

文章编号: 1673-5196(2018)03-0088-08

基于小波域稀疏表示和自适应混合样本回归的图像超分辨率重建算法

刘微容, 张超鹏, 刘朝荣, 刘 婕

(兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 针对局部特征不能较好地在空域表示的缺点,对训练集进行直接的小波变换,在训练阶段采用 K-SVD 字典学习算法对提取的小波域高低分辨率特征分别训练四个子带高低分辨率字典对,并把所得子带字典用于小波域高分辨率图像重建.为了进一步提升重建图像的质量,提出一个自适应混合样本脊回归模型(AMSRR)用于调制重建图像的高频成分.实验结果表明,本文提出的算法在视觉效果以及量化指标(PSNR, SSIM)上优于对比的空域方法.

关键词: 图像超分辨率重建; 小波变换; 稀疏表示; 脊回归

中图分类号: TP391 文献标志码: A

Image super-resolution reconstruction algorithm based on image sparse representation in wavelet domain and adaptive mixed sample regression

LIU Wei-rong, ZHANG Chao-peng, LIU Chao-rong, LIU Jie

(College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou Univ. of Tech., Lanzhou 730050, China)

Abstract: Aimed at the defect that the local characteristics are hard to be well represented in spatial domain, the training set is directly transformed into wavelet domain. In training phase, the K-SVD dictionary learning algorithm is used to train four pairs of dictionaries of subband high-low resolution respectively for high-low resolution feature in extracted wavelet domain, and the subband dictionaries obtained are used for high-resolution image reconstruction in wavelet domain. In order to improve the quality of the reconstructed image, an adaptive mixed sample ridge regression (AMSRR) model is proposed to modulate the high-frequency component of the image. Massive experimental results show that the proposed algorithm will be superior to the competitive spatial domain methods both in visual effect and quantification index (PSNR and SSIM).

Key words: image super-resolution reconstruction; wavelet transform; sparse representation; ridge regression

图像超分辨率重建是指从一帧或者多帧降质的低分辨率图像中重建具有更多高频细节的高分辨率图像^[1].本文研究的重点是单帧图像超分辨率重建,这就意味着只有一帧低分辨率图像用于重建任务. Tsai 和 Huang^[2]最早对图像超分辨重建问题作了细致的研究.早期的研究工作主要集中在探索傅里叶变换的平移和混叠性质,描述高分辨率图像和低

分辨率图像在频率域上的混叠关系,并在此基础上给出频率域图像超分辨率重建公式^[3-4].尽管早期的频域方法计算便捷高效,但却受限于不能充分利用各种各样的先验知识.在最近的三十年中,由于在空域建模的灵活性,各种各样的空域图像超分辨率重建方法相继被提出.最具有代表性的是 Yang 等^[5]首次将稀疏表示理论应用到图像超分辨率重建领域,从此之后基于稀疏表示的空域方法成为该领域的研究热点.

字典学习和重建是基于稀疏表示的图像超分辨率重建方法中的两个重要环节.就字典学习而言,

收稿日期: 2016-12-01

基金项目: 国家自然科学基金(61461028)

作者简介: 刘微容(1976-),男,湖南祁阳人,教授.

Yang 等^[5]基于高低分辨率字典共享相同的稀疏系数的假设,提出联合训练高低分辨率字典.这种字典学习方法相当直观,但却不能很好地描述高低分辨率特征空间复杂空间变化的非线性关系.因此,Zeyde 等^[6]使用 K-SVD 字典学习算法先训练低分辨率字典,然后通过最小二乘法直接获取对应的高分辨率字典.Wang 等^[7]提出一个半耦合的字典学习模型,同时学习一个字典对和一个映射函数,字典对和映射函数分别反映结构域和高低分辨率图像之间的本质关系.He 等^[8]使用 beta 过程先验描述高低分辨率特征空间之间的关系,提出一个贝叶斯字典学习方法.Dong 等^[9]提供了另一种思路,通过 K-means 方法把特征分成若干类,然后对每一类使用 PCA 学习一个子字典.虽然子字典学习的策略相当有效,但是各个子字典之间的关系却没有被反映.

上述字典学习方法存在一个普遍的缺点:局部特征难以在空域表示.由于小波变换能够较好地表示图像的局部特征,并且小波域字典学习已经成功用于压缩^[10-12]、去噪^[13-15]和边缘检测^[16]等领域,因此本文提出在小波域中训练字典和重建.离散小波变换(DWT)能够有效地分离给定图像的水平、垂直和对角线特征.首先直接对训练集中的图像执行离散小波变换,然后使用 K-SVD 字典学习算法对每一个子带训练一个字典对.这就避免了文献[6, 17]

中所使用的梯度和拉普拉斯特征提取操作,并且字典训练更加直接,训练所得字典具有方向性.

图像超分辨率重建是一个极其不适定的难题,针对这一不恒定特性多种正则化方法被提出.其中使用最广泛的一种是全变分模型^[18],全变分模型虽然适合分片连续的图像结构,但却常常产生过光滑的图像.Dong 等^[9]提出一个自回归模型正则项,但是自回归模型容易过拟合.Kim 等^[19]使用核脊回归学习高低分辨率图像之间的映射关系.

基于文献[19]的设想,本文提出使用脊回归学习相同图像块的高频和低频成分之间的映射关系.基本思想是:先建立一个图像金字塔,再使用学得子带字典重建一幅初始高分辨率图像,其次对初始高分辨率图像中的每一个块自适应地在训练集(外部样本)和图像金字塔(自样本)中选择与目标块最相似的图像块组成混合样本,最后使用脊回归对目标块的高频成分进行提升.提出的方法被命名为自适应混合样本脊回归模型,该模型能够较好地利用自样本和外部样本中的互补信息.

本文的算法总体流程如图 1 所示,算法具体可分为:

- 1) 训练阶段;
- 2) 稀疏表示重建;
- 3) 混合样本回归.

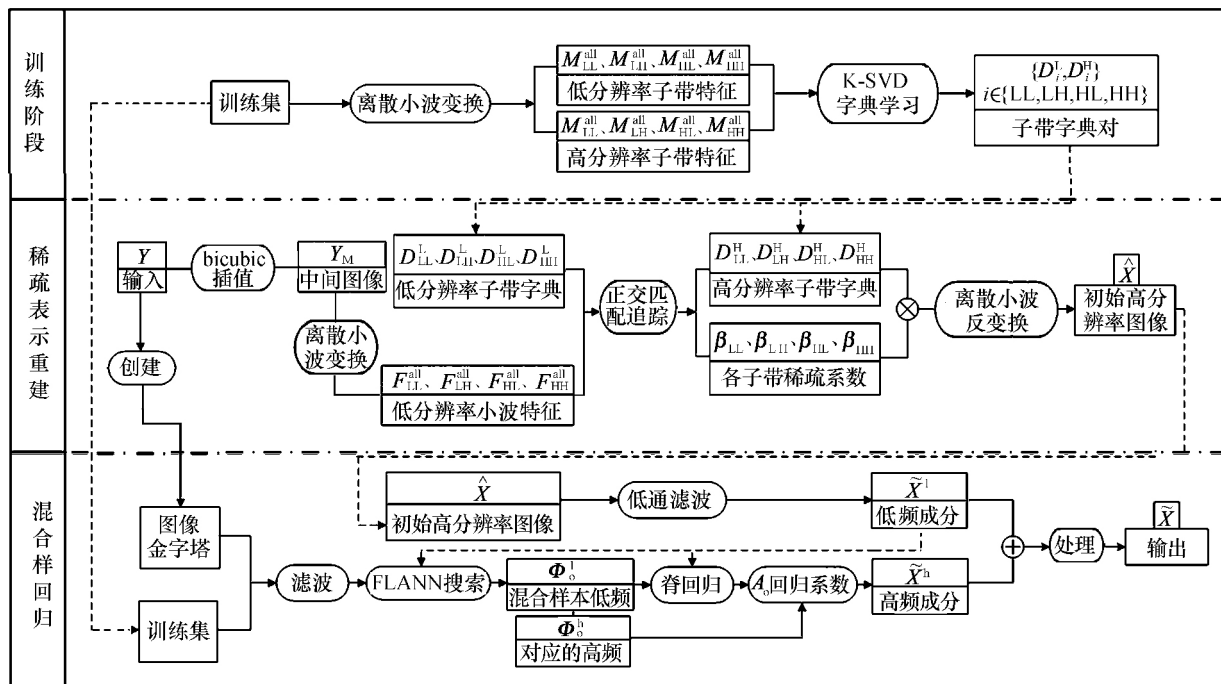


图 1 算法总流程图

Fig.1 Flowchart of the proposed algorithm

1 小波域字典学习

给定训练集,把训练集中的RGB彩色图像转化为Ycbr色彩空间只取出亮度通道.设 I^{ex} 为一幅样本图像,执行一级离散小波变换(DWT)把 I^{ex} 分解为4个子带(近似子带 I_{LL}^{ex} ,水平子带 I_{LH}^{ex} ,垂直子带 I_{HL}^{ex} ,对角线子带 I_{HH}^{ex}):

$$(I_{LL}^{ex}, I_{LH}^{ex}, I_{HL}^{ex}, I_{HH}^{ex}) = WI^{ex} \quad (1)$$

其中: W 表示离散小波变换操作.具体过程图2所示,其中 g_L 和 g_H 分别表示低通滤波器和高通滤波器, $\downarrow 2$ 表示2倍下采样.

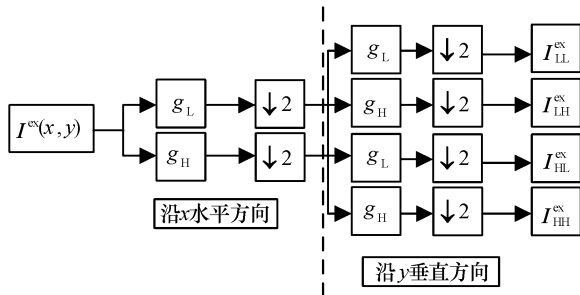


图2 各子带获取过程流程图

Fig.2 Flowchart of subband obtaining process

对训练集中的任一图像 I^{ex} 使用bicubic的方法以缩放因子 s 降采样,然后使用bicubic插值恢复其原始的大小形成中间图像 M .对 M 按照式(1)执行小波分解形成四个子带($M_{LL}, M_{LH}, M_{HL}, M_{HH}$).原始子带($I_{LL}^{ex}, I_{LH}^{ex}, I_{HL}^{ex}, I_{HH}^{ex}$)分别减去($M_{LL}, M_{LH}, M_{HL}, M_{HH}$)子带中的对应部分形成差值子带($E_{LL}, E_{LH}, E_{HL}, E_{HH}$),即 $E_{LL} = I^{ex} - M_{LL}$ 等.

从($M_{LL}, M_{LH}, M_{HL}, M_{HH}$)和($E_{LL}, E_{LH}, E_{HL}, E_{HH}$)的每一个子带中分别有重叠地抽取图像块组成列向量.由于训练集中有多幅图像,对所有图像执行上述操作并把获得的图像块组合成矩阵 M_{LL}^{all} ,

$M_{LH}^{all}, M_{HL}^{all}, M_{HH}^{all}$ 以及 $E_{LL}^{all}, E_{LH}^{all}, E_{HL}^{all}, E_{HH}^{all}$.采用主成分分析法PCA对 $M_{LL}^{all}, M_{LH}^{all}, M_{HL}^{all}, M_{HH}^{all}$ 降维.使用文献[6]中的方法对每个子带计算PCA投影矩阵 $\Psi_i, i \in \{LL, LH, HL, HH\}$,计算公式如下:

$$\gamma_{\vartheta} M_i^{allT} M_i^{all} = \gamma_{\vartheta} v_{\vartheta}$$

$$\zeta = \arg \min_{\vartheta} \frac{\text{Sort}(\gamma)}{\sum_{\vartheta=1}^l \gamma_{\vartheta}} \geq 0.001 \quad (2)$$

$$\gamma = [\gamma_{\vartheta}], \quad \vartheta \in \{1, 2, \dots, l\}$$

$$\Psi_i = [v_{\zeta}^{new}, v_{\zeta+1}^{new}, \dots, v_l^{new}]$$

其中: γ_{ϑ} 为 $M_i^{allT} M_i^{all}$ 的特征值; v_{ϑ} 为其对应的特征向量; γ 是所有特征值组成的向量; $\text{Sort}(\cdot)$ 是一个从小到大排序操作, l 是矩阵 $M_i^{allT} M_i^{all}$ 的维数. v_{ζ}^{new} 是排序后的特征向量.把投影矩阵 Ψ_i 应用于 M_i^{all} ,通过下式计算低分辨率子带字典:

$$D_i^L, \alpha_i = \arg \min_{D_i^L, \alpha_i} \|\Psi_i^T M_i^{all} - D_i^L \alpha_i\|_F^2$$

$$\text{s.t. } \|\alpha_{\mu}\|_0 \leq \tau, \quad \forall \mu \quad (3)$$

其中: D_i^L 是低分辨率子带字典; α_i 是对应的稀疏系数矩阵; $\|\cdot\|_F$ 是Frobenius范数; α_{μ} 是 α_i 的第 μ 个列向量,常数 τ 控制稀疏程度.式(3)由文献[20]设计的算法计算. D_i^L 对应的高分辨率子带字典 D_i^H 则归纳为下式的优化问题:

$$D_i^H = \arg \min_{D_i^H} \|E_i^{all} - D_i^H \alpha_i\|_F^2 \quad (4)$$

式(4)的求解由下式给出:

$$D_i^H = E_i^{all} \alpha_i^T (\alpha_i \alpha_i^T)^{-1} \quad (5)$$

式(5)是伪逆表达.

最终在训练阶段一共可获得4对高低分辨率子带字典 $\{D_i^L, D_i^H\}, i \in \{LL, LH, HL, HH\}$.

本阶段的详细流程如图3所示,图中包含了各子带小波系数、PCA投影矩阵和各子带字典等的图形表示.

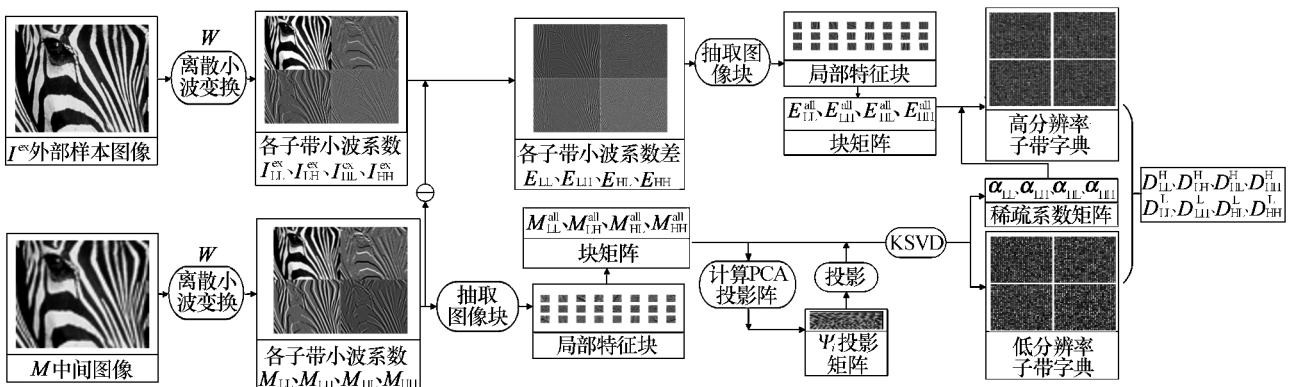


图3 训练阶段算法总体流程图

Fig.3 Flowchart of algorithm at training stage

2 重建阶段

重建阶段分为两部分:第一部分应用学得的子带字典对在低分辨率域中求解输入低分辨率图像在低分辨率字典上的稀疏系数,并使用该稀疏系数在高分辨率字典上重建初始高分辨率图像;第二部分首先建立图像金字塔作为自样本,然后联合训练集(外部样本)构造自适应混合样本脊回归模型,重建初始高分辨率图像的高频成分.

2.1 小波域稀疏表示

给定低分辨率输入图像 Y , 以放大因子 s 对 Y bicubic 插值生成中间图像 Y_M , 按照式(1)再对 Y_M

离散小波分解形成子带 $(F_{LL}, F_{LH}, F_{HL}, F_{HH})$. 从各子带抽取图像块并组合成块矩阵 $F_{LL}^{all}, F_{LH}^{all}, F_{HL}^{all}, F_{HH}^{all}$. 对每个子带块矩阵 $F_i^{all}, i \in \{LL, LH, HL, HH\}$ 降维后通过正交匹配追踪算法(OMP)^[21] 在低分辨率字典 D_i^l 上求解稀疏系数. 稀疏系数 β_i 的求解可表示为

$$\beta_i = \arg \min_{\beta_i} \| \Psi_i^T F_i^{all} - D_i^l \beta_i \|_F^2 \quad (6)$$

$$\text{s.t. } \| b_\rho \|_0 \leq \tau, \quad \forall \rho$$

其中: b_ρ 是 β_i 的第 ρ 个列向量.

图 4 为小波域稀疏表示重建流程图, 其中包含了小波子带系数和重建后各子带小波系数等的图形表示.

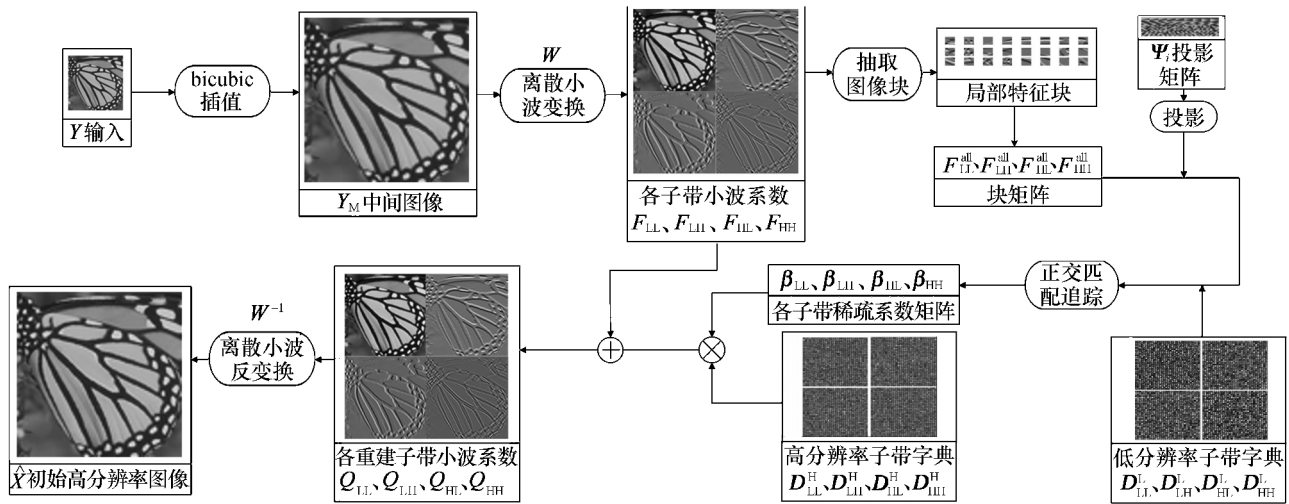


图 4 小波域稀疏表示重建流程图

Fig.4 Flowchart of reconstruction with image sparse representation in wavelet domain

令 R_o 表示图像块的抽取操作, 则 $R_o F_i$ 表示从子带 F_i 的位置 o 抽取的图像块. 由稀疏系数 β_i 和学得的对应高分辨率子带字典 D_i^H , 根据以上定义重建高分辨率子带 Q_i :

$$Q_i = F_i + \left(\sum_{o=1}^d R_o^T R_o \right)^{-1} \sum_{o=1}^d R_o^T D_i^H \beta_i \quad (7)$$

其中: d 是抽取的图像块总数.

对重建所得高分辨率子带 $(Q_{LL}, Q_{LH}, Q_{HL}, Q_{HH})$ 反离散小波变换 W^{-1} , 合成初始高分辨率图像 \hat{X} :

$$\hat{X} = W^{-1} (Q_{LL}, Q_{LH}, Q_{HL}, Q_{HH}) \quad (8)$$

具体过程如图 5 所示, h_L 和 h_H 分别表示低通滤波器和高通滤波器, $\uparrow 2$ 表示 2 倍上采样.

2.2 混合样本脊回归模型

由低分辨率输入图像 Y , 根据文献[22]建立图像金字塔(自样本集) $\{Y_c\}$, c 为图像金字塔中图像的总数. 对金字塔中的所有图像 Y_c , 使用标准差为

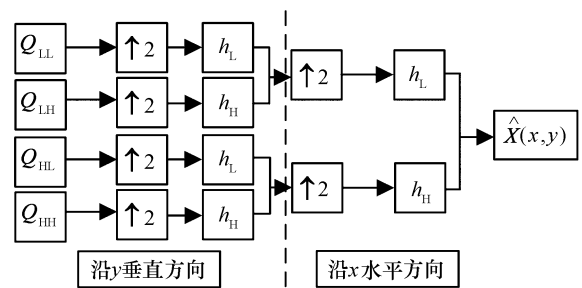


图 5 子带合成过程流程图

Fig.5 Flowchart of subband synthesis process

1.6 的 7×7 高斯滤波器 H_1 滤波获得其低频成分 $Y_c^l = H_1 * Y_c$ 和 高频成分 $Y_c^h = Y_c - H_1 * Y_c$, 其中 $*$ 为卷积操作. 同样对训练集中的所有图像 I^{ex} (外部样本集) 和初始高分辨率图像 \hat{X} 采用该滤波器滤波分别获得外部样本的高低频成分和初始高分辨率图像的低频成分.

设 p_o^l 为从初始高分辨率图像的低频成分 $\hat{X}^l = H_1 * \hat{X}$ 中抽取的任意图像块,在金字塔低频成分和训练集低频成分抽取的图像块中使用 FLANN^[23] 搜索若干与 p_o^l 相似的图像块,即求欧氏距离最小,令 U_o^l, V_o^l 分别为从金字塔和训练集的低频成分中选取的 k 个与 p_o^l 欧氏距离最小的图像块组成的矩阵, U_o^h, V_o^h 为对应的高频成分,组合成混合样本:

$$\Phi_o^l = \begin{bmatrix} U_o^l \\ V_o^l \end{bmatrix}, \quad \Phi_o^h = \begin{bmatrix} U_o^h \\ V_o^h \end{bmatrix} \quad (9)$$

为了有效解决图像超分辨率重建这一严重不适定特性,把重建问题归结为引入 l_2 范数正则化的最小二乘回归问题.因此高频重建问题成为脊回归问题,描述为求脊回归系数 Λ_o :

$$\Lambda_o = \arg \min_{\Lambda_o} \| p_o^l - \Phi_o^l \Lambda_o \|_2^2 + \lambda \| \Lambda_o \|_2^2 \quad (10)$$

其中: λ 是正则参数.式(10)的解由下式给出:

$$\Lambda_o = (\Phi_o^{lT} \Phi_o^l + \lambda I)^{-1} \Phi_o^{lT} p_o^l \quad (11)$$

其中: I 为单位矩阵.利用脊回归系数 Λ_o 和混合样本高频成分重建图像高频:

$$\tilde{X}^h = \left(\sum_{o=1}^d R_o^T R_o \right)^{-1} \sum_{o=1}^d R_o^T \Phi_o^h \Lambda_o \quad (12)$$

最终的高分辨率图像由下式给出:

$$\tilde{X} = H_1 \hat{X} + \theta \left(\sum_{o=1}^d R_o^T R_o \right)^{-1} \sum_{o=1}^d R_o^T \Phi_o^h \Lambda_o \quad (13)$$

其中: θ 为权重参数.

图 6 为自适应混合样本回归阶段算法流程图,其中包含了混合样本高低频成分和重建的高频成分等的图形表示.

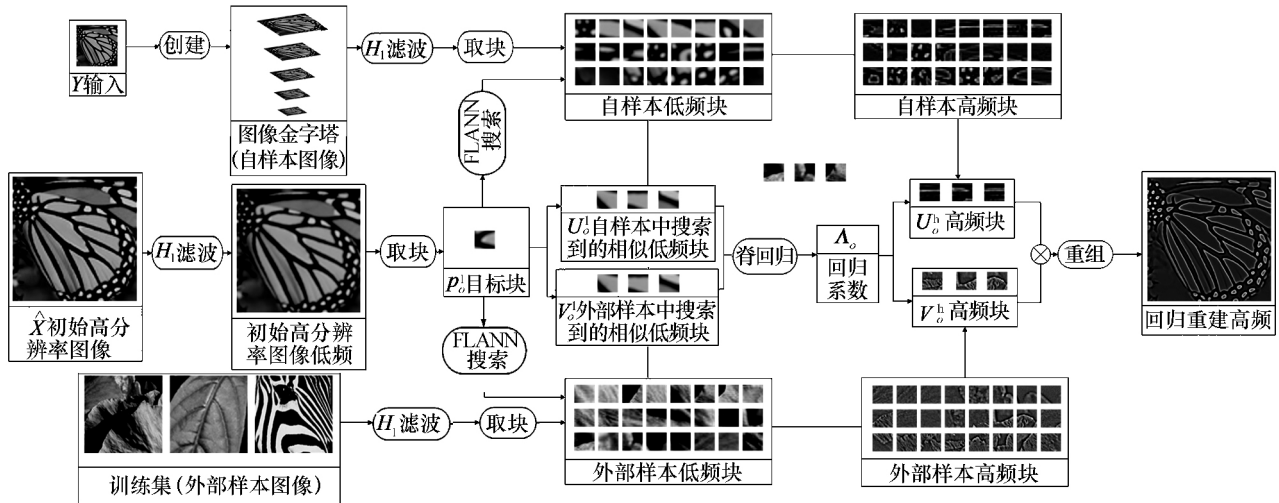


图 6 自适应混合样本回归阶段算法流程图

Fig.6 Flowchart of algorithm for adaptive mixed sample regression stage

3 算法总结

1) 小波域子带字典训练

(1) 输入:外部样本图像 I^{ex} ,小波类型 haar, 缩放因子 s ,稀疏程度 τ .

(2) 对 I^{ex} 以缩放因子 s 执行 bicubic 降采样,再 bicubic 插值恢复原始大小形成中间分辨率图像 M ,并对 M 和 I^{ex} 分别进行 DWT 变换,有重叠地从各子带取块获得块矩阵 $M_{LL}^{all}, M_{LH}^{all}, M_{HL}^{all}, M_{HH}^{all}$ 以及 $E_{LL}^{all}, E_{LH}^{all}, E_{HL}^{all}, E_{HH}^{all}$.

(3) 计算 M_i^{all} 的 PCA 投影矩阵 Ψ_i .

(4) 对式(3)求解获得低分辨率子带字典 D_i^l 和对应的稀疏系数 α_i .

(5) 计算式(5)得到高分辨率子带字典 D_i^h .

(6) 输出:高低分辨率子带字典对 $\{D_i^l, D_i^h\}$.

2) 超分辨率重建

(1) 输入:低分辨率图像 Y ,外部样本图像 I^{ex} ,高低分辨率子带字典对 $\{D_i^l, D_i^h\}$,小波类型 haar, 缩放因子 s ,稀疏程度 τ ,混合样本选取常量 k ,正则参数 λ ,权重参数 θ .

(2) 对 Y 以缩放因子 s 执行 bicubic 插值生成 Y_M ,并对 Y_M 进行 DWT 分解后取块生成矩阵 F_i^{all} .

(3) 对 F_i^{all} 降维并使用 OMP 算法求解式(6),得到子带稀疏系数 β_i .

(4) 使用 β_i 和各子带高分辨率字典 D_i^h 重建各高分辨率子带后反 DWT 变换生成初始高分辨率图像 \hat{X} .

(5) 建立图像金字塔 $\{Y_c\}$,并用高斯滤波器 H_1 对外部样本图像 I^{ex} 、自样本图像 Y_c 以及 \hat{X} 滤波分

别获得自样本和外部样本的高低频图像块。

(6) For: 每一个块 p_o^l , 使用 FLANN 分别在自样本和外部样本的低频块中搜索 k 个最相似的样本块, 其高低频成分分别组成混合样本的高低频块矩阵 Φ_o^l 和 Φ_o^h 。

(7) 计算式(11), 得到脊回归系数 Λ_o 。

(8) 使用 Λ_o 和 Φ_o^h 重建高频成分, End for。

(9) 输出: 高分辨率图像 \tilde{X} 。

4 实验分析与比较

4.1 实验环境

本文的所有实验在一台 Intel Core i5 处理器、1.70 GHz 主频、12.0 GB 内存的计算机上完成。实验的开发环境为 MATLAB R2014b。

4.2 实验参数设置

由于比起彩色成分, 人眼对亮度更加敏感, 因此超分辨率重建算法只应用于亮度通道。本算法中的训练集来源于文献[5]中用于字典训练的 91 幅图像。块的大小设置为 9×9 , 在训练和对自样本以及外部样本取块时设置重叠区为 6, 在稀疏表示重建和混合样本脊回归高频重建时设置重叠区为 8。训练阶段对各子带抽取不超过 150 000 个图像块。整个实验过程中采用 haar 小波, 缩放因子 s 设置为 3, 稀疏程度 τ 设置为 3。在重建阶段混合样本选取常量 k 设置为 30, 正则参数 λ 设置为 0.15, 权重参数 θ 设置为 1.6。

低分辨率图像 Y 由文献[9]中测试集图像以缩放因子 s 进行 bicubic 降采样后获得。

4.3 客观指标比较

客观指标比较主要是计算重建的高分辨率图像与测试集真值图像的峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM), 并比较 PSNR、SSIM 值的大小。PSNR 和 SSIM 值高者, 说明该方法重建结果与真值图像更加接近, 反映重建效果较优。其中, PSNR 的计算方法由下式给出:

$$\text{PSNR}(\text{dB}) = 20 \times \log_{10} \left(\frac{255}{\sqrt{\text{MSE}}} \right) \quad (14)$$

式中: MSE 表示均方误差。假设 I 表示重建后的高分辨率图像, I^0 表示真值图像, 则 MSE 的计算式为

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{y=1}^m \sum_{x=1}^n (I^0(x, y) - I(x, y))^2 \quad (15)$$

$I(x, y)$ 表示 I 在坐标 (x, y) 处的值。

SSIM 的计算方法则由下式给出:

$$\text{SSIM}(I, I^0) = \frac{(2\mu_I\mu_{I^0} + c_1)(2\sigma_I\sigma_{I^0} + c_2)}{(\mu_I^2 + \mu_{I^0}^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_{I^0}^2 + c_2)} \quad (16)$$

式中: μ_I 和 μ_{I^0} 分别是重建图像 I 和真值图像 I^0 的平均亮度值; σ_I 和 σ_{I^0} 则为其标准差; c_1 和 c_2 是常数, 以维持当 $\mu_I^2 + \mu_{I^0}^2$ 或者 $\sigma_I^2 + \sigma_{I^0}^2$ 过于接近于 0 时的稳定性。

图 7 展示平均 PSNR 与 SSIM 值随权重参数 θ 变化的情况, 从图像可知平均 PSNR 值在 $\theta=3.5$ 时达到最大值, 而平均 SSIM 值则在 $\theta=3.0$ 时达到最大值。反映了 PSNR 与 SSIM 评价指标的区别。

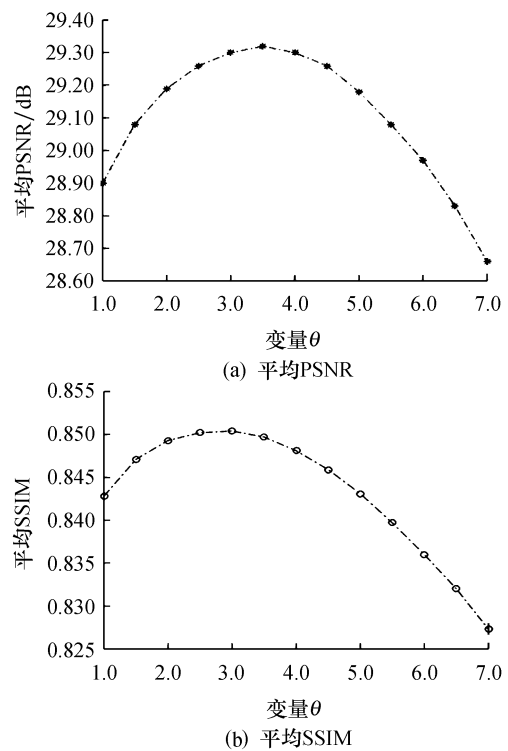


图 7 平均 PSNR 和平均 SSIM 值随 θ 变化而变化的情况

Fig.7 Variation of average PSNR and SSIM with θ

本文对比的方法有 bicubic 插值法和文献[6, 17, 24, 25]中的方法, 实验结果见表 1。从表 1 可以看出, 本文的方法在 PSNR 以及 SSIM 指标上均超出对比方法。其中 PSNR 值比起传统的基于稀疏表示的方法^[17]平均提升 0.77 dB, SSIM 值提升 0.024 5。

4.4 视觉效果的对比

视觉比较主要是观察对比方法重建的高分辨率图像是否边缘清晰, 是否具有较多的细节, 是否含有较少的噪声、锯齿效应和视觉伪影等。图 8 展示了对比方法的视觉效果, 其中: 图 8a 为输入低分辨率图像, 图 8b 为 bicubic 插值法的重建结果, 图 8c 为 ScSR^[17]的重建结果, 图 8d 为 Zeyde^[6]的重建结果, 图

表 1 不同方法在放大倍数为 3 时的 PSNR(dB)与 SSIM 值

Tab.1 PSNR(dB) and SSIM value of image reconstruction with various algorithms with triple magnification

图像	bicubic		文献[17]		文献[6]		文献[24]		本文方法	
	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM	PSNR	SSIM
Buttery	24.04	0.824 1	25.59	0.863 4	25.96	0.880 0	25.83	0.879 4	26.90	0.902 2
Parrots	27.91	0.872 1	29.06	0.887 5	29.26	0.897 8	29.32	0.898 3	29.95	0.906 8
Parthenon	25.97	0.686 2	26.50	0.712 6	26.69	0.721 4	26.57	0.716 8	26.82	0.728 5
Bike	22.79	0.700 6	23.90	0.763 0	23.88	0.762 5	23.90	0.762 1	24.31	0.782 1
Flow	27.38	0.783 1	28.42	0.824 4	28.55	0.827 6	28.50	0.826 7	29.02	0.842 7
Girl	32.67	0.799 2	33.02	0.802 9	33.39	0.821 2	33.34	0.819 9	33.64	0.829 3
Hat	29.19	0.839 9	30.34	0.859 7	30.50	0.870 4	30.42	0.869 1	30.83	0.878 3
Leaves	23.50	0.809 5	25.04	0.869 0	25.46	0.879 5	25.26	0.876 3	26.72	0.910 3
Plants	31.07	0.865 7	32.28	0.889 5	32.55	0.899 1	32.47	0.898 7	33.22	0.911 9
Raccoon	28.39	0.725 0	28.80	0.743 6	28.94	0.757 2	28.92	0.755 1	29.17	0.768 8
Average	27.29	0.790 5	28.29	0.821 6	28.52	0.831 7	28.45	0.830 2	29.06	0.846 1

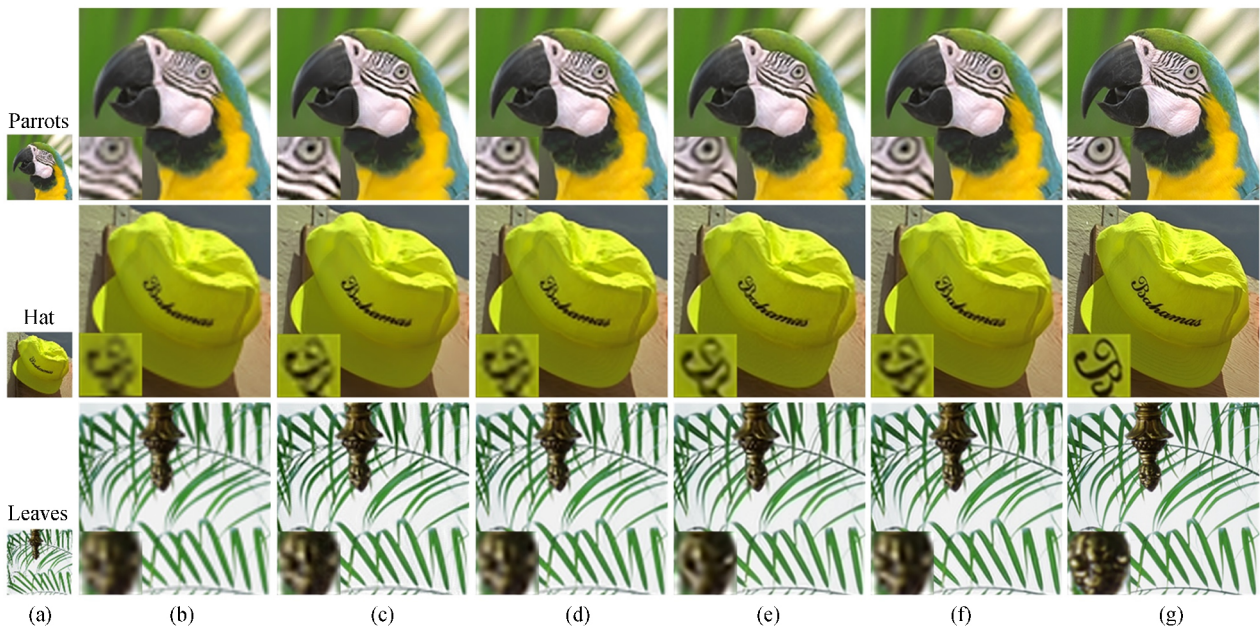


图 8 不同超分辨率重建方法的视觉效果对比图

Fig.8 Contrast diagram of visual effect of image reconstruction with various superresolution ratios

8e 为 ANR^[24] 的重建结果,图 8f 为本文方法的重建结果,图 8g 为原始真值图像。

从图 8 中,以图像 Parrots 为例,bicubic 插值法重建的图像最为模糊,文献[6,17,24]的方法有较为明显的视觉效果提升,但是缺少了一些细节,比如 Parrots(f)列的眼部下面的纹理.本文提出的方法能够较好地重建图像的细节,且使重建的图像在视觉效果上更加清晰锐利。

5 结语

本文应用了稀疏表示理论,在小波域完成字典训练,并将字典用于小波域初始高分辨率图像重建.对所得初始高分辨率图像中的图像块自适应地选择自样本和外部样本建立混合样本,构建混合样本脊回归模型,对初始高分辨率图像的高频成分进行调

制.经实验验证该算法较大幅度地优于对比方法。

参考文献:

- [1] 王春霞,苏红旗,范郭亮.图像超分辨率重建技术综述 [J].计算机技术与发展,2011,21(5):124-127.
- [2] TSAI R Y, HUANG T S. Multiframe image restoration and registration [J]. Advances in Computer Vision and Image Processing, 1984, 1(2): 317-339.
- [3] 沈焕锋,李平湘,张良培,等.图像超分辨率重建技术与方法综述 [J].光学技术,2009,35(2):36-41.
- [4] 李 展,张庆丰,孟小华,等.多分辨率图像序列的超分辨率重建 [J].自动化学报,2012,38(11):1804-1814.
- [5] YANG J, WRIGHT J, HUANG T, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]: IEEE, 2008: 1-8.
- [6] ZEYDE R, ELAD M, PROTTER M, et al. On single image

- scale-up using sparse-representations [C]// Proceedings of the International Conference on Curves and Surfaces.[S.l.]: Springer-Verlag,2010:711-730.
- [7] WANG S,ZHANG L,LIANG Y,*et al.*Semi-coupled dictionary learning with applications to image super-resolution and photo-sketch synthesis [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.[S.l.]:IEEE,2012:2216-2223.
- [8] HE L,QI H,ZARETZKI R.Beta process joint dictionary learning for coupled feature spaces with application to single image super-resolution [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition.[S.l.]:IEEE,2013:345-352.
- [9] 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.
- [10] HE L,CARIN L.Exploiting structure in wavelet-based Bayesian compressive sensing [J].IEEE Transactions on Signal Processing,2009,57(9):3488-3497.
- [11] 汪琪,李传荣,马灵玲,等.基于训练字典的压缩感知光谱稀疏化方法 [J].遥感技术与应用,2013,28(6):59-60.
- [12] 徐大卫,张荣,吴倩.多尺度字典学习的高光谱图像压缩算法 [J].遥感学报,2015,19(2):263-272.
- [13] RASTI B,SVEINSSON J R,ULFARSSON M O,*et al.*Hyperspectral image denoising using 3D wavelets [C]//Proceedings of the 2012 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.[S.l.]:IEEE,2012:1349-1352.
- [14] 张晓阳.基于 K-SVD 和残差比的稀疏表示图像去噪研究 [D].重庆:重庆大学,2012.
- [15] 吴一全,李立.利用核模糊聚类和正则化的图像稀疏去噪 [J].光子学报,2014,43(3):310001.
- [16] MISHRA R,SINGHAI S K,SHARMA M.Video shot boundary detection using dual-tree complex wavelet transform [C]//Proceedings of the 3rd International Advance Computing Conference (IACC).[S.l.]:IEEE,2013:1201-1206.
- [17] 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.
- [18] MARQUINA A,OSHER S J.Image super-resolution by TV-regularization and Bregman iteration [J].Journal of Scientific Computing,2008,37(3):367-382.
- [19] KIM K I,KWON Y.Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior [J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2010,32(6):1127-1133.
- [20] AHARON M,ELAD M,BRUCHSTEIN A.K-SVD:an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation [J].IEEE Transactions on Signal Processing,2006,54(11):4311-4322.
- [21] RUBINSTEIN R,ZIBULEVSKY M,ELAD M.Efficient implementation of the K-SVD algorithm using batch orthogonal matching pursuit [J].CS Technion,2008,40(8):1-15.
- [22] YANG C Y,HUANG J B,YANG M H.Exploiting self-similarities for single frame super-resolution [C]//Procdings of the Asian Conference on Computer Vision.Berlin Heidelberg: Springer,2010:497-510.
- [23] MUJA M,LOWE D G.Fast approximate nearest neighbors with automatic algorithm configuration [J].VISAPP (1),2009,2(331-340):2.
- [24] TIMOFTE R,DE SMET V,VAN GOOL L.Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution [C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision.[S.l.]:IEEE,2013:1920-1927.
- [25] TIMOFTE R,DE SMET V,VAN GOOL L.A+: Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution [C]// Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision.Berlin:Springer-Verlag,2014:111-126.