

基于稀疏编码和各向异性滤波的超分辨率重建^{*}

伏伶俐,任超,何小海,吴晓红

(四川大学 电子信息学院,四川 成都 610065)

摘要:针对基于非局部稀疏自相似性的超分辨率重建方法存在的图像边缘保持性能不佳的问题,提出了一种基于稀疏编码和各向异性滤波的超分辨率重建算法。该算法利用卷积神经网络和各向异性引导滤波训练了一个各向异性特征模型,然后利用该特征模型构建一个局部的结构先验,以和非局部稀疏先验形成互补,从而提高算法的边缘保持能力。该算法训练后的模式使用通用测试集进行测试,测试结果表明算法 SR 性能较好,能很好地保持边缘细节,提供视觉效果更好的图像。

关键词:稀疏编码;各向异性引导滤波;超分辨率重建;卷积神经网络

中图分类号:TP391

文献标识码:A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.03.005

引用格式:伏伶俐,任超,何小海,等基于稀疏编码和各向异性滤波的超分辨率重建[J].信息技术与网络安全,2020,39(3):23-28.

Super-resolution reconstruction based on sparse coding and anisotropic filtering

Fu Lingli, Ren Chao, He Xiaohai, Wu Xiaohong

(College of Electronics and Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: To solve the problem of poor edge-preserving performance in the non-local sparse-based super-resolution reconstruction method, the algorithm based on sparse coding and anisotropic filtering is proposed. Specifically, an anisotropic feature model is trained by the convolution neural network and anisotropic guided filtering, and then a local structure prior is constructed by using the feature model to complement the non-local sparse prior, and thus improves the edge preserving ability of the algorithm. The trained model of this algorithm is tested with the general test data. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm effectively improves the edge-preserving performance, and obtains higher objective evaluation indices and images with better visual effect.

Key words: sparse coding; anisotropic guided filtering; super-resolution reconstruction; convolutional neural network

0 引言

图像含有大量的、生动的、直观的信息,是人们感知外界信息的主要载体。然而,成像设备、成像环境和传输环境影响了数字图像的质量,使得我们得到的图像是低分辨(Low Resolution, LR)图像。为了满足人们对高质量图像的需求,图像超分辨率(Super Resolution, SR)重建技术^[1-7]被众多研究者提出。图像 SR 重建是一种利用一幅或多幅 LR 图像,重建出单幅高分辨率(High Resolution, HR)图像的技术,该技术能使因图像退化过程中模糊、噪声等造成的 LR 图像的分辨率得到显著的提高。通常,图像退化过程可以用式(1)表示:

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{y}$ 为 LR 图像; $\mathbf{x}$ 为 HR 图像; $\mathbf{M}$ 表示退化矩阵; $\mathbf{v}$ 是标准差为 σ_n 的随机高斯噪声矩阵。

目前,主流的 SR 重建方法分为:基于重建的 SR 方法^[1-3]和基于学习的 SR 方法^[4-8]。由于 SR 重建是一个病态问题,常常利用先验信息规范 SR 重建的解^[1]。基于重建的 SR 方法根据图像退化模型,利用总变分(Total Variation, TV)先验^[1]、非局部正则项^[3]等重建出视觉效果良好的 HR 图像。基于学习的方法^[4-8]可分为基于完备字典学习方法^[4]、基于稀疏表示方法^[5]、基于深度学习方法^[7-8]。大部分情况下,基于学习的 SR 方法在提升图像分辨率方面,拥有优秀的性能。基于深度学习的方法^[8]利用卷积神经网络和外部数据集,对 LR 图像和 HR 图

* 基金项目:国家自然科学基金(61801316)

像进行端对端的映射学习,从而训练出一个预测模型,进而根据预测模型预测出 LR 图像对应的 HR 图像。文献[8]仅利用的是 LR 图像和 HR 图像之间的映射关系,缺乏对 LR 图像或 HR 图像本身先验信息的利用。基于非局部稀疏表示的方法(NCSR)^[9]使用一张 LR 图像进行字典训练,同时利用稀疏编码的非局部自相似性,重建出高质量的 HR 图像。基于非局部稀疏表示的方法^[9]虽然考虑了图像自身的先验信息,但在 LR 图像和 HR 图像映射关系这一方面还存在不足。因此,我们提出了一个基于稀疏编码和各向异性滤波的图像超分辨率重建方法。本方法利用文献[8]中的网络和各向异性引导滤波学习各向异性特征,并根据该特征构建一个学习先验,然后让该学习先验进一步地规范 NCSR,从而提供更高质量的 HR 图像。

本文提出的方法在图像结构丰富的情况下,可获取更高的客观评价指标和视觉效果,具有较好的理论研究价值。

1 相关理论

1.1 基于稀疏表示的 SR 方法

YNAG J 等人^[5]针对图像超分辨率应用,提出了基于图像稀疏表示的方法。通常,图像 $\mathbf{x}$ 可以用一个字典 Φ 和稀疏系数 $\mathbf{A}$ 进行表示,即

$$\mathbf{x} = \Phi \mathbf{A} \quad (2)$$

由于图像的 SR 重建是一个病态的问题,因此稀疏系数 $\mathbf{A}$ 常被用来约束 SR 的解,该过程可以用下式表示:

$$\mathbf{A} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{A}} \{ \|\mathbf{y} - \mathbf{M}\Phi\mathbf{A}\|_2 + \alpha \|\mathbf{A}\|_1 \} \quad (3)$$

最后,利用训练好的字典 Φ 和稀疏系数 $\mathbf{A}$,根据公式(2),重建出 HR 图像 $\mathbf{x}$ 。

1.2 各向异性引导滤波

引导滤波因其算法的低复杂度和良好的边缘保持特性,被广泛应用于图像处理领域和计算机视觉应用。引导滤波通过一张引导图像 $\mathbf{g}$,对滤波器的输入图像进行滤波处理,从而增强输入图像的细节信息,该过程可被建模为:

$$\mathbf{x} = a\mathbf{g} + b \quad (4)$$

式中, a 是一个控制细节转移的参数; b 表示偏差。引导滤波的主要任务是找出公式(4)中的参数 a 和 b 。

尽管引导滤波在图像应用中取得明显的效果,但现存的大部分引导滤波,如加权的引导滤波

(Weighted Guided Image Filter, WGIF)^[10] 和基于梯度域的引导滤波 (Gradient-domain Guided Image Filter, GGIF)^[11],在输入图像和引导图像的结构不一致时,其滤波性能会大幅度下降^[12]。因此,各向异性引导滤波^[12]被提出,该方法利用一个局部平滑函数对滤波的平均步骤进行重新规划,进而提升滤波器的性能。该方法是利用图像块 $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, n)$ 来求解参数 a 和 b ,其中基于块的 a_i 和 b_i 可用下式求解:

$$a_i, b_i = \operatorname{argmin}_{a_i, b_i} \left\{ \frac{1}{n} \|\mathbf{x}_i - (a_i \mathbf{g}_i + b_i)\|_2^2 + \gamma \frac{0.0002 |\mathbf{S}(i)|}{\operatorname{var}(\mathbf{g}_i - \bar{\mathbf{g}}_i)} \|\mathbf{a}_i\|_2^2 \right\} \quad (5)$$

式中, i 表示第 i 块; n 是图像块的数量; γ 是一个正则化的常数; $0.0002 |\mathbf{S}(i)|$ 表示给定邻域范围内自然图像的近似中值方差; $\operatorname{var}()$ 是一个求方差的操作; $\bar{\mathbf{g}}_i$ 为 $\mathbf{g}_i$ 的均值。待求出参数 a 和 b 后,可使用公式(4)对待滤波图像进行滤波处理。

2. 基于稀疏编码和各向异性滤波的超分辨率重建算法

目前,稀疏表示被广泛应用到 SR 的应用中,获得较好的 SR 性能^[9,13]。文献[9]提出的基于稀疏表示的非局部方法,首先利用输入的 LR 图像进行字典训练,然后利用该字典和非局部正则项,重建出高质量的 HR 图像。然而,文献[9]的方法没有充分考虑到图像的连续性和像素邻域间的关联性,不能对边缘进行良好的保持。于是,提出了一种基于稀疏编码和各向异性滤波的超分辨率重建方法,该方法有效地提升了图像边缘保持能力,提供更加高质量的视觉效果图。该算法的框架如图1所示。首先本文利用一个卷积神经网络训练好 HR 各向异性特征模型,然后利用基于稀疏表示的框架对输入的 LR 图像进行迭代重建。具体的重建步骤如图1所示。

注意,迭代重建过程中,若优化求解后,迭代条件仍然满足,则进入下一次 SR 重建;反之,则输出优化求解的 HR 图像作为最终的重建 HR 图像。该方法可以建模为:

$$\mathbf{A} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{A}} \{ \|\mathbf{y} - \mathbf{M}\Phi\mathbf{A}\|_2^2 + \lambda_1 \mathcal{R}_N(\mathbf{A}) + \lambda_2 \mathcal{R}_L(\mathbf{x}) \} \quad (6)$$

式中, $\mathcal{R}_N(\mathbf{A})$ 为非局部先验; $\mathcal{R}_L(\mathbf{x})$ 为局部先验; λ_1, λ_2 是两个正则化的参数。当稀疏系数 $\mathbf{A}$ 求出后,可以利用公式(2)重建出 HR 图像 $\mathbf{x}$ 。

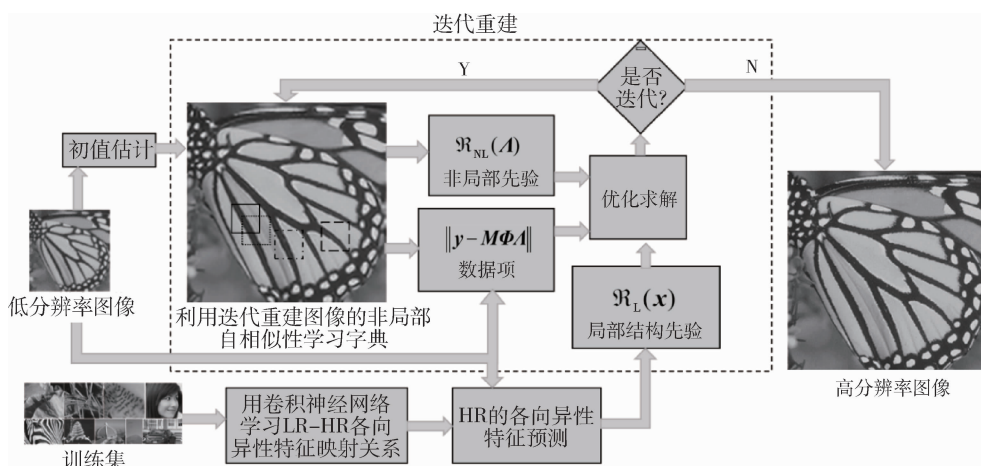


图1 本文算法的框架图

2.1 非局部先验

图像含有大量的、重复的结构信息,可以利用这种自相似特性构建一个非局部先验^[5]。同时,图像可以表示为稀疏形式,所以其稀疏系数也具有自相似性,因此可以利用稀疏系数 $\mathbf{A}$ 的自相似性约束 SR 的解^[9]。根据文献[9]构建的非局部先验为:

$$\mathcal{R}_N(\mathbf{A}) = \|\mathbf{A} - \mathbf{B}\|_1 \quad (7)$$

式中, $\mathbf{B}$ 为根据 $\mathbf{A}$ 的自相似性估计出的值。

本文是基于图像块 $x_i (i = 1, \dots, n)$ 的方法,所以 $\mathbf{A}$ 和 $\mathbf{B}$ 分别可用 $\{\mathbf{A}_i | i = 1, \dots, n\}$ 和 $\{\mathbf{B}_i | i = 1, \dots, n\}$ 求得。图像块和目标块相距越近,相似度的权重越大。因此,可通过对 $\mathbf{A}_i$ 的相似系数进行高斯加权,获得估计值 $\mathbf{B}_i$,具体地求解方式如下:

$$\mathbf{B}_i = \sum_{x_i^s \in C} \frac{\exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^s\|_2^2 / \varepsilon)}{\sum_{x_i^s \in C} \exp(-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_i^s\|_2^2 / \varepsilon)} \mathbf{A}_i^s \quad (8)$$

式中, $\mathbf{x}_i^s$ 是 $\mathbf{x}_i$ 的第 s 个相似块; $\mathbf{A}_i^s$ 是 $\mathbf{A}_i$ 的第 s 个相似系数; C 为图像块 $\mathbf{x}_i$ 的相似块的集合; ε 是一个控制衰减程度的常数。

2.2 局部先验

尽管利用稀疏系数的非局部自相似性能重建出较好的 HR 图像,但是该方法没有充分考虑到图像相邻像素的相关性,不能很好地恢复图像的边缘细节。由于各向异性滤波^[12]在边缘保持方面表现出优秀的性能,因此利用各向异性引导滤波构建一个局部先验,和前述的非局部先验形成互补,进一步提升图像的边缘保持性能,恢复更多的细节信息。

目前,卷积神经网络在对 HR 图像和 LR 图像进

行端对端映射学习方面有着优秀的 SR 性能。因此,使用文献[8]中的网络训练各向异性滤波特征。具体地,先对预训练中输入的 LR 图像和 HR 图像分别进行各向异性滤波,然后利用网络^[8]学习 LR 特征和 HR 特征之间的映射关系,从而构建一个特征预测模型,最后利用该特征预测模型预测出重建中 LR 图像对应的 HR 滤波图像 $\mathbf{F}_x$ 。最终,局部先验 $\mathcal{R}_L(\mathbf{x})$ 可根据下式构建:

$$\mathcal{R}_L(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{F}_x\|_2^2 \quad (9)$$

2.3 算法求解

本文利用交替迭代算法^[14]对公式(6)进行求解,具体的步骤在表1中给出。

3 实验结果及分析

3.1 数据集及参数设置

在各向异性滤波特征的训练中,本文使用 291 张图片及其旋转和下采的图像作为总的训练集^[8]。图像 SR 重建中,使用的测试集是通用的 Set5^[15] 和 Set14^[16] 数据库。

本文的 LR 图像是按照文献[9]对数据集中的 HR 图像进行降质得到的。具体而言,先用标准差为 1.6 且尺寸为 7×7 的高斯模糊核对 HR 图像进行模糊操作;然后对模糊图像进行隔点下采,其中采样因子为 3;最后对下采后的图像添加标准差为 σ_n 的自适应高斯白噪声。对于 RGB 图像,本文对其 Ycbcr 空间中的 Y 分量做处理。本文的非局部正则化参数 λ_1 ^[9] 是根据文献中的方法求得的。通过大量的实验证明, δ 为 7; L 为 160; K 为 6; 在 $\sigma_n = 0$ 时, λ_2 为 0.000 36; 在 $\sigma_n = 5$ 时, λ_2 为 0.000 55,算法的 SR 性能比较好。

表 1 算法求解步骤

1. 初始化
(a) 用双三次对输入的 LR 图像 y 进行上采;
2. 外循环:迭代次数从 1 到 K
(a) 利用文献[8]中的学习方法更新字典 Φ ;
(b) 内循环:迭代次数 l 从 1 到 L
i 计算 $\hat{x}^l = \hat{x}^l + \delta M^T(y - M\hat{x}^l) + \lambda_2(F_x - \hat{x})$;
ii. 通过 $A^l = \{A_i^l \mid i = 1, \cdots, n\}$ 和 $A_i^l = P_i \hat{x}$ (其中, P_i 为块提取矩阵)计算稀疏系数 A^l ;
iii. 利用 $A_i^{l+1} = \text{Soft}\left(\left(\frac{\Phi^T M^T(y - M\Phi A_i^l)}{\mu} + A_i^l - B_i^l\right), \tau\right)$ (其中, μ, τ 为参数)计算 $A^{l+1} = \{A_i^{l+1} \mid i = 1, \cdots, n\}$;
iv. 如果迭代次数为 L_0 的整数倍,则利用公式(8)更新 B_i ;
v. HR 图像 $\hat{x}^{l+1}$ 根据 $\hat{x}^{l+1} = \left(\sum_{i=1}^n P_i^T P_i\right)^{-1} \sum_{i=1}^n P_i^T \Phi A_i^{l+1}$ 被重建;
3. 重建出最终的 HR 图像 $x = \hat{x}^{(L \times K)}$ 。

3.2 性能评估

为了验证本文算法的性能,在 LR 图像无噪和 LR 图像含噪的情况下,将本文的方法和双三次插值 (Bicubic)、NCSR^[9]、SelfExSR^[17]、ASDS^[18]、NARM^[19]和 MSEPLL^[20]方法进行比较。为了衡量重建 HR 图像质量,使用峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) 和结构相似性 (Structural Similarity Index, SSIM)^[21-22]作为客观评价指标。其中, PSNR 的值越大,表示重建 HR 图像失真越小,算法的重建效果越好;SSIM 的值越接近于 1,说明重建的 HR 图像和真实图像越相似,重建算法的性能更

加优越。

表 2 给出了在 LR 图像无噪 ($\sigma_n = 0$)和含噪 ($\sigma_n = 5$)的情况下,不同方法在 Set5 和 Set14 数据库上重建出的 HR 图像的客观评价指标 PSNR 和 SSIM。从表 2 中可以看出,在 LR 图像无噪时,本文算法的 PSNR 在 Set5 数据集上比 NCSR 高 0.43 dB,同时 SSIM 高 0.006 3;对于数据集 Set14,本文算法的 PSNR 和 SSIM 比 NCSR 的 PSNR 和 SSIM 分别高 0.32 dB 和 0.003 0。在 LR 图像含有噪声的情况下,对于数据集 Set5 和 Set14,本文的算法相比其他方法,PSNR 和 SSIM 均有所提高。

表 2 放大比例为 3 时,Set5 和 Set14 经不同方法处理后的平均 PSNR (dB)/SSIM

方法	无噪		含噪	
	Set5	Set14	Set5	Set14
Bicubic	26.54/0.786 8	24.64/0.681 7	26.34/0.764 6	24.50/0.661 7
NCSR	33.00/0.910 5	29.02/0.820 6	31.14/0.867 1	27.97/0.763 0
ASDS	32.33/0.901 0	28.94/0.813 7	30.51/0.844 0	27.76/0.751 8
NARM	28.38/0.813 2	26.20/0.702 4	28.29/0.806 2	26.12/0.695 0
SelfExSR	32.48/0.906 3	29.07/0.817 7	30.23/0.842 0	27.63/0.745 3
MSEPLL	32.67/0.902 1	29.00/0.818 7	30.71/0.844 1	27.81/0.753 0
本文算法	33.43/0.916 8	29.34/0.823 6	31.25/0.868 1	28.08/0.766 3

为了更加直观地比较,对 LR 图像无噪和含噪两种情况进行了视觉效果对比,如图 2、图 3 所示。从对比图中可以看出,MSRPLL 方法重建的图像存在伪

影,图像质量较差;SelfExSR 会平滑图像中的边缘细节信息,使得图像质量不够清晰;本文的算法能很好地保持边缘细节,提供视觉效果更好的图像。

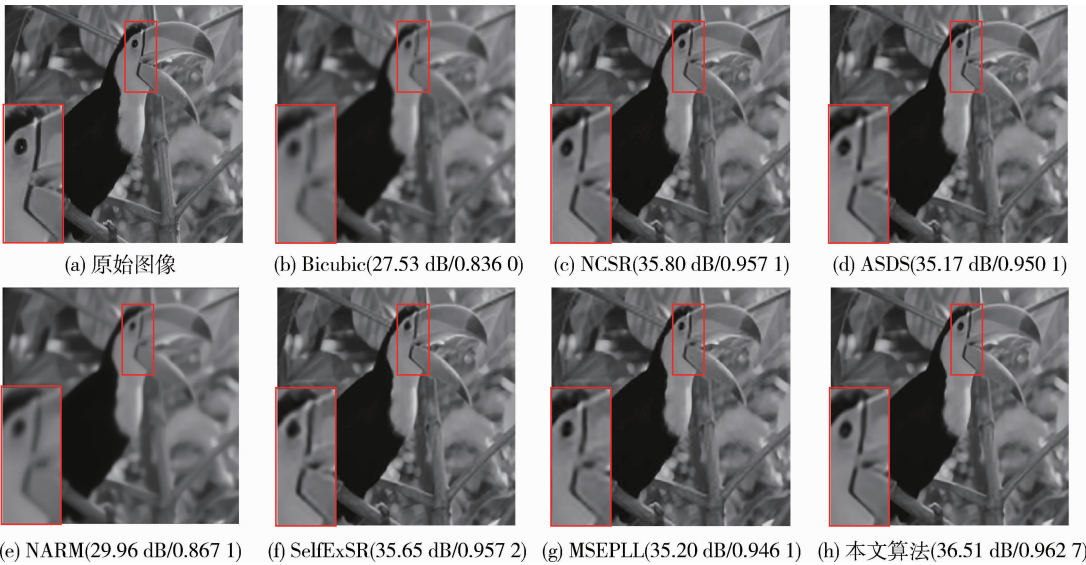


图2 无噪的情况下图像 Bird 经不同方法处理后的视觉效果图

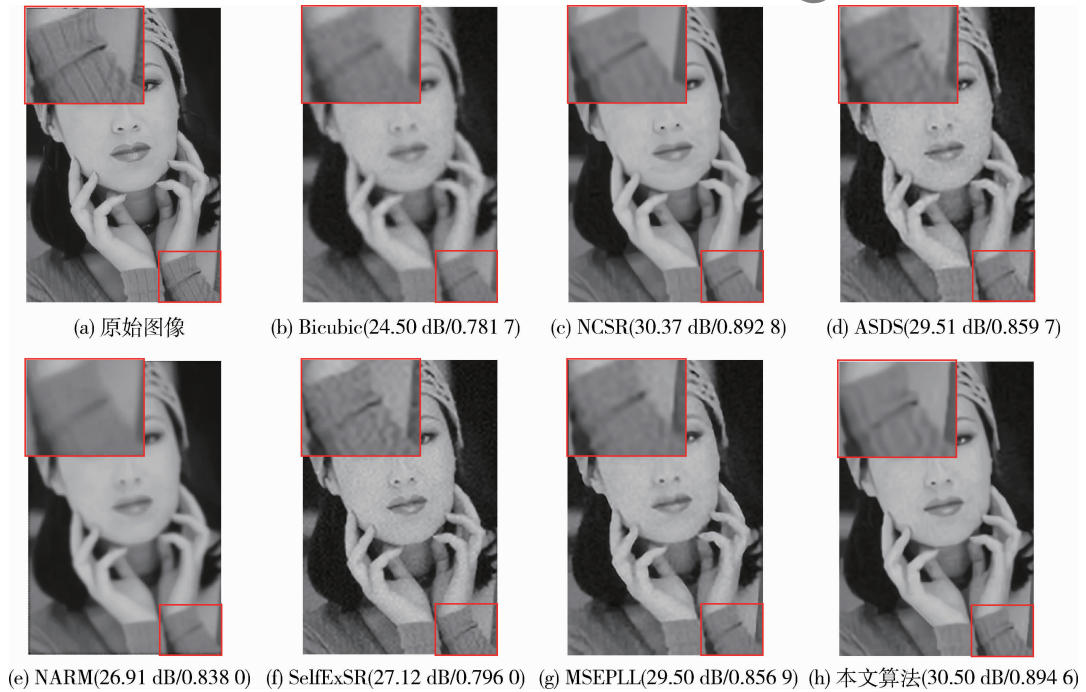


图3 含噪的情况下图像 Woman 经不同方法处理后的视觉效果图

4 结论

本文针对基于稀疏表示的 SR 方法提出了一种互补的各向异性特征先验,该先验有效地提升了算法边缘保持能力,重建出边缘细节更加丰富的 HR 图像。所提出的算法综合利用图像自身的信息和训练样本中的细节信息,更好地抑制重建图像存在的伪影。对于边缘结构丰富的图像,所提的算法能增强重建图像的边缘细节信息,提高重建图像的质

量。实验表明,相比 NCSR、MSRPLL 等方法,本算法具有较高的客观评价指标 (PSNR/SSIM) 和良好的视觉效果。下一步,将本文提出的算法进一步改进,以应用到更多的领域,如去雾、图像增强等。

参考文献

[1] MARQUINA A, OSHER S J. Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration[J]. Journal of Scientific Computing, 2008, 37(3): 367-382.

- [2] XU H, ZHAI G, YANG X. Single image super-resolution with detail enhancement based on local fractal analysis of gradient[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2013, 23(10): 1740-1754.
- [3] ZHANG X, LIN W, XIONG R, et al. Low-rank decomposition-based restoration of compressed images via adaptive noise estimation[J]. IEEE Transactions on Image processing, 2016, 25(9): 4158-4171.
- [4] STARCK J L, CANDÈS E J, DONOHO D L. The curvelet transform for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670-684.
- [5] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [6] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations[C]. International Conference on Curves and Surfaces. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010: 711-730.
- [7] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 38(2): 295-307.
- [8] KIM J W, LEE J K, LEE K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 1646-1654.
- [9] DONG W, ZHANG L, SHI G, et al. Nonlocally centralized sparse representation for image restoration[J]. IEEE transactions on Image Processing, 2012, 22(4): 1620-1630.
- [10] LI Z, ZHENG J, ZHU Z, et al. Weighted guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 24(1): 120-129.
- [11] KOU F, CHEN W, WEN C, et al. Gradient domain guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 4528-4539.
- [12] OCHOTORENA C N, YAMASHITA Y. Anisotropic guided filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 1397-1412.
- [13] ZHANG Y, LIU J, YANG W, et al. Image super-resolution based on structure-modulated sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(9): 2797-2810.
- [14] DAUBECHIES I, DEFRISE M, DE MOL C. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics: A Journal Issued by the Courant Institute of Mathematical Sciences, 2004, 57(11): 1413-1457.
- [15] MARTIN D, FOWLKES C, TAL D, et al. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV, 2001.
- [16] BEVILACQUA M, ROUMY A, GUILLEMOT C, et al. Low-complexity single-image super-resolution based on nonnegative neighbor embedding[C]. Proceedings of the 23rd British Machine Vision Conference (BMVC). 2012: 135. 1-135. 10.
- [17] HUANG J B, SINGH A, AHUJA N. Single image super-resolution from transformed self-exemplars[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 5197-5206.
- [18] DONG W, ZHANG L, SHI G, et al. Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 1838-1857.
- [19] DONG W, ZHANG L, LUKAC R, et al. Sparse representation based image interpolation with nonlocal autoregressive modeling[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(4): 1382-1394.
- [20] PAPPYAN V, ELAD M. Multi-scale patch-based image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 25(1): 249-261.
- [21] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(4): 600-612.
- [22] DAMERA-VENKATA N, KITE T D, GEISLER W S, et al. Image quality assessment based on a degradation model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4): 636-650.

(收稿日期: 2020-01-18)

作者简介:

伏伶俐(1994-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像超分辨率重建。

任超(1988-), 通信作者, 男, 博士, 讲师, 主要研究方向: 图像处理和图像通信。E-mail: chaoren@scu.edu.cn。

何小海(1964-), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 图像处理和图像通信。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所