

图像超分中双三次插值的非局部拓展

郑心草^{1,2}, 孙忠贵²

(1.聊城大学季羨林学院, 山东 聊城 252000)

(2.聊城大学数学科学学院, 山东 聊城 252000)

[摘要] 因具备强大的细节刻画能力, 双三次插值已成为图像超分中的常用算法. 由于其借助在空间距离上与当前像素距离最近的 16 个像素构造插值基函数, 故双三次插值本质上属于一种局部算法. 这也意味着该算法的插值过程尚不能有效利用图像周期性(非局部性), 从而致使其细节保持能力仍存在进一步提升空间. 针对这一问题, 通过对原插值基函数施加非局部权重修正, 在一个更大范围内选取更多像素对当前像素的灰度值进行估计, 实现了经典双三次插值算法的非局部拓展. 在灰度图像和彩色图像两个不同场景上进行超分实验, 主观视觉效果和客观量化指标均表明所提算法的有效性.

[关键词] 图像超分, 双三次插值, 非局部均值, 周期性

[中图分类号] TP391.41 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2023)03-0053-07

Non-local Extension of Bicubic Interpolation in Image Super-resolution

Zheng Xincuo^{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: Benefiting from its powerful ability in detail preserving, bicubic interpolation has become a common algorithm in image super-resolution. The base function for bicubic interpolation is constructed by the 16 pixels that are closest to the current pixel in space, so the bicubic interpolation belongs to a local algorithm. This means that the interpolation process in this algorithm is not able to take advantage of the periodicity (non-locality) in natural images, and thus its performance still has room to be further improved. Based on this considerations, this paper introduces non-local weight correction into the definition of the base function to select more candidate pixels in a wider area to estimate the gray value of the current pixel. As a result, a non-local version of the typical bicubic interpolation is achieved. The experimental results suggest that it can reconstruct higher quality results both quantitatively and perceptually.

Key words: image super-resolution, bicubic, non-local means, periodicity

随着信息技术的迅速发展, 图像已成为信息传递的主要媒介. 高分辨率图像因包含更为丰富的细节信息, 在实际应用中有着广泛需求. 然而, 受成像设备和成像环境的限制, 实际获取的图像在分辨率上往往难以满足具体需求^[1-2]. 尽管可以借助性能更好的成像设备对分辨率进行提升, 但这不仅增加了硬件成本, 还会由于感光单元过密, 相互之间干扰而引入更多噪声^[3]. 图像超分是通过算法设计将低分辨率图像恢复为高分辨率图像的一种图像处理手段, 在有效提高低分辨率图像可用性的同时, 也避免了单纯依赖硬件采集设备的局限性. 图像超分辨率技术一直是图像处理领域的一个研究热点.

依其实现方式, 图像超分技术大致可分为 3 类: 基于插值的方法^[4-5]、基于重建模型的方法^[6-7]和基于学习的方法^[8-10]. 基于插值的超分算法利用基函数或插值核来逼近损失的图像信息, 从而获得高分辨率图像; 基于重建的超分算法从图像的退化模型出发, 添加先验知识作为约束条件, 实现高分辨率图像的重建; 基于学习的方法则是利用大量的数据进行训练, 找到低分辨率图像和高分辨率图像之间的对应关系, 从而实现图像的超分辨率重建. 近年来, 得益于深度学习技术的快速发展, 基于学习的图像超分方法取得了重大进展, 但该类方法需要大量数据进行训练学习, 致使其在数据匮乏的情况下难以进行. 基于重建的

收稿日期: 2023-03-09.

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)、聊城大学开放课题项目(319462207-1).

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

方法依赖具体的模型实现,而对一些复杂应用场景,相应的图像退化模型往往并不容易获取. 基于插值的图像超分方法,由于其不依赖于大量训练数据与精确模型,在实际中有着广泛应用. 常见的插值算法有最近邻插值(nearest neighbor interpolation)、双线性插值(bilinear interpolation)和双三次插值(bicubic interpolation)等. 这些算法主要是借助插值基函数将一幅低分辨率图像改为高分辨图像,故其在平滑(低频)区域表现较好,但在边缘(高频)区域表现并不十分令人满意^[11]. 为追求细节保持能力,实际中往往需要采用较为复杂的插值基函数. 因此,在上述 3 种插值算法中,双三次插值最为常用.

上述图像插值算法在构建插值基函数时,都是基于当前像素点的邻域像素进行,故其本质上均属于局部算法. 近年的相关研究已表明,图像的非局部性(周期性)对图像细节保持具有重要意义. 不同于局部方法,非局部方法可在一个更大范围内选取像素点对当前像素进行估计,从而得到更为稳定的效果. Buades 等^[12]所提出的非局部均值滤波器(non-local means, NLM)是非局部算法在图像处理领域的典型工作. 一方面, NLM 中权值相似性的计算不再只通过单一像素,而是借助相应图像块进行,这使其对噪声具有较强的鲁棒性. 另一方面, NLM 借助一个较大(非局部)的搜索框甚至整幅图像信息对当前像素进行重建,从而利用了图像的周期性进行细节保持^[13]. 因其突出的细节保持能力, NLM 在图像处理研究领域具有里程碑意义. 迄今为止,已有大量经典局部算法的非局部改进被提出^[14-16]. 受 NLM 算法的启发,本文设计了一个非局部双三次插值算法(NL-bicubic interpolation),并在灰度图像与彩色图像两个场景下进行超分实验,从主观视觉效果和客观量化指标两个方面验证了所提算法的性能.

1 相关工作

1.1 双三次插值算法

设 $A(x, y)$ 为源图像,大小为 $m \times n$; $B(X, Y)$ 为缩放后的目标图像,大小为 $M \times N$. 其中, x, y, X, Y 分别表示源图像与目标图像的像素坐标. 双三次插值是定义在二维空间上的,如图 1 所示,其在源图像选取与当前像素空间距离最近的 16 个像素定义插值基函数. 其中,源图像与目标图像的像素坐标间映射公式为:

$$\hat{x} = (X + 0.5) \times \frac{m}{M} - 0.5, \quad (1)$$

$$\hat{y} = (Y + 0.5) \times \frac{n}{N} - 0.5. \quad (2)$$

由式(1)、(2)的计算过程可知,映射后的 \hat{x}, \hat{y} 会出现小数部分. 因此,设 $\hat{x} = x + u$; $\hat{y} = y + v$, 其中 x, y 表示整数部分, u, v 表示小数部分.

Keys^[17]提出的三次插值基函数表达式(横纵坐标类似)如下:

$$W(x) = \begin{cases} (a+2)|x|^3 - (a+3)|x|^2 + 1, & 0 < |x| \leq 1, \\ a|x|^3 - 5a|x|^2 + 8a|x| - 4a, & 1 < |x| < 2, \\ 0, & |x| \geq 2, \end{cases} \quad (3)$$

式中,横坐标对应的系数为 $\mathbf{W}_x = [W(1+u), W(u), W(1-u), W(2-u)]$; 同理,纵坐标对应的系数为 $\mathbf{W}_y = [W(1+v), W(v), W(1-v), W(2-v)]$; 最终得到 Bicubic 模型为:

$$K_i = \mathbf{W}_x \mathbf{A}_i \mathbf{W}_y^T, \quad (4)$$

式中, \mathbf{A}_i 为在原始图像中距离目标像素点最近的 16 个像素值组成的像素块.

由上述定义过程可以看出,双三次插值算法是一个局部算法.

1.2 非局部均值算法

为了进行图像去噪,文[12]提出了非局部均值算法(NLM). 该算法在去除噪声的过程中首次利用图像的周期性保持细节信息,并取得成功. NLM 已成为图像处理领域的一个里程碑式工作. 设 \mathbf{V} 为含噪图像, \mathbf{G} 为原始图像, $\Omega = [1, 2, \dots, m] \times [1, 2, \dots, n]$ 为图像的定义域,即像素坐标取值范围,则 NLM 的模型如下:

$$\hat{\mathbf{G}}(i) = \frac{1}{S(i)} \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_j\|_{2,\alpha}^2}{h^2}\right) \mathbf{V}(j), \quad (5)$$

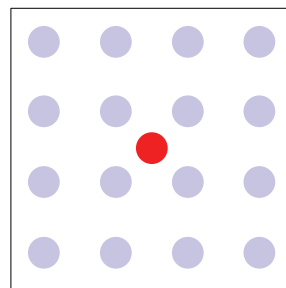


图 1 双三次插值基函数定义中的参考点局部性选取

Fig. 1 Local selection of candidate pixels in the definition of the base function for bicubic interpolation

式中, $\mathbf{V}_i, \mathbf{V}_j$ 分别表示以像素点 i, j 中心的像素块; $S(i)$ 为归一化因子, 定义为:

$$S(i) = \sum_{j \in \Omega} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_j\|_{2, \alpha}^2}{h^2}\right), \quad (6)$$

式中, h 为滤波系数用于控制平滑程度; α 为高斯参数; $\|\mathbf{V}_i - \mathbf{V}_j\|_{2, \alpha}^2$ 为 \mathbf{V}_i 和 \mathbf{V}_j 间高斯加权的相异性度量.

受上述 NLM 算法的启发, 大量经典算法已被成功地由局部模式拓展至非局部模式, 并展现出优良细节保持能力.

2 双三次插值的非局部拓展

与其他传统的插值算法相比, 双三次插值算法虽然较好地虑到了局部像素点之间的影响, 但忽略了图像自身的周期性, 而这些周期性对保留图像细节信息尤为重要. 为了解决这一问题, 本文对双三次插值基函数施加非局部权重修正, 计算不同图像块之间的相似性, 充分考虑图像的周期性信息, 使双三次插值算法在考虑局部信息的同时也能兼顾图像的非局部信息.

如图 2 所示, 非局部像素块 $\mathbf{A}_i, \mathbf{A}_j$ 之间的非局部权重修正如下:

$$w(i, j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{A}_i - \mathbf{A}_j\|_{2, \alpha}^2}{h^2}\right), \quad (7)$$

式中, i 为当前像素坐标; j 为整幅图像 (非局部) 内的任一像素坐标; $\mathbf{A}_i, \mathbf{A}_j$ 与式 (4) 相同, 依然为源图像中 4×4 的像素块.

像素块之间的相异性度量的具体定义为:

$$\|\mathbf{A}_i - \mathbf{A}_j\|_{2, \alpha}^2 = \sum_{k \in K} g_\alpha(k) (\mathbf{A}(i-k) - \mathbf{A}(j-k))^2, \quad (8)$$

式中, $K = \{(k_1, k_2) \mid |k_1| \leq 2, |k_2| \leq 2\}$ 是半径为 2、原点为中心点的像素坐标邻域, 且

$$g_\alpha(k) = \frac{1}{2\pi\alpha^2} \exp\left(-\frac{k_1^2 + k_2^2}{2\alpha^2}\right), k = (k_1, k_2) \quad (9)$$

为标准差为 α 的高斯核.

利用式 (7) 所定义的非局部权重去修正双三次插值基函数 K_i , 同式 (4), 并将所得权值归一化, 得到 NL-Bicubic 模型表达式为:

$$\hat{I}(i) = \frac{1}{S(i)} \sum_{j \in \Omega} w(i, j) K_i. \quad (10)$$

由式 (4) 可得:

$$\hat{I}(i) = \frac{1}{S(i)} \sum_{j \in \Omega} w(i, j) \mathbf{W}_x \mathbf{A}_i \mathbf{W}_y^T, \quad (11)$$

式中, $S(i)$ 仍为归一化因子, 同式 (6); $K_i, w(i, j)$ 分别同式 (4)、(7).

由定义可知, $w(i, j)$ 的值随着图像块之间的高斯加权距离的增大而减小. 因此, 图像块间的 $w(i, j)$ 值越大, 代表图像块之间的相似性越高, 对像素重建的影响越大. 这一机理对保持图像的周期性细节十分重要.

彩色图像在进行插值处理时通常被分为 RGB 3 个通道. 因此, 本文在处理彩色图像时, 也将其分为 3 个通道并分别对每个通道的插值基函数施加非局部修正, 实现彩色图像场景下双 3 次插值的非局部拓展.

根据在灰度图像场景下改进的双三次插值算法, 分别得到 RGB 3 个通道的插值结果, 表达式为:

$$\begin{cases} \bar{I}_R(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) K_R(i) / S(i), \\ \bar{I}_G(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) K_G(i) / S(i), \\ \bar{I}_B(i) = \sum_{j \in \Omega} w(i, j) K_B(i) / S(i), \end{cases} \quad (12)$$

式中, $K_R(i), K_G(i), K_B(i)$ 分别代表在 3 个通道得到的双三次插值结果.

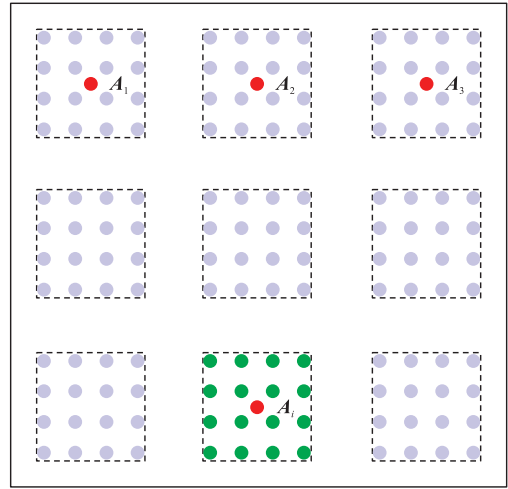


图 2 双三次插值的非局部拓展

Fig. 2 Nonlocal extension of bicubic interpolation

3 实验与分析

为验证所提算法的性能,本文在灰度图像和彩色图像两个场景选取 8 幅常用标准图像进行实验,如图 3 所示. 分别使用最近邻插值(Nearest)、双线性插值(Bilinear)、双三次插值(Bicubic)和本文提出的双三次插值的非局部拓展算法(NL-Bicubic),共 4 种算法进行图像超分实验,从主观视觉效果和客观量化指标两个方面对实验结果进行评价. 客观量化指标具体为常用的峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)和均方误差(MSE),PSNR 反映图像的失真性,数值越大代表失真性越小;SSIM 反映图像间的相似性,数值越大代表相似性越高;MSE 反映图像间的差异程度,数值越小代表差异程度越低,图像处理效果越好.

在实验中,非局部滤波器的相似片半径设置为 2,搜索窗口半径设置为 10;式(3)中参数 a 取值为-0.5,与文献[12]的推荐值一致.



图 3 测试图像
Fig. 3 Test images

3.1 灰度图像超分实验

图 4 为利用上述 4 种插值算法将灰度图像放大 2 倍得到的可视化实验结果. 可以看出,最近邻处理后的图像失真效果最为严重,有明显的锯齿和马赛克现象;双线性处理后的图像整体变得模糊;双三次处理



图 4 2 倍率灰度图像实验
Fig. 4 Experiments on 2× magnification of gray images

后的图像边缘部分细节信息发生损失;改进后的双三次插值较好地保护了图像的边缘信息,在视觉效果上要明显优于其他3种算法。

图5为将灰度图像放大4倍得到的可视化结果,结论与灰度图像放大2倍的效果基本一致。



图5 4倍率灰度图像实验

Fig. 5 Experiments on 4× magnification of gray images

表1给出了图像超分的量化指标,可以看出本文所提的 NL-Bicubic 在4种插值算法中取得的效果最好。

表1 4种算法对灰度图像缩放效果的指标对比

Table 1 The index comparison of the scaling effect of four algorithms on gray images

Name	Method	PSNR		SSIM		MSE	
		2×	4×	2×	4×	2×	4×
Cameraman	Nearest	25.26	21.65	0.85	0.69	6.47	10.19
	Bilinear	25.48	22.50	0.84	0.70	6.68	10.10
	Bicubic	26.33	22.68	0.86	0.71	6.06	9.58
	NL-Bicubic	28.81	25.56	0.91	0.87	3.44	4.91
Lena	Nearest	31.42	26.83	0.90	0.76	3.93	6.44
	Bilinear	32.68	28.05	0.90	0.80	3.55	5.76
	Bicubic	34.11	28.84	0.92	0.82	3.08	5.23
	NL-Bicubic	35.25	31.37	0.93	0.90	2.06	2.88
Elaine	Nearest	31.62	28.15	0.79	0.68	4.76	6.52
	Bilinear	32.51	29.76	0.79	0.72	4.49	5.82
	Bicubic	33.09	30.48	0.81	0.74	4.23	5.45
	NL-Bicubic	34.74	33.48	0.89	0.87	2.51	2.92
Boat	Nearest	28.38	24.48	0.83	0.64	5.99	9.17
	Bilinear	28.93	25.04	0.83	0.66	5.65	8.18
	Bicubic	29.94	25.54	0.85	0.68	5.07	8.31
	NL-Bicubic	31.67	28.18	0.89	0.84	3.11	4.42

3.2 彩色图像超分实验

图6为利用4种插值算法将彩色图像放大2倍得到的可视化实验结果。本文改进算法处理后该图像的边缘(高频)区域表现较好,其视觉效果依然优于其余3种算法,这与灰度图像实验得到的结论一致。

图7为将彩色图像放大4倍得到的可视化结果。无论是从图像的整体效果还是细节保持程度来看,本文所提 NL-Bicubic 算法的优势更加明显。由表2的量化指标也可得到同样结论。

综上所述,无论从主观视觉效果还是从客观量化指标,均表明本文提出的非局部双三次插值算法 (NL-Bicubic Interpolation) 的性能优于其他 3 种传统的插值算法.

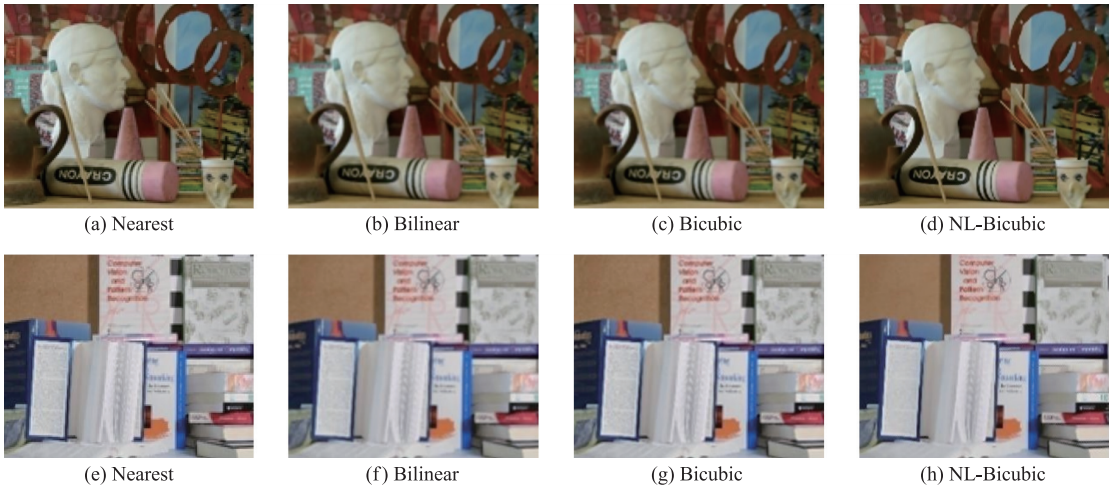


图 6 2 倍率彩色图像实验
Fig. 6 Experiments on 2× magnification of color images

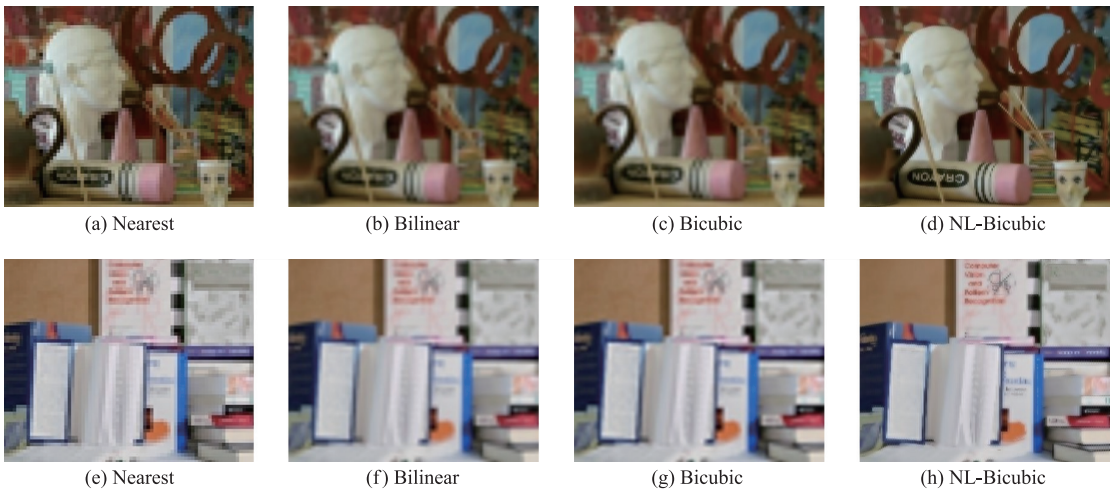


图 7 4 倍率彩色图像实验
Fig. 7 Experiments on 4× magnification of color images

表 2 4 种算法对彩色图像缩放效果的指标对比

Table 2 The index comparison of the scaling effect of four algorithms on color images							
Name	Method	PSNR		SSIM		MSE	
		2×	4×	2×	4×	2×	4×
Art	Nearest	23.15	18.86	0.74	0.52	18.89	32.24
	Bilinear	23.87	19.69	0.82	0.65	18.08	30.46
	Bicubic	24.92	20.27	0.82	0.67	16.07	28.27
	NL-Bicubic	26.10	22.52	0.85	0.79	14.58	21.02
Book	Nearest	21.38	17.35	0.61	0.40	22.35	35.97
	Bilinear	21.77	18.10	0.67	0.49	22.32	34.92
	Bicubic	22.56	18.56	0.66	0.51	20.42	33.01
	NL-Bicubic	24.19	20.93	0.72	0.66	17.22	23.79
Reindeer	Nearest	24.51	20.70	0.58	0.44	15.37	23.98
	Bilinear	24.99	21.48	0.66	0.55	15.14	23.01
	Bicubic	25.85	22.14	0.64	0.56	13.73	21.33
	NL-Bicubic	27.05	24.34	0.68	0.66	12.72	16.50
Laundry	Nearest	21.64	17.67	0.68	0.46	21.59	35.88
	Bilinear	22.98	18.16	0.74	0.54	19.09	34.98
	Bicubic	22.07	18.67	0.75	0.57	21.27	32.61
	NL-Bicubic	24.92	21.22	0.81	0.73	15.34	22.10

4 结论

针对双三次插值算法不能有效利用图像周期性的缺陷,通过引入非局部权值,对其进行拓展.不同场景的超分实验表明了所提算法的有效性.需要注意的是,非局部权值的引入过程不可避免会导致算法复杂度增加.因此,将一些已有的非局部加速策略^[18-19]用于本文算法的进一步改进,值得尝试;另一方面,实际应用中跨模态图像日益增多^[20-21],如何将本文算法推广至跨模态场景,也值得在将来工作中进一步探索.

[参考文献] (References)

- [1] ZHANG K B,GAO X B,TAO D C,et al. Single image super-resolution with non-local means and steering kernel regression[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2012,21(11):4544-4556.
- [2] 杜婉君,孙忠贵. 跨模态空域自适应联合均值滤波器[J]. 南京师范大学学报(工程技术版),2022,22(1):52-58.
- [3] ZHAO F,HU Z F. Image super resolution reconstruction algorithm based on convolution neural network[J]. Journal of Physics:Conference Series,2021,2025:012033.
- [4] LI M,NGUYEN T Q. Markov random field model-based edge-directed image interpolation[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2008,17(7):1121-1128.
- [5] CHENG Y,WANG Y,LIU Q. Research on digital image scaling based on bicubic filter algorithm[C]//Proceedings of the 2018 IEEE 3rd International Conference on Image,Vision and Computing(ICIVC). Chongqing,China:IEEE,2018.
- [6] GAO X B,WANG Q,LI X L,et al. Zernike-moment-based image super resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing,2011,20(10):2738-2747.
- [7] NAZREN A R A,YAAKOB S N,NGADIRAN R,et al. Improving iterative back projection super resolution model via anisotropic diffusion edge enhancement[C]//Proceedings of the 2016 International Conference on Robotics,Automation and Sciences(ICORAS). Melaka,Malaysia:IEEE,2016.
- [8] ZHANG Y L,WEI D L,QIN C,et al. Context reasoning attention network for image super-resolution[C]//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV). Montreal,Canada:IEEE,2021.
- [9] TONG T,LI G,LIU X J,et al. Image super-resolution using dense skip connections[C]//Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Computer Vision(ICCV). Venice,Italy:IEEE,2017.
- [10] 张宇苏,吴小俊,李辉,等. 基于无监督深度学习的红外图像与可见光图像融合算法[J]. 南京师范大学学报(工程技术版),2023,23(1):1-9.
- [11] JIANG J J,CHEN C,MA J Y,et al. SRLSP:a face image super-resolution algorithm using smooth regression with local structure prior[J]. IEEE Transactions on Multimedia,2017,19(1):27-40.
- [12] 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(CVPR'05). San Diego,USA:IEEE,2005.
- [13] KUMAR B K S. Image denoising based on non-local means filter and its method noise thresholding[J]. Signal Image and Video Processing,2013,7(6):1211-1227.
- [14] SUN Z G,LYU M Q,LI J,et al. A local-nonlocal mathematical morphology[J]. Neurocomputing,2022,495:51-61.
- [15] 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.
- [16] WU W W,LIU F L,ZHANG Y B,et al. Non-local low-rank cube-based tensor factorization for spectral CT reconstruction[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging,2019,38(4):1079-1093.
- [17] KEYS R. Cubic convolution interpolation for digital image processing[J]. IEEE Transactions on Acoustics,Speech and Signal Processing,1981,29(6):1153-1160.
- [18] 裴银祥. 快速非局部均值图像去噪算法[D]. 郑州:郑州大学,2014.
- [19] WANG X T,SHEN S S,SHI G M,et al. Iterative non-local means filter for salt and pepper noise removal[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation,2016,38:440-450.
- [20] 周涛,刘珊,董雅丽,等. 肺部肿瘤跨模态图像融合的并行分解自适应融合模型[J]. 中国图象图形学报,2023,28(1):221-233.
- [21] 吴岸聪,林城桂,郑伟诗. 面向跨模态行人重识别的单模态自监督信息挖掘[J]. 中国图象图形学报,2022,27(10):2843-2859.

[责任编辑:严海琳]