

## 基于字典学习和非局部相似的超分辨率重建

首照宇<sup>1</sup>, 吴广祥<sup>1</sup>, 陈利霞<sup>2\*</sup>

(1. 桂林电子科技大学 信息与通信学院, 广西 桂林 541004; 2. 桂林电子科技大学 数学与计算科学学院, 广西 桂林 541004)

(\*通信作者电子邮箱 clx\_2001@126.com)

**摘要:**为提高单帧降质图像的分辨率,提出了一种基于字典学习和非局部相似性的超分辨率重建算法。该算法主要将高分辨率图像减去利用迭代反投影重建结果得到差值图像,再利用  $K$ -奇异值分解( $K$ -SVD)算法和联合字典生成的思想形成的字典训练方法,训练差值图像块和低分辨率图像块得到对应的高、低分辨率字典用于超分辨率重建。此外,引入非局部相似性的正则项约束以提高重建图像的质量。实验结果表明,所提算法重建得到的图像在主观视觉效果和客观评价上优于基于例子学习的超分辨率算法。

**关键词:**超分辨率重建;迭代反投影; $K$ -奇异值分解;联合字典训练;非局部相似性

**中图分类号:** TP391.41 **文献标志码:** A

### Super-resolution reconstruction based on dictionary learning and non-local similarity

SHOU Zhaoyu<sup>1</sup>, WU Guangxiang<sup>1</sup>, CHEN Lixia<sup>2\*</sup>

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China;

2. School of Mathematics and Computer Science, Guilin University of Electronic Technology, Guilin Guangxi 541004, China)

**Abstract:** To deal with the single-image scale-up problem, a super-resolution reconstruction algorithm based on dictionary learning and non-local similarity was proposed. The difference images between the high-resolution images and results of using iterative back-projection image reconstruction were obtained, and then the high and corresponding low dictionaries could be co-generated by training difference image patches and the corresponding low-resolution image patches via using  $K$ -Singular Value Decomposition ( $K$ -SVD) algorithm which was combined with the idea that the high and low dictionaries could be co-trained for super-resolution reconstruction. In addition, a non-local similarity regularization constraint was introduced in the new algorithm to further improve the quality of the reconstructed images. The experimental results show that the proposed algorithm achieves better results than learning-based algorithms in terms of both visual perception and objective evaluation.

**Key words:** super-resolution; iterative back-projection;  $K$ -Singular Value Decomposition ( $K$ -SVD); joint dictionary training; non-local similarity

## 0 引言

图像超分辨率(Super-Resolution, SR)重建是指利用一幅或者一组低分辨率(Low-Resolution, LR)图像,基于一定的假设重建一幅高分辨率(High-Resolution, HR)图像。现有的方法有基于重建<sup>[1-5]</sup>和基于例子学习<sup>[6-11]</sup>两大类。常用的基于重建方法有双立方插值法(Bicubic Interpolation)、迭代反投影法<sup>[3]</sup>(Iterative Back Projection, IBP)和凸集投影法<sup>[4]</sup>等,其计算都较为简单,运算量不大,但是重建的图像较为模糊,且在一定程度上存在锯齿效应,重建效果不太理想。目前大部分学者的研究都针对于基于例子学习的重建算法。

在基于例子学习方法中,Yang等<sup>[7-8]</sup>提出的基于稀疏表示的SR算法取得了令人瞩目的成功。该算法假设图像块由一个过完备字典的原子线性组合来表示,其先对每块输入LR图像块进行稀疏表示,然后利用得到的LR稀疏表示系数生

成HR图像块,最后整合图像块获得HR重建图像。Zeyde等<sup>[9]</sup>利用插值法对Yang等算法进行了改进,字典训练时采用 $K$ -奇异值分解( $K$ -Singular Value Decomposition,  $K$ -SVD)的方法替代了Yang等的FSS(Feature-Sign Search)算法,降低了计算复杂度的同时提高了重建质量。基于例子学习的算法具有恢复大部分高频细节和锐化边缘效果,尽管上述方法已取得较好的重建效果,但是该方法存在计算复杂度高、重建图像有伪影的问题。

近年来,非局部相似的先验信息被很好地应用于SR重建问题。例如Dong等<sup>[12]</sup>在图像模糊和SR问题上,将非局部自相似正则项引入稀疏表示的结构中;Zhang等<sup>[13]</sup>提出基于非局部均值滤波器正则项的最大后验概率SR重建构架。上述算法中引入该正则项后均能很好地约束重建图像,进而提高重建图像质量。本文提出一种基于字典学习和非局部相似性(Non-Local Similarity, NLS)的SR重建算法。该算法基于

收稿日期:2014-05-14;修回日期:2014-07-14。

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(61362021);广西自然科学基金资助项目(2013GXNSFDA019030, 2013GXNSFAA019331, 2012GXNSFBA053014, 2012GXNSFAA053231);广西科学研究与技术开发计划项目(桂科攻1348020-6, 桂科能1298025-7);广西教育厅项目(201202ZD044, 2013YB091);桂林电子科技大学研究生教育创新计划项目(GDYCSZ201462)。

**作者简介:**首照宇(1974-),男,重庆人,副教授,主要研究方向:图像处理、模式识别;吴广祥(1988-),男,广西玉林人,硕士研究生,主要研究方向:数字图像处理;陈利霞(1979-),女,湖北黄冈人,副教授,博士,主要研究方向:数字图像处理、小波分析、偏微分方程。

稀疏表示的 SR 基础上探索自然图像的非局部相似性。首先利用 IBP 作为基础算法对图像进行预处理;然后借鉴 K-SVD<sup>[14]</sup>算法和 Yang 提出的联合字典生成思想生成过完备字典;最后引入非局部相似性约束重建的 HR 图像。

## 1 相关工作

单幅图像 SR 重建问题是指利用给定的一幅 LR 图像  $Y$ , 恢复成同一场景的 HR 图像  $X$ 。在不考虑噪声的前提下,其降质模型<sup>[7]</sup> 如式(1) 所示:

$$Y = SHX \quad (1)$$

其中: $S$  和  $H$  分别表示对图像下采样和模糊滤波操作,单幅图像 SR 目标是尽可能精确地从观测图像  $Y$  恢复  $X$ 。

### 1.1 基于稀疏表示的 SR 重建

Yang 等<sup>[7]</sup> 提出的基于稀疏表示的 SR 算法,其思想是利用局部图像块的稀疏先验信息来恢复 HR 图像。假设图像块  $x_i$  是从图像  $X$  提取的图像块,即  $x_i = R_i X$ ,其中  $R_i$  表示对图像有重叠的从左上到右下块提取的窗函数。图像块  $x_i$  可由 HR 字典  $D_H$  的原子线性组合来表示即:

$$x_i = D_H \alpha_i; \|\alpha_i\|_0 \leq L \quad (2)$$

其中:稀疏表示系数  $\alpha_i$  亦可以表示相对应的 LR 图像块  $y_i = D_L \alpha_i$ 。高、低分辨率字典  $D_H$  和  $D_L$  由对应的高、低分辨率训练图像块共同训练生成。因此,第  $i$  块图像块的稀疏表示可以表示为式(3) 的最小化模型:

$$\begin{aligned} \min \quad & \|\alpha_i\|_0 \\ \text{s.t.} \quad & \|y_i - D_L \alpha_i\|_2 \leq \varepsilon_1 \\ & \|x_i - D_H \alpha_i\|_2 \leq \varepsilon_2 \end{aligned} \quad (3)$$

求得式(3) 的最优解  $\alpha_i$ ,即可得到重建的 HR 图像块  $x_i = D_H \alpha_i$ ,最后通过式(4) 对重叠的 HR 图像块加权平均处理得到要估计的 HR 图像。

$$X = \left[ \sum_{i \in \Lambda} R_i^T R_i \right]^{-1} \left[ \sum_{i \in \Lambda} R_i^T x_i \right] \quad (4)$$

### 1.2 改进 SR 算法

在基于稀疏表示的 SR 算法中,Yang 等提出了联合字典生成的思想,即过完备字典  $D_H$  和  $D_L$  由训练块库通过 FSS 算法同时获得,确保了高、低分辨率图像稀疏表示系数的一致性。同时,为了减少计算量,每块 HR 图像块  $x_i$  都减去其均值  $m_i$ ,然后利用高通滤波器做特征提取。但 Yang 等未对其字典生成进行优化处理,因此其字典生成需要耗费较长的时间。为此,Zeyde 等<sup>[9]</sup> 利用插值法和 K-SVD 算法对基于稀疏表示的 SR 算法进行了以下两方面的改进和优化。

1) 针对计算复杂度的优化问题,Yang 等对高低分辨率图像块减去均值的预处理,而 Zeyde 等则利用插值法进一步优化,即对原高分辨率图像减去由插值法上采样后的图像得到的差值图像进行稀疏求解,相对于 Yang 等的方法计算量相当,却取得了更好的重建效果。

2) 针对字典训练的优化问题,Yang 等并未对之进行优化处理,所以其字典生成需要消耗大量时间。Zeyde 等则利用 K-SVD 和主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)对字典训练进行改进和优化,其做法是首先分别对随机采集的高低分辨率图像块进行特征提取,并用 PCA 对 LR 图像块做降维处理;其次采用效率比 FSS 算法更高的 K-SVD 对 LR 图像块训练得到 LR 字典;最后利用高、低分辨率图像块相应的

关系求其伪逆得到高分辨率字典。相对于 Yang 等的方法,计算复杂度和计算消耗时间都得到了明显改善。

## 2 本文算法

本文在基于稀疏表示的 SR 基础上,探索图像的非局部相似性,提出了一种基于字典学习和非局部相似性的图像超分辨率重建算法。本文算法主要针对以下三个方面进行改进。

1) 针对计算复杂度的优化问题,本文对 HR 图像减去由 IBP 重建图像得到的差值图像进行预处理。

2) 针对字典训练的优化问题,Yang 等采用的是未优化且耗时较长的 FSS 算法,而 Zeyde 等采用 K-SVD 算法得到的字典速度虽明显提高了,但是其不能保证高低分辨率图像块具有相同的稀疏表示系数。因此,本文采用 K-SVD 结合联合字典生成思想学习训练字典,提高速度的同时确保了高低分辨率图像块具有相同的稀疏表示系数。

3) 针对图像在高度冗余的字典上进行稀疏分解存在潜在的不稳定性和易产生人为伪影的问题,本文引入非局部相似性的约束正则项来消除该问题,进而提高重建图像的质量。

### 2.1 基于 IBP 图像预处理

Zeyde 等在训练阶段中,先对训练库中的 HR 图像减去由插值法放大的图像进行了预处理,减少了计算量的同时获得了较好重建效果。但是插值法放大的图像过于平滑不能体现图像的高频细节信息且伴有振铃效应,因此本文采用效果更好的 IBP 对图像进行预处理,实验结果表明在计算量相当的情况下,该方法比插值法效果更好。

#### 2.1.1 高频细节差值图像的获得

对 HR 图像  $X_H$ ,由式(1) 降质得到 LR 图像  $Y_L$ 。首先利用简单的插值算法得到  $Y_L$  的初始估计图像  $X_L$ ,利用 IBP 算法通过式(5) 对  $X_L$  进行迭代处理:

$$X_L = X_{L-1} + ((Y_L - SHX_{L-1}) \uparrow d) * f \quad (5)$$

其中: $X_L$  表示经过  $L$  次迭代后得到的图像, $\uparrow d$  代表  $d$  倍上采样, $f$  代表用来控制收敛速度的反投影核,“\*” 表示卷积操作。 $X_L$  可由梯度下降法求解式(5) 得到,再由  $E_H = X_H - X_L$  得到高频细节差值图像  $E_H$ 。

#### 2.1.2 图像训练块的提取及预处理

假设训练库中有  $m$  幅 HR 图像,首先对库中的每幅图像做 2.1.1 节的处理得到相对应的  $m$  幅图像  $\{E_H^j\}_m$  和  $\{X_L^j\}_m$  ( $j = 1, 2, \dots, m$ ),然后分别从  $\{E_H^j\}_m$  和  $\{X_L^j\}_m$  中随机抽取对应的训练图像块集  $\{p_H^k\}_n$  和  $\{p_L^k\}_n$  ( $k = 1, 2, \dots, n$ ),采用高通滤波器提取  $\{p_L^k\}_n$  的特征并利用 PCA 对其继续降维得到  $\{q_L^k\}_n$ 。其滤波器  $F = (f_1, f_2, f_3, f_4)$  可以取为:

$$\begin{cases} f_1 = [-1, 0, 1] \\ f_2 = f_1^T \\ f_3 = [1, 0, -2, 0, 1] \\ f_4 = f_3^T \end{cases} \quad (6)$$

### 2.2 K-SVD 联合字典的学习训练

针对稀疏表示的过完备字典  $D_H$  和  $D_L$  建立的问题,Yang 等采用的是结合联合字典生成思想的 FSS 算法,其效果很好,但是该算法未进行优化处理,训练消耗时间较长。Zeyde 等对其进行了改进,首先引入 K-SVD 算法训练 LR 图像块  $\{q_L^k\}_n$

得到 LR 字典  $D_L$  和稀疏系数  $\{c^k\}_n$ , 然后通过式(7) 构造 HR 字典:

$$D_H = Q_H C^+ = Q_H C^T (C C^T)^{-1} \quad (7)$$

其中  $Q_H$  和  $C$  分别表示依次包含 HR 图像块  $\{p_H^k\}_n$  和系数  $\{c^k\}_n$  的每一列的处理。相对于 Yang 等的方法, 字典训练的速度有明显地提升。但是由上述可知 Zeyde 等字典训练方法存在不能保证高低分辨率具有相同的稀疏表示的问题。

为了解决该问题, 本文提出将联合字典生成思想和 K-SVD 结合起来同时训练高、低分辨率字典的方法。对高、低分辨率图像训练块集  $\{p_H^k\}_n$  和  $\{q_L^k\}_n$  分别拉直整合为一个矩阵  $p_H$  和  $q_L$ , 再通过式(8) 学习训练同时得到高、低分辨率字典:

$$\begin{aligned} \{D_H, D_L, Z\} = \arg \min & \frac{1}{N} \|p_H - D_H Z\|_2^2 + \\ & \frac{1}{M} \|q_L - D_L Z\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|Z\|_0 \leq L \end{aligned} \quad (8)$$

其中:  $N$  和  $M$  分别表示高、低分辨率图像块向量的维数;  $Z$  表示高、低分辨率图像块的共同稀疏编码系数;  $L$  表示稀疏度阈值。对式(8) 作变换可得到式(9):

$$\begin{aligned} \{D_H, D_L, Z\} = \arg \min & \|p_C - D_C Z\|_2^2 \\ \text{s. t. } & \|Z\|_0 \leq L \end{aligned} \quad (9)$$

其中:

$$p_C = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{N}} p_H \\ \frac{1}{\sqrt{M}} q_L \end{bmatrix}$$

$$D_C = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{N}} D_H \\ \frac{1}{\sqrt{M}} D_L \end{bmatrix}$$

以式(9) 的  $p_C$  作为 K-SVD 算法的输入, 利用 K-SVD 算法获得字典  $D$ , 再根据式(9) 的关系即可获得高低分辨率字典对  $[D_H, D_L]$ 。

对输入的测试 LR 图像  $Y$  利用 Bicubic 插值法放大得到  $Y_b$ , 同样利用 IBP 重建得到  $Y_l$ 。在窗函数  $R_i$  作用下从左下到右下有重叠地取图像块  $\hat{y}_i = R_i Y_b$ , 则其在 LR 字典  $D_L$  的稀疏表示为:

$$\hat{y}_i = D_L \alpha_i^*; \|\alpha_i^*\|_0 \leq L \quad (10)$$

这里用正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法求解式(10) 得到稀疏表示系数  $\alpha_i^*$ , 然后结合 HR 字典  $D_H$  获得 HR 图像块  $\hat{x}_i = D_H \alpha_i^*$ 。最后对重叠部分的图像块加权平均处理后, 再加上由 IBP 重建得到的图像  $Y_l$  即通过式(11) 获得 HR 图像  $X$ 。

$$X = Y_l + \left[ \sum_{i \in \Omega(X)} R_i^T R_i \right]^{-1} \left[ \sum_{i \in \Omega(X)} R_i^T \hat{x}_i \right] \quad (11)$$

### 2.3 非局部相似性约束

针对图像在高度冗余的字典上进行稀疏分解存在不稳定性和易产生人为伪影的问题, 鉴于自然图像中包含许多重复的结构和形状, 且这些非局部冗余信息具有增强图像的稀疏分解稳定性和提高图像的质量作用, 本文引入非局部相似性的约束正则项来消除伪影问题进而提高重建图像的质量。

对于每一块中心像素为  $X_i$  的图像块  $x_i$ , 根据欧氏距离最小的准则在整幅图像  $X$  中搜索它的所有相似块  $x_j^l (j = 1, 2, \dots, L)$ 。则图像块的像素  $X_i$  可以通过式(12) 获得:

$$X_i = \sum_l \omega^N(i, j) X_j^l; l = 1, 2, \dots, L \quad (12)$$

其中:  $X_j^l$  表示图像块  $x_j^l$  的中心像素,  $\omega^N(i, j)$  表示图像  $X$  中像素  $X_i$  和  $X_j$  的相似度,  $\omega^N(i, j)$  通过式(13) 计算:

$$\omega^N(i, j) = \frac{\exp(-\|x_i - x_j^l\|_2^2/h_n)}{\sum_l \exp(-\|x_i - x_j^l\|_2^2/h_n)}; l = 1, 2, \dots, L \quad (13)$$

其中  $h_n$  是权重的控制项。最后通过式(14) 引入 NLS 约束正则项来估计图像  $X$ :

$$\begin{aligned} \hat{X} = \arg \min & \left\{ \sum_{i \in \Omega(X)} \|R_i X - \hat{x}_i\|_2^2 + \right. \\ & \left. \lambda \sum_{i \in \Omega(X)} \|X_i - (\omega_i^N)^T p_i\|_2^2 \right\} \end{aligned} \quad (14)$$

其中:  $\lambda$  表示平衡因子,  $p_i$  和  $\omega_i^N$  分别表示包含所有像素  $X_j^l$  和权重  $\omega^N(i, j)$  的列向量。对式(14) 处理得到式(15)。

$$\begin{aligned} \hat{X} = \arg \min & \left\{ \sum_{i \in \Omega(X)} \|R_i X - \hat{x}_i\|_2^2 + \right. \\ & \left. \lambda \sum_{i \in \Omega(X)} \|(W - A)X\|_2^2 \right\} \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $W$  表示单位矩阵。

$$A(i, j) = \begin{cases} \omega^N(i, j), & j \in p_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

式(15) 是凸优化问题, 其求解过程是先利用式(16) 对重叠部分图像块加权平均得到初始化估计的 HR 图像:

$$\hat{X}_0 = Y_l + \left[ \sum_{i \in \Omega} R_i^T R_i \right]^{-1} \left[ \sum_{i \in \Omega} R_i^T \hat{x}_i \right] \quad (16)$$

然后, 根据  $\hat{X}_0$  利用式(13) 求解非局部权重矩阵  $A$ ; 最后通过最小化下面目标函数得到重建 HR 图像:

$$\hat{X} = \left( \sum_{i \in \Omega(X)} R_i^T R_i + \lambda (W - A)^T (W - A) \right)^{-1} \left( \sum_{i \in \Omega(X)} R_i^T \hat{x}_i \right) \quad (17)$$

### 2.4 基于字典学习和非局部相似的超分辨率重建算法

本文提出的 SR 算法步骤如下:

输入 由  $m$  幅 HR 图像组成的图像库  $\{X_H^i\}_m$ ; 测试的 LR 图像  $Y$ ; 放大因子  $s$ 。

步骤 1 利用式(1) 对  $\{X_H^i\}_m$  处理得到 LR 图像  $\{Y_L^i\}_m$ , 再对  $\{Y_L^i\}_m$  用 IBP 预处理得到  $\{X_L^i\}_m$ , 然后分别从差值图像  $\{E_H^i = X_H^i - X_L^i\}_m$  和  $\{X_L^i\}_m$  抽取  $n$  块对应的训练图像块  $\{p_H^k\}_n$  和  $\{p_L^k\}_n$ 。

步骤 2 用高通滤波器滤掉  $\{p_H^k\}_n$  的低频部分, 对  $\{p_L^k\}_n$  做特征提取的预处理并利用 PCA 对其降维处理得到  $\{q_L^k\}_n$ 。

步骤 3 对步骤 2 得到的高低分辨率图像块集  $\{p_H^k\}_n$  和  $\{q_L^k\}_n$  分别进行归一化处理整合为一个矩阵向量  $p_H$  和  $q_L$ , 再用 K-SVD 联合字典训练方法对  $[p_H; q_L]$  训练得到对应的高低分辨率字典对  $[D_H; D_L]$ 。

步骤 4 利用 Bicubic 插值法将 LR 图像  $Y$  放大  $s$  倍得到  $Y_b$ , 同样利用 IBP 方法得到  $Y_l$ , 提取  $Y_l$  的图像块  $\hat{y}_i$ 。

步骤 5 采用 OMP 方法求解图像块  $\hat{y}_i$  在 LR 字典  $D_L$  稀疏表示下的系数  $\alpha_i^*$ , 并将该系数结合 HR 字典  $D_H$  得到 HR 图像块  $\hat{x}_i = D_H \alpha_i^*$ 。最后利用式(11) 得到 HR 图像  $X$ 。

步骤 6 引入 NLS 约束重建图像  $X$ , 首先通过式(16) 获得初始项  $\hat{X}_0$ , 然后通过式(13) 计算 NLS 权重  $A$ , 最后最小化式(17) 得到 HR 图像  $\hat{X}$ 。

输出 HR 图像  $\hat{X}$ 。



### 3 实验与分析

实验随机选取包括建筑、人、动物和植物在内的 91 幅 HR 图像作为训练样本库。LR 图像被重建为 3 倍大小的较高分辨率的图像,即放大因子  $s=3$ ,IBP 图像预处理迭代次数设为 20,图像块选取大小为  $3 \times 3$ ,从样本库中随机抽取  $n$  ( $n=5000$ ) 块图像块作为训练块,  $K$ -SVD 的迭代次数设置为 40,字典的原子数为 1000,稀疏度  $L$  设为 3。非局部正则项中平衡因子  $\lambda$  设为 0.1,更新迭代次数为 10。

在本文实验中,将 Bicubic 插值作为基准算法,比较文献[7]方法、文献[9]方法以及本文提出的方法 1 和方法 2 的优劣(其中本文方法 1 是指未引入约束的重建结果,本文方法 2 指引入非局部相似性约束的重建结果)。本文所用的字典训练库与文献[7,9]相同。实验中使用了人脸、花朵等 10 种常用的测试图片,重建的结果见图 1。图 1 展示的图片都是截取了关键部分放大对比,同时计算重建图像相对于原高分辨率图像的峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)和结构相似度(Structural SIMilarity, SSIM)<sup>[15]</sup>,结果见表 1。

表 1 各种方法对 10 幅图像重建结果的 PSNR 和 SSIM

图像	PSNR/dB					SSIM				
	Bicubic	文献[7]方法	文献[9]方法	本文方法 1	本文方法 2	Bicubic	文献[7]方法	文献[9]方法	本文方法 1	本文方法 2
face	32.6657	33.0189	33.3297	33.5061	33.9716	0.7997	0.8034	0.8201	0.8265	0.8402
baboon	23.2097	23.4815	23.5164	23.5671	23.9703	0.8028	0.8407	0.8458	0.8503	0.8786
bridge	24.4271	24.8513	25.0531	25.0977	25.6803	0.8675	0.8974	0.8991	0.9053	0.9268
coastguard	26.7155	27.0178	27.1306	27.2187	27.8698	0.6128	0.6367	0.6552	0.6602	0.7010
comic	23.0445	23.8333	23.8283	24.0302	29.7797	0.6965	0.7537	0.7558	0.7646	0.7996
flowers	27.1505	28.1592	28.2760	28.6019	29.4132	0.7999	0.8288	0.8378	0.8446	0.8675
foreman	31.6673	33.3352	34.3076	34.3565	34.9478	0.9086	0.9166	0.9294	0.9361	0.9436
man	26.9770	27.7286	27.8362	28.0234	28.5696	0.9093	0.9257	0.9341	0.9375	0.9511
monarch	29.3484	30.6413	30.9584	31.3936	32.3736	0.9702	0.9762	0.9814	0.9830	0.9873
pepper	32.4365	33.3624	34.1211	34.2512	34.8321	0.9687	0.9640	0.9780	0.9795	0.9830
平均值	27.7642	28.5429	28.8357	29.0046	29.6408	0.8336	0.8543	0.8637	0.8688	0.8879

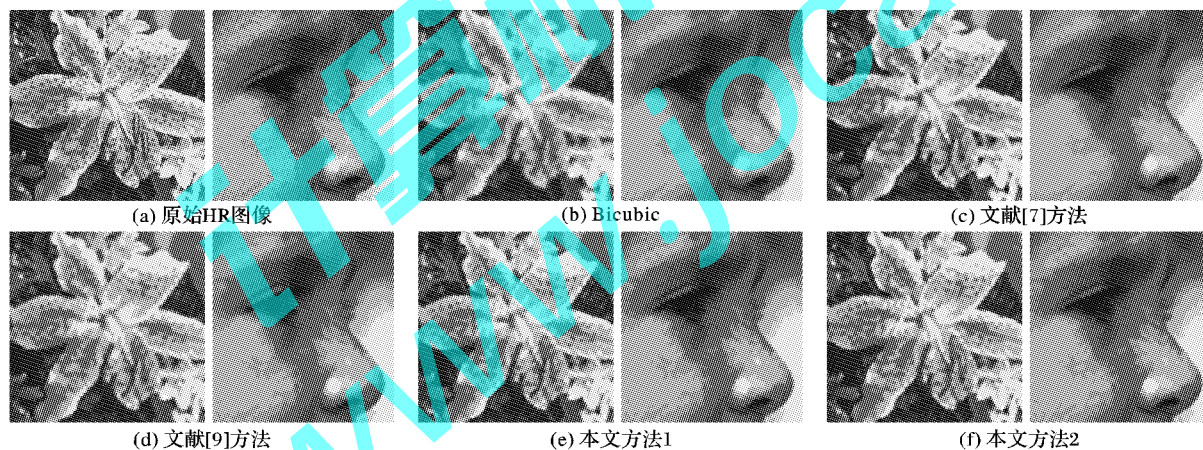


图 1 原图及其 5 种方法重建结果

考察图 1 中的细节,如脸颊和鼻子上的雀斑、花朵上的斑点和花蕊,从视觉直观上来看本文方法 1~2 均优于其他三种方法,且本文方法 2 的效果是最优的,得到的图像更清晰更接近原 HR 图像。因为文献[9]采用插值法对作为训练 HR 字典的图像进行了预处理,即包含高频细节信息的差值图像由原 HR 图像减去插值放大的图像得到,由于插值法放大的图像过于平滑,得到的差值图像不能体现图像的高频细节信息。而本文方法 1 采用效果更好的 IBP 算法对作为训练 HR 字典图像进行预处理,得到的差值图像更能很好地体现其高频细节信息,训练得到的 HR 字典应用于重建时得到的重建图像的高频细节信息更清晰、效果更好。因此本文方法 1 的重建结果要比文献[7,9]方法更好。本文方法 2 引入了非局部相似正则项约束重建的图像,其利用了图像中许多重复的结构和形状,而这些非局部冗余信息具有提高图像的质量作用,因此,本文方法 2 得到的重建效果又优于本文方法 1。

在客观评价标准上,由表 1 可看出:本文方法 1 获得的重

建图像比插值法、文献[7,9]方法有较高 PSNR 和 SSIM 值,并且本文方法 2 又优于方法 1,因此,5 种方法在图像质量的数学指标上,无论是单一数值上还是总体平均值上看,本文方法 2 都是最优的。

### 4 结语

本文提出了一种基于字典学习和非局部相似的图像超分辨率重建算法,该算法在基于稀疏表示的 SR 算法基础上进行了改进,首先利用 IBP 方法对训练库和测试图像进行了预处理达到优化计算复杂度目的;然后利用  $K$ -SVD 算法结合高低分辨率字典联合训练的思想训练字典,确保了高、低分辨率图像块在其对应的过完备字典上具有相同的稀疏表示系数;最后引入非局部相似性约束重建图像获得了更好的重建效果。实验结果表明本文方法,从主客观角度上看,都优于 Bicubic 和文献[7,9]方法。

(下转第 3313 页)

- 割[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(4): 514 - 519.)
- [4] HUANG L, WANG J, HE X. A scalable clustering algorithm based on affinity propagation and normalized cut[C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Multimedia Information Networking and Security. Piscataway: IEEE Press, 2010: 77 - 80.
- [5] YANG C, BRUZZONE L, SUN F, *et al.* A fuzzy-statistics-based affinity propagation technique for clustering in multispectral images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(6): 2647 - 2659.
- [6] ZHANG R. Two similarity measure methods based on human vision properties for image segmentation based on affinity propagation clustering[C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Piscataway: IEEE Press, 2010, 3: 1054 - 1058.
- [7] UDUPA J K, SAMARASEKERA S. Fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms, and applications in image segmentation[J]. Graphical Models and Image Processing, 1996, 58(3): 246 - 261.
- [8] UDUPA J K, SAHA P K, LOTUFO R A. Relative fuzzy connectedness and object definition: theory, algorithms, and applications in image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(11): 1485 - 1500.
- [9] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 888 - 905.
- [10] UNNIKRISHNAN R, PANTOFARU C, HEBERT M. A measure for objective evaluation of image segmentation algorithms[C]// Proceedings of the 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2005: 34 - 34.
- [11] MEILA M. Comparing clusterings by the variation of information[C]// Proceedings of the 16th Annual Conference on Learning Theory and 7th Kernel Workshop, COLT/Kernel 2003, LNCS 2777. Berlin: Springer-Verlag, 2003: 173 - 187.
- [12] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603 - 619.
- [13] MA Y, DERKSEN H, HONG W, *et al.* Segmentation of multivariate mixed data via lossy data coding and compression[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(9): 1546 - 1562.
- [14] ROY A, PARUI S K, ROY U. A finite mixture model based on pair-copula construction of multivariate distributions and its application to color image segmentation[C]// ICVGIP 2012: Proceedings of the Eighth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing. New York: ACM Press, 2012: Article No. 10.
- [15] GUO Y, SENGUR A. A novel color image segmentation approach based on neutrosophic set and modified fuzzy C-means[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2013, 32(4): 1699 - 1723.
- [16] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H. A stochastic gravitational approach to feature based color image segmentation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2013, 26(4): 1322 - 1332.

(上接第 3303 页)

#### 参考文献:

- [1] HA T, TINNEFELD P. Photophysics of fluorescent probes for single-molecule biophysics and super-resolution imaging[J]. Annual Review of Physical Chemistry, 2012, 63: 595 - 617.
- [2] LEE C-F, HUANG Y-L. An efficient image interpolation increasing payload in reversible data hiding[J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(8): 6712 - 6719.
- [3] RASTI P, DEMIREL H, ANBARJAFARI G. Image resolution enhancement by using interpolation followed by iterative back projection[C]// Proceedings of the 21st Signal Processing and Communications Applications Conference. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1 - 4.
- [4] HEYLEN R, AKHTER M A, SCHEUNDERS P. On using projection onto convex sets for solving the hyperspectral unmixing problem[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(6): 1522 - 1526.
- [5] ZHANG L, ZHANG H, SHEN H, *et al.* A super-resolution reconstruction algorithm for surveillance images[J]. Signal Processing, 2010, 90(3): 848 - 859.
- [6] FREEMAN W T, JONES T R, PASZTOR E C. Example-based super-resolution[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56 - 65.
- [7] 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.
- [8] YANG J, WRIGHT J, HUANG T, *et al.* Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[C]// Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2008: 1 - 8.
- [9] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations[C]// Proceedings of the 7th International Conference on Curves and Surfaces, LNCS 6920. Berlin: Springer-Verlag, 2012: 711 - 730.
- [10] ZHANG K, GAO X, LI X, *et al.* Partially supervised neighbor embedding for example-based image super-resolution[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2011, 5(5): 230 - 239.
- [11] LIANG L, CHIU K H, LAM E Y. Fast single frame super-resolution using scale-invariant self-similarity[C]// Proceedings of the 2013 IEEE International Symposium on Circuits and Systems. Piscataway: IEEE Press, 2013: 1191 - 1194.
- [12] 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.
- [13] ZHANG K, GAO X, TAO D, *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.
- [14] SMITH L N, OLSON C C, JUDD K P, *et al.* Denoising infrared maritime imagery using tailored dictionaries via modified K-SVD algorithm[J]. Applied Optics, 2012, 51(17): 3941 - 3949.
- [15] 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.