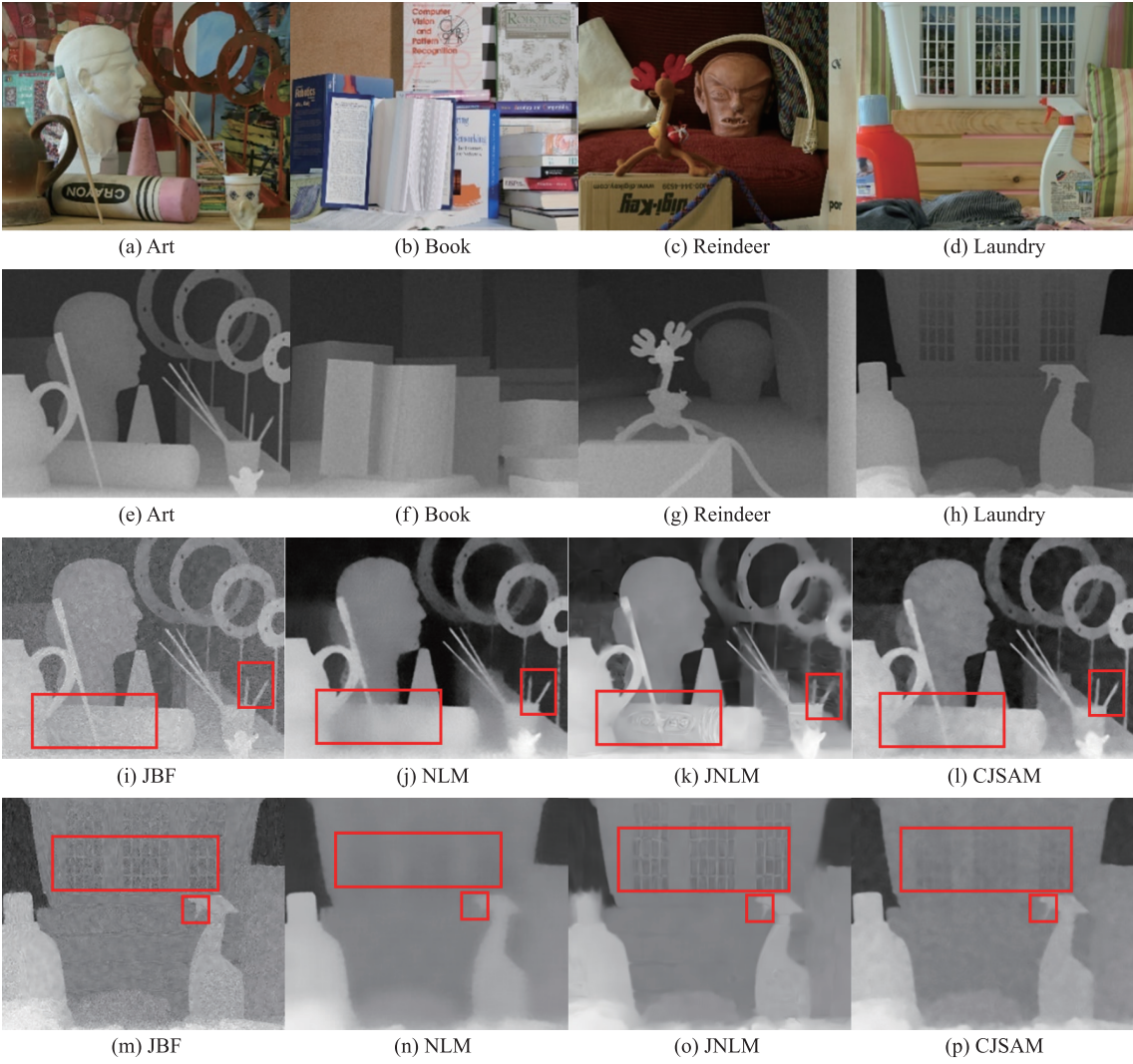


图 2 跨模态图像实验

Fig. 2 Multi-modal images experiment

4 结论

经典非局部均值滤波算法仅侧重于用值域核计算权值,不能有效保护图像中局部的非周期性信息,且仅适用于单模态场景. 本文的跨模态空域自适应联合均值滤波器(CJSAM)对原算法进行了改进. 一方面,通过引入空核,使CJSAM具有局部与非局部的自适应性;另一方面,借助较为可靠的模态信息,实现跨模态滤波,并借助相关系数有效避免了纹理复制的缺陷. 主、客观实验效果均验证了CJSAM的优良去噪性能.

但NLM算法时间复杂度较高,这一问题在CJSAM中依然存在,如何对其进行加速尚需进一步研究. 且本文算法只与经典NLM算法进行了比较,并未与STOA跨模态算法进行对比,后续工作中应加以关注. 此外,本文仅针对一般跨模态问题进行滤波器设计,如何针对具体应用场景进一步提升CJSAM性能需进一步研究.

[参考文献] (References)

[1] 云海蛟,董玉冰,王晓丽. 结合人眼视觉特性和模糊集理论的彩色图像增强[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2018,18(3):25-32,38.

[2] 杨成佳. 图像去噪及其效果评估若干问题研究[D]. 长春:吉林大学,2016.

- [3] RUDIN L I, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [4] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, 27(3): 1-10.
- [5] XU L, LU C W, XU Y, et al. Image smoothing via L_0 gradient minimization[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6): 1-12.
- [6] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images[C]//*Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision*. Bombay, India: IEEE, 1998: 839-846.
- [7] 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.
- [8] 刘清, 孙颖. 用实时小波分析消除噪声的动态测量误差补偿[J]. *南京师范大学学报(工程技术版)*, 2006, 6(3): 1-4.
- [9] PERIYASAMY N D, RAMASAMY A. An adaptive truncated wavelet filter for speckle removal in ultrasound images[J]. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2015, 10(2): 2327-2337.
- [10] 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*. San Diego, USA: IEEE, 2005: 60-65.
- [11] SHREYAMSHA K B K. Image denoising based on non-local means filter and its method noise thresholding[J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2012, 7(6): 1211-1227.
- [12] 李兵, 刘全升, 徐家伟, 等. 去除混合噪音的一种新方法[J]. *中国科学: 信息科学*, 2010, 40(9): 1165-1175.
- [13] 刘坤华, 王雪辉, 谢玉婷, 等. Edge-guided GAN: 边界信息引导的深度图像修复[J]. *中国图象图形学报*, 2021, 26(1): 186-197.
- [14] ZHANG X P, SIM T, MIAO X P. Enhancing photographs with near infrared images[C]//*Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Anchorage, USA: IEEE, 2008: 1-8.
- [15] KRISHNAN D, FERGUS R. Dark flash photography[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2009, 28(3): 1-12.
- [16] SHEN X Y, YAN Q, XU L, et al. Multispectral joint image restoration via optimizing a scale map[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, 37(12): 2518-2530.
- [17] GUO X J, LI Y, MA J Y, et al. Mutually guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2020, 42(3): 694-707.
- [18] LIU W, CHEN X G, SHEN C H, et al. Robust guided image filtering[J/OL]. 2017: 1-14. <http://arxiv.org/abs/1703.09379>.
- [19] LI Y J, HUANG J B, AHUJA N, et al. Deep joint image filtering[C]//*Proceedings of the 2016 European Conference on Computer Vision*. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 154-169.
- [20] HAM B, CHO M, PONCE J. Robust guided image filtering using nonconvex potentials[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(1): 192-207.
- [21] PETSCHNIG G, SZELISKI R, AGRAWALA M, et al. Digital photography with flash and no-flash image pairs[J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2004, 23(3): 664-672.
- [22] SHEN X Y, ZHOU C, XU L, et al. Mutual-structure for joint filtering[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2017, 125(1-3): 19-33.

[责任编辑: 严海琳]