

文章编号:1001-9081(2016)02-0521-05

DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2016.02.0521

基于图像块迭代和稀疏表示的超分辨率图像重建算法

杨存强, 韩晓军*, 张南

(天津工业大学 电子与信息工程学院, 天津 300378)

(* 通信作者电子邮箱 hanxiaojun@tjpu.edu.cn)

摘要:针对待复原图像内容间差异和重建速度缓慢的问题,提出基于图像块迭代分类和稀疏表示的超分辨率图像重建算法。首先,根据阈值把图像迭代分块为三种不同形态。然后,对三种形态分别处理:在重建时,对 $4N \times 4N$ 块利用双三次插值(BI)算法重建;对 $2N \times 2N$ 块由K-奇异值分解(K-SVD)算法得到对应的高、低分辨率字典,通过正交匹配追踪(OMP)算法重建;对 $N \times N$ 块用形态成分分析(MCA)法分解为平滑层和纹理层,然后由各层相应的字典对通过OMP算法重建。将所提方法与基于稀疏基的方法、基于MCA的方法和基于两级与分频带字典的方法相比,所提算法在主观视觉效果、评测指标和重建速度上都有明显的改善。实验结果表明,该方法在图像的边缘块和不规则区域获得了更为精细的细节,重建效果更明显。

关键词:稀疏表示;形态成分分析;字典学习;K-奇异值分解;正交匹配追踪

中图分类号: TP391.413 文献标志码:A

Super-resolution image reconstruction algorithm based on image patche iteration and sparse representation

YANG Cunqiang, HAN Xiaojun*, ZHANG Nan

(College of Electronics and Information Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China)

Abstract: Concerning the slow reconstruction and the difference among the contents of the image to be reconstructed, an improved super-resolution image reconstruction algorithm based on image patche iteration and sparse representation was proposed. In the proposed method, image patches were firstly divided into three different forms by threshold features, then the three forms were treated separately: during the reconstruction process, Bicubic Interpolation (BI) approach was used for image patches of $4N \times 4N$; image patches of $2N \times 2N$ achieved corresponding high and low resolution dictionary pairs by K-Singular Value Decomposition (K-SVD) algorithm, and then to finish reconstruction using Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm; image patches of $N \times N$ were divided into smoothing layer and texture layer by Morphological Component Analysis (MCA) algorithm, then to finish reconstruction using OMP with corresponding dictionary pairs of each layer. Compared with the methods based on sparse representation group, MCA, and two-stage multi-frequency-band dictionaries, the proposed algorithm has a significant improvement in subjective visual effect, evaluation index and reconstruction speed. The experimental results show that the proposed algorithm can obtain more details in edge patches and irregular structure regions with better reconstruction effect.

Key words: sparse representation; Morphological Component Analysis (MCA); dictionary-learning; K-Singular Value Decomposition (K-SVD); Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

0 引言

图像超分辨率是指利用一幅低分辨率(Low Resolution, LR)图像或者图像序列,重构出具有高像素密度并且包含更多细节的高分辨率(High Resolution, HR)图像。图像超分辨率重建技术作为一种无需改善硬件设备,却可显著提高图像质量的方法,在视频监控、医学成像、图像压缩、高清晰数字电视、遥感图像等领域中获得了巨大成就。近年来,基于稀疏表示的图像超分辨率重建引起了国内外众多研究者的关注。图像的稀疏表示模型能够刻画其内在结构和先验属性,在图像重建等方面已经得到了广泛的应用。Yang 等^[1-2]把压缩感知

的思想引入到超分辨率算法中,利用高低分辨率图像块在特定的稀疏基下有相同的稀疏表示作为约束条件重建得到高分辨率图像;Rubinstein 等^[3]提出将字典的每个原子通过固定的基字典再次稀疏分解构成稀疏字典重建图像;浦剑等^[4]提出从异构数据集构造同构字典,并使用双边滤波器的UV色度重构实现彩色图像的超分辨率重建;Zeyde 等^[5]利用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)算法进行降维,利用正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法进行稀疏编码,两者相结合使算法速度得到了提高;Kato 等^[6]采用稀疏表示和基于亚像素相对位移来进行块匹配,但由于需要计算每一子块的相对位移,计算复杂度很高,重建时

收稿日期:2015-07-06;修回日期:2015-09-16。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61405144)。

作者简介:杨存强(1989-),男,山东嘉祥人,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、模式识别、图像超分辨率; 韩晓军(1958-),女,河北玉田人,教授,主要研究方向:图像处理、模式识别、信号检测、自动控制系统、DSP; 张南(1991-),男,河南叶县人,硕士研究生,主要研究方向:图像检索、机器视觉。

间很长;管超等^[7]、Janardhana 等^[8]采用并改进了形态成分分析(Morphological Component Analysis, MCA)算法对图像分层处理,使重建质量得到明显提高;练秋生等^[9]提出构造两级字典以及分频带字典进行图像的超分辨率重建,在图像清晰度上有很大的提高。

本文在上述文献的基础上提出采用基于图像迭代分块的方法,把图像迭代分割成三种类型后分别处理:对 $4N \times 4N$ 的图像块直接利用双三次插值(Bicubic Interpolation, BI)算法重建;对 $2N \times 2N$ 的图像块利用 K-奇异值分解(K-Singular Value Decomposition, K-SVD)算法^[10-11]学习得到高低分辨率字典,然后由其对应的高、低分辨率字典对通过 OMP 算法重建;对 $N \times N$ 的图像块先通过 MCA 算法^[12]分解为平滑层和纹理层,然后由各层^[13]相应的字典对用 OMP 算法重建。最后把三种类型的图像块融合重建为高分辨率图像。这种方法不仅有效降低了字典训练时间和图像重建时间,同时进一步提升了重建图像的质量。

1 稀疏表示的超分辨率重建模型

1.1 图像退化模型

在超分辨率图像重建算法的研究中,对图像处理的过程其实是一个传统图像处理算法的逆过程。通常采用的退化模型^[14]为:

$$Y_k = D_k B_k H_k X_k + N_k \quad (1)$$

其中: $X \in \mathbf{R}^H$ 表示 HR 图像, $Y \in \mathbf{R}^L$ 表示降噪 LR 图像, D 表示下采样矩阵, B 表示光学模糊矩阵, H 表示 X 相对于 Y 的运动变形矩阵, N 表示加性随机白噪声。图像超分辨率重建其实是一个病态逆问题,求解这类问题必须有合理的先验假设,本文方法是基于稀疏表示图像模型。

1.2 图像稀疏表示模型

稀疏表示是利用自然图像或信号的可压缩性,所以图像在合适的过完备字典下总存在稀疏的表示,从而可以用过完备字典中的少量原子进行线性表示。设 $D \in \mathbf{R}^{N \times L}$ ($L > N$) 为过完备字典,信号 $x \in \mathbf{R}^L$ 可表示为字典中 D 的一个线性组合,即稀疏模型^[15]可表示为:

$$\min \| \alpha \|_0 \quad (2)$$

s. t. $x = D\alpha$

其中: α 为稀疏系数;范数 $\| \alpha \|_0 \ll N$ 为 α 的稀疏度,表示 α 中有极少的非零元素。

由式(1)和(2)可知,对于 HR 图像的过完备字典 D_H 和降噪后的 LR 图像过完备字典 D_L ,其对应稀疏模型 $X = D_H \alpha$, $Y = D_L \alpha$,必然存在着一个映射矩阵 H ,使得 $Y = HX$,即 $D_L \alpha = HD_H \alpha$,可得:

$$D_L = HD_H \quad (3)$$

即高低分辨率图像块在对应过完备字典下具有相同最稀疏表示,因此,当建立了合适的字典对后,由 $Y = D_L \alpha$ 得到对应的稀疏系数 α ,结合 HR 图像过完备字典 D_H ,利用 $X = D_H \alpha$ 恢复出高分辨率图像块。

1.3 基于迭代图像块的分类

由于不同类别图像块的局部特征不同,仅用一个字典不能最稀疏地表示某一特定类型的图像块。为克服这一缺点,将图像块根据阈值的不同迭代分割为三类,迭代分块模式如图 1 所示。

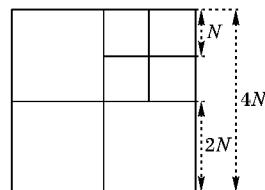


图 1 图像块迭代模式

对于图像分块迭代法,可以利用图像块的局部方差与其给定的固定阈值 T 比较,对图像分块处理。局部方差表示为:

$$d_{(i,j)} = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} (x_k - \bar{x}_k)^2 \quad (4)$$

其中:(i, j) 为图像块的坐标, $\bar{x}_k = \frac{1}{m} \sum_{k=0}^{m-1} x_k$ 为块内所有像素的灰度平均值, m 为像素点个数。利用局部方差迭代分块法得到三种类型图像块集合,局部方差分类的部分示意图,如图 2 所示,具体迭代过程如下:

- 1) 把低分辨率图像 Y 按照 $4N \times 4N$ 分块,利用式(4)求出每个图像块的方差 $d_{(i,j)}$ 。
- 2) 把图像块方差 $d_{(i,j)}$ 与固定阈值 T 比较:若 $d_{(i,j)} < T$,则图像块保持不变;若 $d_{(i,j)} \geq T$,则对图像块继续进行分解。
- 3) 对 $d_{(i,j)} \geq T$ 的 $4N \times 4N$ 图像块 $y_{(i,j)}$ 继续分解,即分解为 $2N \times 2N$,分别求出其各块的方差为 $d_{(i,j)}$,然后返回步骤 2)。
- 4) 对 $d_{(i,j)} \geq T$ 的 $2N \times 2N$ 图像块 $y_{(i,j)}$ 继续分解,即分解为 $N \times N$ 后终止。

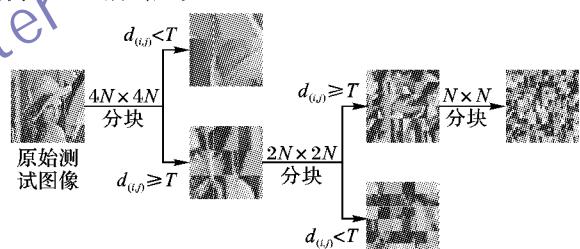


图 2 利用局部方差分类的部分示意图

2 超分辨率图像重建

本文提出的基于迭代分块和稀疏表示的超分辨率图像重建算法模型,用 MCA 算法提取图像块平滑层和纹理层,用迭代分块法处理待重建图像,从而获取训练字典样本集,用稀疏表示和 K-SVD 算法联合构建高低分辨率字典对,用 OMP 算法重建各部分图像块,最终融合得到高分辨率图像。

2.1 MCA 分解图像

由迭代分块法分类后,对于第三类图像块,绝大多数是图像的边缘部分。由于在稀疏表示中引入了非局部自相似约束压制噪声,这种非局部加权平均的方法会造成图像高频信息的丢失,尤其表现在边缘等梯度变化较大的地方会出现过度平滑、模糊现象。为了缓解这种现象,利用 MCA 算法对第三类图像块进行分层处理。

MCA 算法是基于信号和图像分解的一种方法,其核心思想是用最优稀疏表示图像形态,采用两种弱相关性的字典来表示图像中两个不同部分的线性组合:平滑层和纹理层。

用 MCA 算法分解图像块 X 为信息较为复杂的纹理层 X_A 和细节比较平缓的平滑层 X_B ,分别得到其基追踪模型为:

$$\alpha_A^{\text{opt}} = \arg \min \| \alpha_A \|_1 \quad (5)$$

$$\begin{aligned} \text{s. t. } X_A &= D_A \alpha_A \\ \alpha_B^{\text{opt}} &= \arg \min \| \alpha_B \|_1 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\text{s. t. } X_B = D_B \alpha_B$$

又 $X = X_A + X_B$, 则将其分解为平滑层和纹理层的基追踪模型可表示为:

$$\{ \alpha_A^{\text{opt}}, \alpha_B^{\text{opt}} \} = \arg \min \| \alpha_A \|_1 + \| \alpha_B \|_1 \quad (7)$$

$$\text{s. t. } X = D_A \alpha_A + D_B \alpha_B$$

又考虑到图像含有噪声等因素,由拉格朗日乘子法得到无约束优化模型为:

$$\begin{aligned} \{ \alpha_A^{\text{opt}}, \alpha_B^{\text{opt}} \} &= \arg \min \| \alpha_A \|_1 + \| \alpha_B \|_1 + \\ &\mu \| X - D_A \alpha_A - D_B \alpha_B \|_2^2 \end{aligned} \quad (8)$$

针对各分量自身仅对其所表征的分量能形成有效的稀疏表示,而对其他分量不能形成有效的稀疏表示这一特性,加入了全变差(Total Variation, TV)正则化图像先验模型,得到最终的MCA框架模型,表示为:

$$\begin{aligned} \{ \alpha_A^{\text{opt}}, \alpha_B^{\text{opt}} \} &= \arg \min \| \alpha_A \|_1 + \| \alpha_B \|_1 + \\ &\mu \| X - D_A \alpha_A - D_B \alpha_B \|_2^2 + \varphi TV\{ D_B \alpha_B \} \end{aligned} \quad (9)$$

其中: $\| \alpha_A \|_1$ 、 $\| \alpha_B \|_1$ 分别为纹理层和平滑层的稀疏度量项; $\varphi TV\{ D_B \alpha_B \}$ 为平滑层的正则化先验模型; $\mu \| X - D_A \alpha_A - D_B \alpha_B \|_2^2$ 为数据保真项。



图3 MCA 图像分解示意图

2.2 样本集选取

对于测试图像用迭代分块法分成了三种类型的图像块,对于第二、三类图像块,用稀疏字典学习的方法重建图像,则选取样本集是首要任务。首先,采集一定数量的HR图像 X ,然后降质处理得到对应的LR图像 Y 。对于LR图像 Y ,训练集的每一幅图像首先分割为大小为 $4N \times 4N$ 的图像块,计算每一个图像块 y_i 的局部方差 d_i ,则可以得到 $d_i < T$,用来作插值的第一类图像块样本集 $Y_1^l = \{y_1^l, y_2^l, \dots, y_n^l\}$,以及 $d_i \geq T$ 的图像块样本集 $Y_1^s = \{y_1^s, y_2^s, \dots, y_n^s\}$ 。对样本集 Y_1^s 再次处理,分割成大小为 $2N \times 2N$ 的图像块,计算每个图像块的局部方差,再次比较 d_i 与 T 的关系: $d_i < T$ 的样本组成一个样本集 $Y_2^l = \{y_1^l, y_2^l, \dots, y_n^l\}$,用 Y_2^l 作为第二类图像块的样本集来训练字典; $d_{(i,j)} \geq T$ 的样本组成一个样本集 $Y_2^s = \{y_1^s, y_2^s, \dots, y_n^s\}$,并对该样本集再次作分割处理,分割成大小为 $N \times N$ 的图像块,组成样本集 $Y_3 = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$,作为第三类图像块的原始样本集。再利用MCA算法对样本集 Y_3 分解成两种形态,其中纹理层样本集为 $Y_3^t = \{y_1^t, y_2^t, \dots, y_n^t\}$,平滑层样本集为 $Y_3^s = \{y_1^s, y_2^s, \dots, y_n^s\}$,作为第三类图像块样本集。对于HR图像,由于高低分辨率图像块具有相同的稀疏因子,则选取与 Y 相对应的LR的图像块即可。经过迭代处理,既减少了样本集数量,又保证了同重建图像有相似结构信息的图像块作为字典训练的样本。

2.3 稀疏字典对训练

稀疏字典 $D \in \mathbb{R}^{N \times L}$ 是从训练样本集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in \mathbb{R}^{n \times N}$ 学习得到的,可以表示为:

$$\{D, A\} = \arg \min_{D, A} \|X - DA\|_F^2 \quad (10)$$

$$\text{s. t. } \forall i = 1, 2, \dots, k, \| \alpha^i \|_0 \leq T^0$$

其中: $A = \{\alpha^1, \alpha^2, \dots, \alpha^k\}^T$ 表示系数矩阵, T^0 为稀疏表示系数中非零分量最大个数。

稀疏表示的首要任务是联合构建高低分辨率的字典对,采用高低分辨率字典联合生成的思路,对高低分辨率样本同时训练,生成高低分辨率字典对。训练样本是由HR图像和经过降质处理的LR图像的联合样本集 $S = \{X, Y\}$,其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}, Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}, \{x_i, y_i\}$ 为样本对,则高低分辨率图像样本训练过程分别代入式(10),形式如下:

$$\{D_H, A\} = \arg \min_{D_H, A} \|X - D_H A\|_F^2 \quad (11)$$

$$\{D_L, A\} = \arg \min_{D_L, A} \|X - D_L A\|_F^2 \quad (12)$$

由于高低图像块具有相同的稀疏因子,则可以将高低分辨率图像块统一到一个稀疏字典编码框架下,则合并式(11)、(12)得到目标函数:

$$\frac{1}{M} \{D_H, A\} + \frac{1}{N} \{D_L, A\} = \min \|Z - DA\|_F^2 \quad (13)$$

其中:

$$\begin{cases} Z = \sqrt{M}^{-1} X \times \sqrt{N}^{-1} Y \\ D = \sqrt{M}^{-1} D_H / \sqrt{N}^{-1} D_L \end{cases} \quad (14)$$

其中 M 和 N 分别为样本中图像块向量形式的维度。以 Z 作为 K-SVD 算法的输入,利用 K-SVD 算法获取字典 D 后,利用式(14)中的关系获得高低分辨率字典对 D_H 和 D_L 。二、三类图像块字典对训练流程如图4所示。

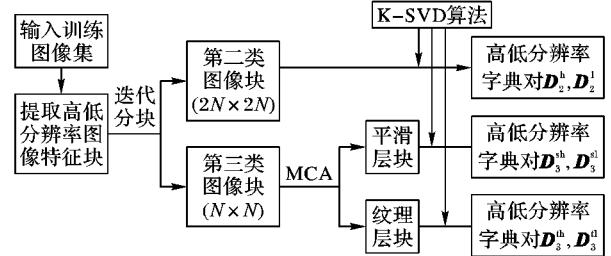


图4 字典训练示意

算法流程具体如下:

1) 根据式(14)生成联合样本 Z ,根据 Z 初始化字典矩阵 D 。

2) 利用任意的跟踪算法计算每一个样本 z_i 的稀疏系数 α_i ,即解决:

$$\min \| z_i - D \alpha_i \|_2^2$$

$$\text{s. t. } \| \alpha_i \|_0 < T^0; i = 1, 2, \dots, N$$

这一优化问题,从而进行稀疏编码。

3) K-SVD。记录样本使用情况 $w_k = \{i | 1 \leq k \leq N, \alpha_T(i) \neq 0\}$,计算全局差错矩阵 $E_k = Y - \sum_{j \neq k} d_j \alpha_T^j$ 。通过 w_k 选取对应的列约束 E_k 以得到 E_k^R 。使用奇异值分解 $E_k^R = U \Delta V^T$ 。用矩阵 U 的第一列代替字典中的原子 d_k ,利用矩阵 V 的第一列与 $\Delta(1,1)$ 的乘积修正系数因子中的 α_R^k 。

4) 满足收敛条件或达到迭代次数后,根据关系式(14),得到 D_H 和 D_L 。

图像重建过程如下:

1) 对于给定的 LR 图像 \mathbf{Y} , 首先利用双三次插值算法将图像插值放大为高分辨率低频图像, 然后用迭代分块的方法将其分割成相互重叠的三类图像块: \mathbf{Y}_1 、 \mathbf{Y}_2 和 \mathbf{Y}_3 , 构成集合 $\mathbf{Y}_2 \rightarrow \{\mathbf{y}_2\}, \mathbf{Y}_3 \rightarrow \{\mathbf{y}_3\}$ 。

2) 对 $\mathbf{Y}_3 \rightarrow \{\mathbf{y}_3\}$ 利用 MCA 方法分解为平滑层和纹理层, 构成集合 $\mathbf{Y}_3 \rightarrow \{\mathbf{y}_3\} \rightarrow \{\mathbf{y}_3^s\} \{\mathbf{y}_3^t\}$ 。

3) 对图像集 $\{\mathbf{y}_2\}$ 和 $\{\mathbf{y}_3^s\}$ 、 $\{\mathbf{y}_3^t\}$ 按照字典训练过程相同方式提取特征得到字典 \mathbf{D}_2^l 和 $\mathbf{D}_3^s, \mathbf{D}_3^t$, 然后分别利用字典 \mathbf{D}_2^l 和 $\mathbf{D}_3^s, \mathbf{D}_3^t$ 采用 OMP 算法^[16] 求解稀疏表示系数矩阵 \mathbf{M}_2 和 $\mathbf{M}_3, \mathbf{M}_3^t$ 。由式(13)、(14) 得到高分辨率字典 \mathbf{D}_2^h 和 $\mathbf{D}_3^{sh}, \mathbf{D}_3^{th}$ 。

4) 由稀疏表示系数和高分辨率字典得到高分辨率图像块, 从而重建出高分辨率图像。

3 实验仿真及分析

为了验证本文方法的有效性, 将其与以下方法进行对比: 双三次插值方法、Yang 等^[1] 提出的基于稀疏基的方法、管超等^[7] 提出的基于 MCA 的方法和练秋生等^[9] 提出的基于两级与分频带字典的方法。对比内容包括视觉效果、峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)、结构相似度 (Structural SIMilarity, SSIM)^[17] 和重建时间。其中 PSNR 和 SSIM 的计算公式如下:

$$PSNR = 10 \times \lg \frac{255^2}{\|r - f\|_2^2} \quad (15)$$

$$SSIM_{rf} = \frac{4 \mu_r \mu_f \sigma_{rf}}{(\mu_r^2 + \mu_f^2)(\sigma_r^2 + \sigma_f^2)} \quad (16)$$

其中: r 、 f 分别表示原始图像和重建后图像, μ 为图像的均值, σ 为图像的方差。

对实验所需的 LR 图像通过 HR 图像下采样和添加高斯白噪声退化生成。实验环境 Matlab_2012a 适行于 4.0 GHz CPU, 2 GB RAM 的 PC, Windows 7 平台。实验过程中, 文献[1]、文献[7]和文献[9]的方法参数设置相同, 图像块大小为 3×3 , 保留 1 个像素的重叠, 字典大小为 1024, 稀疏平衡因子为 0.1; 本文方法取 $N = 3$, 保持图像块 $1/3$ 的像素重叠度, 二、三类图像块字典大小均为 512, 分块阈值 \sqrt{T} 对 Lena 图像取 40, 对 girl 图像取 35, 对 cameraman 图像取 25, 稀疏平衡因子为 0.1。

重建结果如图 5~7 所示; 表 1 则给出了这几种对比方法的 PSNR、SSIM 和重建时间的具体数值。

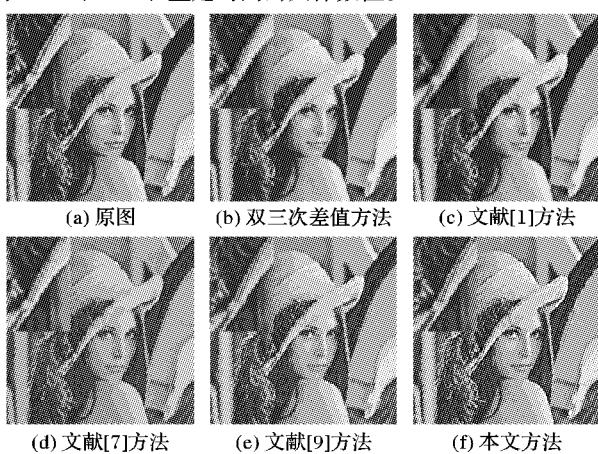


图 5 Lena 图像算法比较

由图 5~7 中可以清晰地看出, 五种算法在平滑区域重建

效果基本相同。在边缘和不规则结构区域, 双三次插值方法重建图像细节模糊, 锯齿效应明显; Yang 等^[1] 的算法较双三次插值算法细节部分更清晰, 但边缘区域仍存在锯齿效应; 文献[7]方法相比前两种算法边缘细节更清晰, 但部分边缘周围有些模糊; 文献[9]方法在边缘和不规则区域处理更精细, 但在一些极小图像块内变化起伏比较大的区域效果不明显; 本文算法对图像边缘块和不规则区域重建更清晰, 通过比较 Lena 图像的帽子边缘、girl 图像的部分毛发和 cameraman 照相机外壳可以看出, 锯齿效应基本消除, 边缘视觉效果改进明显。

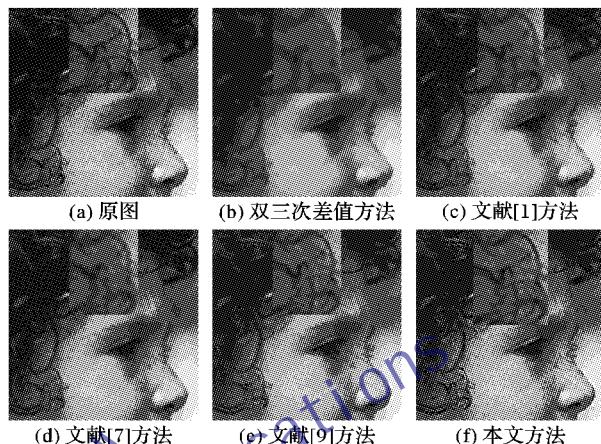


图 6 girl 图像算法比较

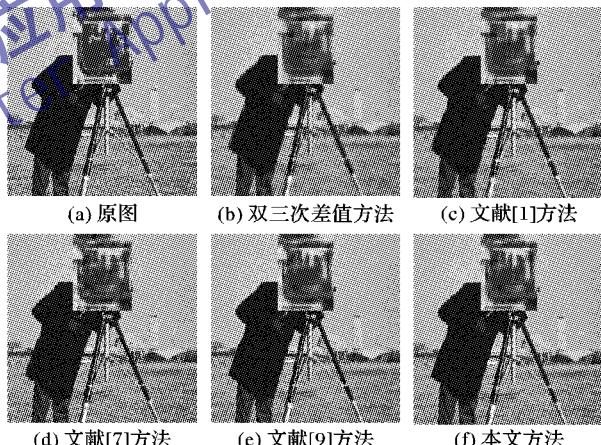


图 7 cameraman 图像算法比较

表 1 不同图像重建 PSNR、SSIM 和时间对比

图像	方法	PSNR/dB	SSIM	重建时间/s
Lena	双三次插值方法	34.09	0.914	0.4
	文献[1]的方法	35.62	0.945	416.2
	文献[7]方法	36.20	0.971	279.5
	文献[9]方法	36.31	0.977	182.4
	本文方法	36.34	0.983	150.7
girl	双三次插值方法	34.74	0.837	0.3
	文献[1]的方法	35.80	0.884	380.3
	文献[7]方法	36.64	0.911	230.8
	文献[9]方法	36.72	0.920	170.2
	本文方法	36.85	0.921	133.4
cameraman	双三次插值方法	25.71	0.816	0.8
	文献[1]的方法	26.83	0.836	521.2
	文献[7]方法	27.14	0.843	306.7
	文献[9]方法	27.25	0.854	269.1
	本文方法	28.00	0.861	243.5

从表1中可以看出,与BI及文献[1]、文献[7]和文献[9]的方法相比,PSNR的均值分别提高了2.22 dB、0.98 dB、0.4 dB、0.3 dB;SSIM的均值分别提高了0.065、0.034、0.014、0.005;全部图像的平均重建时间相比文献[1]、文献[7]和文献[9]的方法分别减少了60%、35%、15%。通过比较评价指标,也可以看出本文方法对图像重建效果有一定提高。

4 结语

本文针对处理图像局部区域间的差异性和重建速度缓慢的问题,提出了基于图像块迭代分类和稀疏表示的超分辨率图像重建算法。在分级字典和分频带字典的基础上,提出根据图像内容间的差异,对不同区域分别处理来提高图像的精细度。根据阈值把图像分成不同的块,第一类用双三次插值算法重建图像;第二、三类分别用各自的字典对利用稀疏表示算法重建。实验结果表明,本文方法相比文献[1]、文献[7]和文献[9]的方法不论是在重建效果还是重建效率上都有很大的改善。本文方法是在多分子字典训练图像块级联组合而成的图像,并没有相应的快速分解与重构算法,如何解决此矛盾是一个关键,今后将对该问题作进一步研究。

参考文献:

- [1] YANG J C, WRIGHT J, HUANG T, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861–2873.
- [2] YANG J C, WANG Z W, LIN Z, et al. Couple dictionary training for image super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3467–3478.
- [3] RUBINSTEIN R, ZIBULEVSKY M, ELAD M. Double sparsity: learning sparse dictionaries for sparse signal approximation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(3): 1553–1564.
- [4] 浦剑, 张军平. 基于词典学习和稀疏表示的超分辨率方法[J]. 模式识别与人工智能, 2010, 23(3): 335–340. (PU J, ZHANG J P. Super-resolution through dictionary learning and sparse representation [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2010, 23 (3): 335–340.)
- [5] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M. On single image scale-up using sparse-representations, curves and surfaces [C]// Proceedings of the 7th International Conference on Curves and Surfaces, LNCS 6920. Berlin: Springer, 2012: 711–730.
- [6] KATO T, HINO H, MURATA N. Multi-frame image super resolution based on sparse coding [J]. Neural Networks, 2015, 66(2): 64–78.
- [7] 管超, 金波, 张爱新. 基于MCA分解的超分辨率重构算法[J]. 通信技术, 2013, 46(3): 87–90. (GUAN C, JIN B, ZHANG A X. MCA-based image super resolution [J]. Communications Technology, 2013, 46(3): 87–90.)
- [8] JANARDHANA S, JAYA J, SABAREESAAN K J, et al. Image noise removal framework based on morphological component analysis [C]// Proceedings of the 2013 International Conference on Current Trends in Engineering and Technology. Piscataway, NJ: IEEE, 2013: 63–66.
- [9] 练秋生, 张钧芹, 陈书贞. 基于两级字典与分频带字典的图像超分辨率算法[J]. 自动化学报, 2013, 39(8): 1310–1320. (LIAN Q S, ZHANG J Q, CHEN S Z. Single image super-resolution algorithm based on two-stage and multi-frequency-band dictionaries [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(8): 1310–1320.)
- [10] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A, et al. K-SVD: an algorithm for designing over-complete dictionaries for sparse representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54 (11): 4311–4322.
- [11] 史郡, 王晓华. 基于改进K-SVD字典学习的超分辨率图像重构 [J]. 电子学报, 2013, 41(5): 997–1000. (SHI J, WANG X H. Image super-resolution reconstruction based on improved K-SVD dictionary-learning [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(5): 997–1000.)
- [12] 盛帅, 曹丽萍, 黄增喜, 等. 基于改进稀疏编码的图像超分辨率算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(2): 562–566. (SHENG S, CAO L P, HUANG Z X, et al. Image super-resolution algorithm based on improved sparse coding [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(2): 562–566.)
- [13] 龚卫国, 潘飞宇, 李进明. 用双层重建法实现单幅图像的超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2014, 22(3): 720–729. (GONG W G, PAN F Y, LI J M. Single-image super-resolution reconstruction via double layer reconstructing [J]. Optics and Precision Engineering, 2014, 22(3): 720–729.)
- [14] 首照宇, 吴广祥, 陈利霞. 基于字典学习和非局部相似的超分辨率重建[J]. 计算机应用, 2014, 34(11): 3300–3303. (SHOU Z Y, WU G X, CHEN L X. Super-resolution reconstruction based on dictionary learning and non-local similarity [J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(11): 3300–3303.)
- [15] KHADEMLOO M, REZGHI M. Integrated single image super resolution based on sparse representation [C]// Proceedings of the 2015 International Symposium on Artificial Intelligence and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE, 2015: 192–195.
- [16] DONOHO D L, TSAIG Y, DRORI I, et al. Sparse solution of underdetermined systems of linear equations by stage wise orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2012, 58(2): 1094–1121.
- [17] LI Y, QI C. Position constraint based face image super-resolution by learning multiple local linear projections [J]. Signal Processing: Image Communication, 2015, 32: 1–15.

Background

This work is partially supported by the National Natural Science Foundation of China (61405144).

YANG Cunqiang, born in 1989, M. S. candidate. His research interests include image processing, pattern recognition, image super-resolution.

HAN Xiaojun, born in 1958, M. S., professor. Her research interests include image processing, pattern recognition, signal detection, automatic control system, digital signal processing.

ZHANG Nan, born in 1991, M. S. candidate. His research interests include image retrieval, machine vision.