

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201702043



# 非局部相似和双边滤波的 图像超分重建

黄炜钦<sup>1</sup>, 黄德天<sup>1,2</sup>, 顾培婷<sup>1</sup>, 柳培忠<sup>1</sup>, 骆炎民<sup>2</sup>

(1. 华侨大学 工学院, 福建 泉州 362021;

2. 华侨大学 机电及自动化学院, 福建 厦门 361021)

**摘要:** 为了提高重建图像的分辨率, 提出一种改进的稀疏表示超分重建算法. 在稀疏编码阶段, 引入非局部相似正则化以改进稀疏编码目标函数, 并通过非局部相似正则化获得图像非局部冗余, 以保持图像边缘信息. 为了进一步恢复图像的边缘细节信息, 提出一种基于改进双边滤波的全局误差补偿模型, 以实现重建图像的误差补偿. 实验结果表明: 与 Bicubic, L1SR, SISR, ANR, NE+LS, NE+NNLS, NE+LLE 和 A+(16 atoms) 等算法相比, 无论在主观视觉效果, 还是在峰值信噪比和结构相似性指标上, 所提算法都有显著的提高.

**关键词:** 图像处理; 超分辨率; 稀疏表示; 非局部相似性; 双边滤波

中图分类号: TP 391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5013(2018)06-0926-06

## Image Super-Resolution Reconstruction Based on Non-Local Similarity and Bilateral Filter

HUANG Weiqin<sup>1</sup>, HUANG Detian<sup>1,2</sup>, GU Peiting<sup>1</sup>,  
LIU Peizhong<sup>1</sup>, LUO Yanmin<sup>2</sup>

(1. College of Engineering, Huaqiao University, Quanzhou 362021, China;

2. College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

**Abstract:** In order to enhance the resolution of reconstructed images, an improved image super-resolution reconstruction algorithm based on sparse representation is proposed. In the sparse coding stage, the non-local (NL) similarity regularization is introduced to improve the sparse coding objective function. The NL redundancy is obtained by the NL similarity regularization to preserve the edge information of the image. To restore edge details further, a global error compensation model based on improved bilateral filter is proposed to realize the error compensation of the reconstructed images. Experimental results validate that compared with Bicubic, L1SR, SISR, ANR, NE+LS, NE+NNLS, NE+LLE and A+(16 atoms) algorithms, the proposed approach has a remarkable improvement in peak signal-to-noise ratio, structural similarity and subjective visual effects.

**Keywords:** image processing; super-resolution; sparse representation; non-local similarity; bilateral filter

图像超分辨率(SR)重建技术通过一些相关算法将低分辨率(LR)图像重建为清晰的高分辨率(HR)图像, 突破现有成像器件的固有限制, 是一种较为经济而有效的手段. 近年来, 由 Yang 等<sup>[1-2]</sup> 开创

收稿日期: 2017-02-22

通信作者: 黄德天(1985-), 男, 讲师, 博士, 主要从事计算机视觉、机器学习和嵌入式系统的研究. E-mail: huangdetian@hqu.edu.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61203242); 福建省中青年骨干教师教育科研基金资助项目(JAT170053); 华侨大学研究生科研创新能力培育计划资助项目(1511422002)

的基于稀疏表示的方法是超分辨率算法研究的热点方向<sup>[3]</sup>, 是基于学习 SR 方法中最为突出的重建算法之一. 图像的非局部相似性有助于保持边缘细节, 与稀疏编码的有效结合可以提高重建图像的性能. 丁静等<sup>[4]</sup>将双边滤波引入图像超分重建中, 利用双边滤波的双重异性加权机制, 提高了重建图像的边缘保持特性. 本文将图像的非局部相似性融入到稀疏编码过程中, 提出了一种基于非局部相似正则化的稀疏编码模型; 然后, 提出一种双边滤波的全局误差补偿模型, 通过提出的误差补偿模型对重建后的 HR 图像进行误差补偿, 恢复更多的边缘细节信息.

## 1 基于稀疏表示的超分重建与双边滤波理论

### 1.1 基于稀疏表示的超分重建模型

设  $X \in \mathbf{R}^N$  为 HR 图像,  $Y \in \mathbf{R}^M$  为 LR 图像, HR 图像到 LR 图像的下采样模型<sup>[1]</sup>可定义为

$$Y = DBX + n. \tag{1}$$

式(1)中:  $D$  为下采样算子;  $B$  为模糊矩阵;  $n$  为随机加性噪声. 式(1)表明: 图像的超分重建是一个病态的反问题, 由给定的 LR 图像  $Y$ , 可重建出多幅满足上述重建条件的 HR 图像  $X$ .

在基于稀疏表示的超分重建模型中, 采用文献[2]中的字典训练算法分别对高、低分辨率样本图像块进行字典训练, 得到 HR 字典  $D_H$  和 LR 字典  $D_L$ . 通过  $D_L$  为每一个 LR 图像块  $y$  找到一个稀疏表示系数  $\alpha$ , 假设 HR 和 LR 图像块具有相同稀疏表示, 则 HR 图像块可以由  $D_H$  与  $\alpha$  线性组合重建得到. 求解 LR 图像块  $y$  的稀疏表示系数的问题为

$$\min \|\alpha\|_0, \quad \text{s. t.} \quad \|FD_L - Fy\alpha\|_2^2 \leq \epsilon. \tag{2}$$

式(2)中:  $F$  是一个线性特征提取操作, 详见文献[1].

通常, 式(2)的优化问题是一个 NP 难问题, 文献[5]的结果表明只要稀疏表示系数  $\alpha$  足够稀疏. 那么, 可采用最小化  $l_1$ -范数来代替  $l_0$ -范数, 并采用拉格朗日乘数进行等价转换, 可得稀疏编码的函数为

$$\min \frac{1}{2} F \|D_L \alpha - y\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1. \tag{3}$$

式(3)中:  $\lambda$  是用于平衡解的稀疏度和图像块  $y$  保真度的参数.

### 1.2 双边滤波理论

高斯低通滤波是邻域内像素值的加权平均, 但这种滤波方式会造成图像的一些边缘被平均掉, 从而导致图像出现模糊. 双边滤波<sup>[6]</sup>的核函数是由空间域滤波核函数和灰度域滤波核函数相乘构造得到, 同时考虑了像素间的距离因素和灰度值因素. 对于图像的每一个像素点, 双边滤波器用空间相邻且灰度相近的像素的平均值代替原来的灰度值. 在图像变化平缓的区域, 由于邻域内的所有像素灰度十分近似, 通过求平均值消除由噪声造成的相关度较弱的像素值之差; 在图像变化剧烈的区域, 对于边缘同侧的像素点使其灰度值相似度因子趋近 1, 而对于边缘异侧的像素点趋近 0, 用边缘点邻域内灰度相似的像素点灰度平均值代替原灰度值. 所以, 双边滤波器在去噪的同时能够保护图像边缘不模糊受损, 达到保持边缘的效果. 因此, 双边滤波对空间域和灰度域都进行平滑<sup>[6]</sup>.

设  $f(x)$  为待滤波的 HR 图像,  $h(x)$  为滤波后的图像. 双边滤波的传递函数定义为

$$h(x) = k^{-1}(x) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(\xi) c(\xi, x) s(f(\xi), f(x)) d\xi. \tag{4}$$

式(4)中:  $c(\xi, x)$  为邻域中心  $x$  与相近点  $\xi$  的距离;  $s(f(\xi), f(x))$  为  $f(\xi)$  与  $f(x)$  的亮度相似性;  $k(x)$  为归一化常数,  $k(x) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c(\xi, x) s(f(\xi), f(x)) d\xi$ .

## 2 图像超分重建算法

### 2.1 非局部相似正则化

图像在高度冗余的字典上进行稀疏表示会产生人为伪影. 根据图像结构内容和纹理信息的相似, 即图像的非局部相似性, 在稀疏编码阶段引入了一个非局部相似正则化项. 该非局部相似可以将非局部冗余贯穿在图像中, 消除伪影并保持边缘, 从而改善重建图像的质量<sup>[7]</sup>.

1) 寻找相似图像块. 对于每一个局部图像块  $\mathbf{X}_i$ , 在整个图像中根据欧氏距离最小的准则来寻找其所有相似的图像块  $\mathbf{X}'_i$ , 即满足条件  $\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}'_i\| \leq t, t$  为预设阈值. 设  $x_i$  是图像块  $\mathbf{X}_i$  的中间像素,  $x'_i$  是图像块  $\mathbf{X}'_i$  的中间像素, 利用  $x'_i$  的加权平均值  $\sum_{l=1}^L \omega'_i x'_i$  来预测  $x_i$ , 为  $x'_i$  分配的权重  $\omega'_i$  可表示为

$$\omega'_i = \exp(-\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}'_i\|_2^2/h) / \sum_{l=1}^L \exp(-\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}'_l\|_2^2/h), \quad l = 1, 2, \cdots, L. \tag{5}$$

式(5)中:  $h$  是权重调节因子.

2) 构造非局部相似正则化项. 为了使加入的非局部信息更加准确, 预测误差  $\|\mathbf{x}_i - \sum_{l=1}^L \omega'_i x'_i\|_2^2$  应该尽可能小. 通过处理, 可将误差表达式改写为  $\sum_{\mathbf{x}_i \in \mathbf{x}} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\beta}_i\|_2^2$ , 其中,  $\mathbf{w}_i$  为包含所有权重  $\omega'_i$  的列向量,  $\boldsymbol{\beta}_i$  为包含所有  $x'_i$  的列向量. 最后, 将最小化预测误差作为非局部相似正则化项加入稀疏编码阶段, 即式(3), 从而得到新的目标函数为

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{F} \|\mathbf{D}_L \boldsymbol{\alpha} - \mathbf{y}\|_2^2 + \gamma \cdot \sum_{\mathbf{x}_i \in \mathbf{x}} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{w}_i^T \boldsymbol{\beta}_i\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}\|_1. \tag{6}$$

式(6)中:  $\gamma$  是一个用于调整非局部正则化项的常数. 式(6)可以改写为

$$\min \frac{1}{2} \mathbf{F} \|\mathbf{D}_L \boldsymbol{\alpha} - \mathbf{y}\|_2^2 + \gamma \cdot \|\mathbf{I} - \mathbf{S}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}\|_1. \tag{7}$$

式(7)中:  $\mathbf{I}$  是单位矩阵; 当  $x'_i \in \boldsymbol{\beta}_i$  时,  $S(i, l) = \omega'_i, \omega'_i \in \mathbf{w}_i$ , 而当  $x'_i \notin \boldsymbol{\beta}_i$  时,  $S(i, l) = 0$ .

2.2 基于改进双边滤波的全局误差补偿模型

为了进一步恢复图像的细节边缘信息, 引入迭代式全局误差补偿模型<sup>[8]</sup>. 由于双边滤波不仅考虑到几何空间上的邻近关系, 也考虑到灰度上的相似性, 二者非线性组合既可有效降低图像加性噪声, 又可保持图像边缘细节信息. 因此, 提出一种基于改进双边滤波的全局误差补偿模型, 并利用该模型对重建后的 HR 图像实现全局误差补偿, 恢复重建图像更多的边缘细节, 从而提高重建质量.

设  $R$  为输入函数,  $R'$  为输出函数, 双边滤波的离散形式可以表示为

$$R'[k, l] = \sum_{m=-p}^p \sum_{n=-p}^p C[m, n, k, l] \cdot R[k - m, l - n]. \tag{8}$$

式(8)中:  $C[m, n, k, l]$  为核函数,  $C[m, n, k, l] = \exp(-\frac{m^2 + n^2}{2\sigma_s^2} - \frac{(R[k, l] - R[k - m, l - n])^2}{2\sigma_r^2}) / Z[k, l]$ ,  $\sigma_s$  为空间域滤波参数,  $\sigma_r$  为灰度域滤波参数,  $(m^2 + n^2) / 2\sigma_s^2$  为几何接近程度的度量,  $Z[k, l]$  为正规化常数,  $(R[k, l] - R[k - m, l - n])^2 / 2\sigma_r^2$  为光度相似程度的度量;  $(k, l)$  表示位置  $(m, n)$  的邻域像素点;  $p$  表示图像的行和列的数目.

在传统双边滤波中, 上述参数  $\sigma_s$  和  $\sigma_r$  是按照经验给定, 通常难以保证其最优设置. 为了实现  $\sigma_s$  的自适应调整, 提出一种基于目标尺度的参数调整方法, 利用目标尺度具有明显反应空间结构特征的特点取参数  $\sigma_s$  的值. 即在平滑区域, 取较大  $\sigma_s$  以更好地平滑噪声; 而在细节丰富区域, 取较小  $\sigma_s$  以保留更多的边缘细节特征. 另一方面, 考虑到文中实验没有对图像进行加噪,  $\sigma_r$  变动不大, 按经验设定即可.

设  $(x, y)$  为图像的像素点,  $(i, j)$  表示  $(x, y)$  的邻域像素点,  $N_{x,y}(O)$  表示其邻域,  $V_{x,y}(O)$  表示其边界区域<sup>[9]</sup>,  $O(O \geq 0, O \in Z)$  为邻域大小,  $N_{x,y}(O)$  与  $V_{x,y}(O)$  的相似度计算式为

$$U_{x,y}(O) = \sum_{(i,j) \in V_{x,y}(O)} \exp[-\frac{f(x,y) - f(i,j)}{2\sigma_u^2}] / |V_{x,y}(O)|. \tag{9}$$

式(9)中:  $|V_{x,y}(O)|$  为  $V_{x,y}(O)$  中像素点的数目;  $f$  为待滤波的图像;  $\sigma_u$  表示图像梯度分布的统计参数, 设置方法见文献[10]. 通过式(9)可得目标尺度  $O_{x,y}$  为

$$\left. \begin{aligned} O_{x,y} &= \arg \max \{U_{x,y}(r) \geq T_s\}, \\ \text{s. t. } \forall O \in Z(0 \leq O \leq O_{x,y} - 1), U_{x,y}(r - O) &\geq T_s. \end{aligned} \right\} \tag{10}$$

式(10)中:  $T_s$  为文献[11]定义的阈值函数.

结合高斯函数性质, 令  $\sigma_s = O_{x,y} / 2$ , 从而可实现参数  $\sigma_s$  的自适应调整. 由此构造出空间域参数自适

应调整的双边滤波器  $G$ . 基于改进双边滤波的全局误差补偿有如下 4 个主要步骤.

**步骤 1** 输入:待重建的 LR 图像  $y$ ,稀疏表示重建后的 HR 图像  $x$ ,最大迭代次数  $T$ .

**步骤 2** 构造改进的双边滤波器  $G$ .

**步骤 3** For  $i=1,2,\cdots,T$ .

将  $x$  下采样,得到图像  $x_{\text{down}}$ ;求出待重建 LR 图像  $y$  和  $x_{\text{down}}$  的差值图像,即  $d=y-x_{\text{down}}$ ;采用双三次插值法对差值图像  $d$  进行上采样,得到图像  $d'$ ;采用改进双边滤波  $G$  对图像  $d'$  进行噪声滤除和细节边缘保持,得到图像  $d''$ ;将  $d''$  与  $x$  叠加,即  $x=x+d''$ .

End

**步骤 4** 输出:HR 图像  $x_{\text{H}}=x$ .

### 2.3 超分重建算法的整体流程

综合以上分析,文中所提超分重建算法流程有如下 6 个具体步骤.

输入:LR 图像  $y$ ,用于字典训练的样本图像  $X$ .

**步骤 1** 对 HR 图像  $X$  下采样,得 LR 图像  $Y$ ,并通过  $X,Y$  训练出 HR 字典  $D_{\text{H}}$  和 LR 字典  $D_{\text{L}}$ .

**步骤 2** 采用特征表征搜索算法求解图像块  $y_i$  在 LR 字典下的稀疏表示系数  $\alpha_i$ .

**步骤 3** 通过  $x_i=D_{\text{H}}\cdot\alpha_i$  重建出 HR 图像块  $x_i$ ,最后将 HR 图像块组合为 HR 图像  $x$ .

**步骤 4** 引入非局部相似正则化项  $(I-S)x$ ,构造新的稀疏编码目标函数,即式(7),对  $x$  进行非局部相似约束重建,最后得到 HR 图像  $\hat{x}$ .

**步骤 5** 利用目标尺度理论改进传统双边滤波,实现空间域参数的自适应调整,得到改进的双边滤波器  $G$ .

**步骤 6** 采用基于改进双边滤波的全局误差补偿模型来对  $\hat{x}$  进行误差补偿,得到优化图像  $u$ .

输出:优化的 HR 图像  $u$ .

## 3 实验结果与分析

为了定量地评价重建图像质量,将原图像作为 HR 参考图像,通过降采样获取待处理的 LR 图像.实验所用的字典训练库和方法与文献[2-3]相同.为了保证实验的客观性,测试图像来自 Set5,Set14 和 B100 三个测试图像集<sup>[12]</sup>.实验采用主观和客观两种方法来评价图像超分重建的效果,客观评价指标包括峰值信噪比( $R_{\text{PSN}}$ )和结构相似性度量(SSIM). $R_{\text{PSN}}$ 值越高,表示重构的图像质量越好;SSIM 值越接近于 1,表明重构图像与原始图像越相似,重建效果越好.

为了验证文中所提算法的有效性,将其与 Bicubic,L1SR<sup>[1]</sup>,SISR<sup>[13]</sup>,文献[14]中的 ANR,NE+LS,NE+NNLS,NE+LLE,以及 A+(16 atoms)<sup>[12]</sup>等 8 种 SR 算法在  $R_{\text{PSN}}$  和 SSIM 两个方面进行比较,如表 1 所示.表 1 中:粗体标出的数值在相应图像质量评价指标下最优.由表 1 可知:无论是在单一数值上还是总体平均值上,所提算法在两个评价指标下的超分重建效果均优于其他 8 种 SR 算法.

表 1 不同 SR 算法的  $R_{\text{PSN}}$  和 SSIM 值的比较

Tab. 1 Comparison of  $R_{\text{PSN}}$  and SSIM for different SR algorithms

图像	评价指标	Bicubic	L1SR	SISR	ANR	NE+LS	NE+NNLS	NE+LLE	A+(16 atoms)	文中算法
Baby	$R_{\text{PSN}}$	33.91	34.29	35.08	35.13	34.96	34.77	35.06	35.13	<b>35.25</b>
	SSIM	0.924	0.923	0.940	0.942	0.939	0.937	0.940	0.941	<b>0.943</b>
Bird	$R_{\text{PSN}}$	32.58	34.11	34.57	34.60	34.36	34.26	34.56	34.83	<b>35.26</b>
	SSIM	0.942	0.953	0.962	0.962	0.960	0.958	0.962	0.963	<b>0.967</b>
Butterfly	$R_{\text{PSN}}$	24.04	25.59	25.94	25.90	25.83	25.61	25.75	26.17	<b>26.82</b>
	SSIM	0.859	0.893	0.905	0.902	0.905	0.897	0.901	0.906	<b>0.921</b>
Head	$R_{\text{PSN}}$	32.88	33.17	33.56	33.63	33.53	33.45	33.60	33.65	<b>33.76</b>
	SSIM	0.839	0.838	0.857	0.860	0.857	0.855	0.859	0.861	<b>0.863</b>
Bridge	$R_{\text{PSN}}$	24.40	24.82	25.02	25.01	24.92	24.86	24.98	25.04	<b>25.12</b>
	SSIM	0.713	0.755	0.759	0.763	0.756	0.753	0.761	0.764	<b>0.771</b>

续表  
Continue table

图像	评价指标	Bicubic	L1SR	SISR	ANR	NE+LS	NE+NNLS	NE+LLE	A+(16 atoms)	文中算法
Coastguard	$R_{PSN}$	26.55	27.02	27.15	27.08	27.05	27.00	27.07	27.03	<b>27.24</b>
	SSIM	0.661	0.686	0.702	0.706	0.700	0.697	0.704	0.705	<b>0.713</b>
Lena	$R_{PSN}$	31.68	32.64	33.00	33.08	32.98	32.82	33.01	33.17	<b>33.38</b>
	SSIM	0.882	0.885	0.900	0.902	0.900	0.898	0.901	0.903	<b>0.905</b>
Man	$R_{PSN}$	27.01	27.76	27.90	27.92	27.85	27.72	27.87	28.00	<b>28.14</b>
	SSIM	0.791	0.813	0.826	0.828	0.825	0.821	0.827	0.830	<b>0.835</b>
Ppt3	$R_{PSN}$	23.71	24.98	25.23	25.03	25.15	24.81	24.94	25.22	<b>25.63</b>
	SSIM	0.887	0.902	0.920	0.912	0.919	0.908	0.911	0.915	<b>0.929</b>
Zebra	$R_{PSN}$	26.63	27.95	28.49	28.43	28.26	28.12	28.31	28.64	<b>28.80</b>
	SSIM	0.836	0.865	0.878	0.879	0.875	0.872	0.878	0.881	<b>0.886</b>
平均值	$R_{PSN}$	28.27	29.23	29.59	29.57	29.48	29.31	29.50	29.69	<b>29.95</b>
	SSIM	0.845	0.863	0.875	0.876	0.874	0.870 4	0.875	0.877	<b>0.883</b>

以 Lena 的帽檐和 Butterfly 的翅膀为例,对几种算法图像重建进行比较,分别如图 1,2 所示.图 1(a)和图 2(a)是 HR 测试图像 Lena 和 Butterfly,矩形框为所选择的细节放大区域.

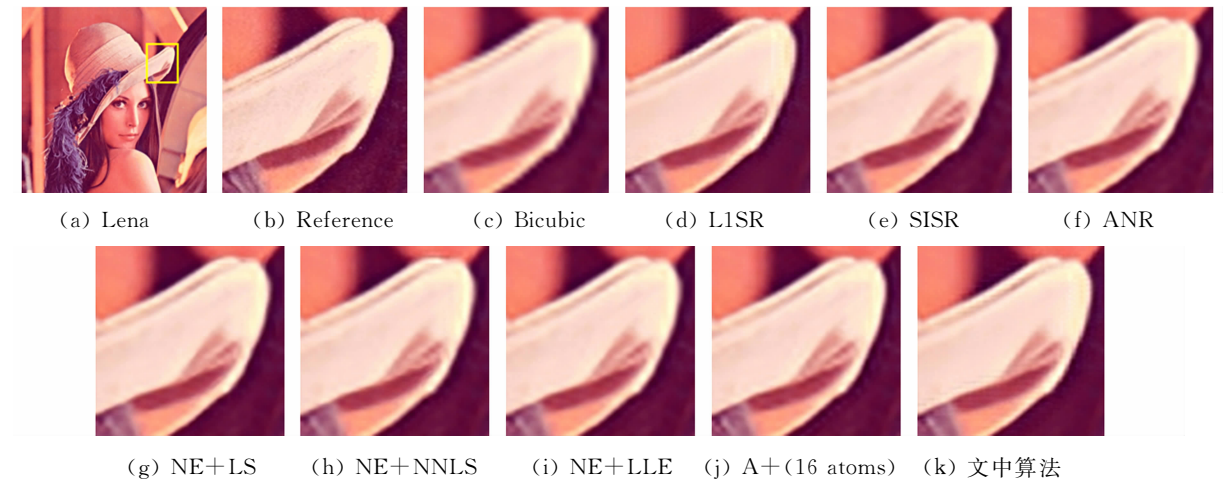


图 1 不同 SR 算法下 Lena 帽檐细节放大图像的比较

Fig. 1 Comparison of enlarged images of Lena hat under different SR algorithms

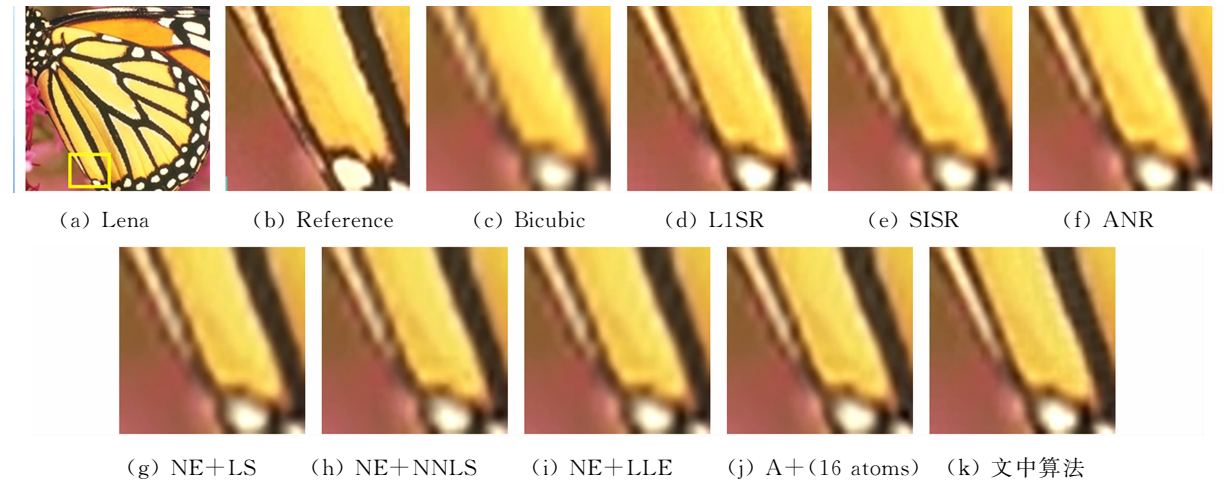


图 2 不同 SR 算法下 Butterfly 翅膀细节放大图像的比较

Fig. 2 Comparison of enlarged images of Butterfly wing under different SR algorithms

由图 1,2 可知:视觉直观上,L1SR 算法虽然恢复了部分细节,但重建图像仍然比较模糊;SISR 算法的边缘锐化效果明显,但是在重建图像中出现了很多虚假细节;其他算法重建结果略优于前面提及的

几种方法;文中所提方法优于其他 8 种方法,恢复了更多的边缘和纹理的细节且没有引入过多的虚假细节,重建图像更加清晰.

在不同 SR 算法下,B100 中 100 张图像的  $R_{\text{PSN}}$  和 SSIM 的平均值,如表 2 所示.由表 2 可知:文中所提算法在这两个评价指标下的平均值都是最高的.

表 2 不同 SR 算法下 B100 的  $R_{\text{PSN}}$  (dB) 和 SSIM 平均值的比较  
Tab. 2 Comparison of  $R_{\text{PSN}}$  (dB) and SSIM for different SR algorithms for B100

评价指标	Bicubic	L1SR	SISR	ANR	NE+LS	NE+NNLS	NE+LLE	A+(16 atoms)	文中算法
$\bar{R}_{\text{PSN}}$	27.15	27.72	27.87	27.89	27.83	27.73	27.85	27.94	<b>28.08</b>
SSIM	0.778	0.800	0.809	0.812	0.809	0.806	0.811	0.814	<b>0.819</b>

## 4 结束语

为了提高图像的超分辨率重建效果,提出一种基于非局部相似正则化和改进双边滤波的稀疏表示超分重建算法.一方面,构造了基于非局部相似正则化的稀疏编码目标函数,通过非局部相似正则化获得图像非局部冗余以保持图像边缘信息;另一方面,通过提出的基于双边滤波的全局误差补偿模型对重建后的图像进行误差补偿,恢复更多边缘细节信息.实验结果表明,与多种超分重建算法相比,文中所提算法不论是在视觉效果上,还是在客观评价指标上,都具有更好的超分重建效果.

### 参考文献:

[1] YANG J, WRIGHT J, HUANG T, *et al.* Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Alaska: IEEE Press, 2008: 1-8.

[2] 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.

[3] YANG S, WANG M, CHEN Y, *et al.* Single-Image super-resolution reconstruction via learned geometric dictionaries and clustered sparse coding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(9): 4016-4028.

[4] 丁静, 王培康.  $M$ -估计耦合双边滤波的正则化超分辨率重建[J]. 计算机应用, 2010, 30(11): 3005-3007.

[5] DONOHO D L. For most large underdetermined systems of equations, the minimal 1-norm near-solution approximates the sparsest near-solution[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 2006, 59(7): 907-934.

[6] 沈丰, 赵宇明. 基于实时 Retinex 与双边滤波的图像增强算法[J]. 计算机应用与软件, 2009, 26(11): 234-238.

[7] MAIRAL J, BACH F, PONCE J, *et al.* Non-local sparse models for image restoration[J]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2009, 30(2): 2272-2279.

[8] CHA Y, KIM S. The error-amended sharp edge (EASE) scheme for image zooming[J]. IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(6): 1496-1505.

[9] 余博, 郭雷, 钱晓亮, 等. 一种新的自适应双边滤波算法[J]. 应用科学学报, 2012, 30(5): 517-523.

[10] CHEN K. Adaptive smoothing via contextual and local discontinuities[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1552-1567.

[11] QIAN Xiaoliang, GUO Lei, YU Bo. Scale-based adaptive smoothing[C]// International Conference on Future Computer and Communication. Wuhan: IEEE Press, 2010: V2(40-44). DOI: 10.1109/ICFCC.2010.5497294.

[12] TIMOFTE R, SMET V D, GOOL L V. A+: Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution [C]// Asian Conference on Computer Vision. [S. l.]: Springer, 2014: 111-126. DOI: 10.1007/978-3-319-16817-3\_8.

[13] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations[C]// International Conference on Curves and Surfaces. Berlin: Springer, 2010: 711-730. DOI: 10.1007/978-3-642-27413-8\_47.

[14] TIMOFTE R, DE V, GOOL L V. Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution[C]// IEEE International Conference on Computer Vision. Sydney: IEEE Press, 2013: 1920-1927. DOI: 10.1109/ICCV.2013.241.