

面向有限带宽信道的字典学习图像超分辨率重建

左 登, 符冉迪*, 周 颖, 纪 念

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 固定邻域回归(ANR)算法采用 K 层奇异值分解(K-SVD)算法进行字典训练, 在字典学习过程中存在稀疏表示系数不准确的问题, 导致重建的结果不理想. 因此, 引入一种改进的 K-SVD 算法对字典进行训练, 该算法对字典训练改变了传统 K-SVD 算法更新稀疏表示系数的方式, 使得稀疏表示系数更加准确, 而且加快了字典的收敛速度, 使得训练得到的字典具有更好的稀疏表达能力. 同时, 针对 ANR 算法的不足, 提出一种面向有限带宽信道基于字典学习的图像超分辨率方法, 该方法采用改进的 K-SVD 算法训练字典对 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$, 并将其应用到 ANR 算法中, 实现图像的超分辨率重建. 实验结果表明, 本文提出的方法不仅能够保持 ANR 算法快速重建的优势, 而且提高了图像的重建质量, 具有更高的峰值信噪比和结构相似度.

关键词: 有限带宽信道; 字典学习; 稀疏表示; 超分辨率

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2018) 03-0007-07

有限带宽信道的图像传输研究有较广泛的应用前景. 随着图像采集技术的发展, 图像及视频的获取日渐容易, 虽然当前的存储技术已能满足海量图像数据的保存, 但信道的带宽限制已经成为高分辨率图像传输的瓶颈. 通过传输低分辨率图像, 然后在接收端利用超分辨率技术复原高分辨率图像, 既可解决低分辨率传输造成的图像降质, 也可有效地缓解信道带宽对远程图像传输应用的制约. 因此, 图像的超分辨率重建在有限带宽信道的图像传输中有现实意义和应用价值.

提高图像分辨率最直接的方法是改进硬件设备, 但是硬件设备的改进往往成本较高, 而且受制造工艺限制, 短时间内很难有所突破. 因此, 只能转向从软件算法方面入手来提高图像的分辨率. 图像的超分辨率技术是从单帧或多帧低分辨率图像序列恢复原始的高分辨率图像^[1-2], 主要有 3 种方法: 基于插值的方法、基于重构的方法以及基于学习的方法. 基于插值的方法, 计算复杂度低, 但是重建过程中没有加入任何先验信息, 只是简单

地增加像素点, 因此放大倍数较大时图像边缘会出现严重的振铃现象. 基于重构的方法, 容易出现难以容忍的病态现象. 基于学习的方法, 不仅提供相应的先验信息, 而且克服了基于重构方法容易出现病态的问题, 已经成为超分辨率技术的主流研究方向.

Chang 等^[3]受流形学习理论的启发, 认为低分辨率图像空间与相应的高分辨率图像空间具有相似的流形结构, 由此提出最近邻域嵌入 NE (Neighbor Embedding) 算法, 通过建立低分辨率图像块和相应高分辨率图像块之间的映射关系, 根据低分辨率图像块线性组合来预测对应的高分辨率图像块, 但是该算法重建的图像趋于平滑. 近年来, 以过完备字典为代表的图像稀疏表示理论引起人们极大关注^[4], 该理论认为自然图像在合适的过完备字典下总存在稀疏表示^[5-6]. 受压缩感知和稀疏表示理论的影响, Yang 等^[7]把稀疏表示应用在图像超分辨率上, 假设对应的高、低分辨率图像块, 在过完备字典下具有相同的稀疏表示, 通过联合训练得到

收稿日期: 2017-05-05.

宁波大学学报(理工版) 网址: <http://journal.g.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61471212); 浙江省自然科学基金(LY16F010001); 宁波市自然科学基金(2016A610091).

第一作者: 左登(1991-), 男, 江西鹰潭人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 图像的超分辨率重建. E-mail: 18892626515@163.com

*通信作者: 符冉迪(1971-), 男, 浙江宁波人, 副教授, 主要研究方向: 数字图像处理. E-mail: furandi_nbu@163.com

一对高、低分辨率字典,对输入的低分辨率图像块求出相应的稀疏表示系数,结合高分辨率字典进行重建.稀疏表示的关键在于字典的学习,好的字典使得重建图像的质量更好^[8-10].为了充分利用图像自身蕴含的信息,结合图像的自相似性,改善图像的重建效果^[11-12],但是基于稀疏表示的算法,由于重建过程中稀疏编码的计算,导致重建过程的计算复杂度高,不利于实时处理.为了实现图像的实时处理,Timofte等^[13]提出了ANR算法,把稀疏编码思想用于最近邻域嵌入算法之上,这虽然大大降低了重建过程的计算复杂度,但是重建图像的质量有待提高.

本文在ANR算法^[13]基础上,提出一种面向有限带宽信道的字典学习图像超分辨率重建算法,在保持ANR算法快速重建图像优势的同时,进一步提高重建图像的质量.由于字典表达能力的强弱是决定稀疏表示超分辨率重建质量好坏的主要因素,因此引入一种改进的K-SVD算法^[14]训练字典.与传统的K-SVD算法相比,改进的K-SVD算法得到的字典表达能力更强.因此,采用改进的K-SVD算法对高、低分辨率图像块进行训练,将得到的高、低分辨率字典用于对ANR算法框架图像的超分辨率重建,同时进行相应的数值实验.结果表明,该算法是有效的,不仅能够很好地重构图像的纹理和轮廓结构,得到更高的峰值信噪比,而且保持了ANR算法快速重建的优势.

1 相关理论基础

1.1 稀疏表示算法

稀疏表示算法可以分为字典训练阶段和稀疏重建阶段^[7].稀疏表示的关键在于字典的训练,用对应的高、低分辨率的块集 $\{X_h, Y_l\}$ 联合训练得到一对高、低分辨率字典 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$,字典训练阶段的数学模型为:

$$\min_{\Phi_h, \Phi_l, \alpha} \frac{1}{N} \|X_h - \Phi_h \alpha\|_2^2 + \frac{1}{M} \|Y_l - \Phi_l \alpha\|_2^2 + \lambda_0 \left(\frac{1}{N} + \frac{1}{M} \right) \|\alpha\|_1, \quad (1)$$

其中: N 和 M 分别表示高分辨率块和低分辨率块的维数; α 为稀疏表示系数向量; λ_0 为权重系数.

为了确保高、低分辨率图像块具有相同的稀疏

表示系数,根据式(1)进行字典的联合训练.在稀疏重建阶段,利用高、低分辨率字典 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$,对输入的低分辨率图像块进行稀疏表示.稀疏表示算法的基本模型为:

$$\min_{\alpha} \|F \Phi_l \alpha - F y\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_0, \quad (2)$$

其中: y 为低分辨率图像块; F 为特征提取器; Φ_l 为低分辨率字典; α 为稀疏表示系数向量; λ_1 为权重系数.

由于求解 l_0 范数是一个非确定性问题,在实际应用中把式(2)松弛到求解 l_1 范数:

$$\min_{\alpha} \|F \Phi_l \alpha - F y\|_2^2 + \lambda_1 \|\alpha\|_1. \quad (3)$$

最后利用高分辨率字典 Φ_h 结合式(3)求得稀疏表示系数 α 重建与低分辨率块 y 对应的高分辨率块, $x = \Phi_h \alpha$.

1.2 最近邻域嵌入算法

传统的最近邻域嵌入算法,给定2个对应的高、低分辨率图像块的训练样本集 $X_s = \{x_s^1, x_s^2, \dots, x_s^p, \dots, x_s^l\}$ 和 $Y_s = \{y_s^1, y_s^2, \dots, y_s^p, \dots, y_s^l\}$, 其中 l 表示训练样本块的总数.

重建过程为:由待重建的低分辨率图像分块,得到 $Y_t = \{y_t^1, y_t^2, \dots, y_t^q, \dots, y_t^m\}$, 其中 m 表示待重建图像分块的总数.对每个待重建的低分辨率图像块 y_t^q , 在低分辨率训练集 Y_s 中寻找 K 个最近邻域块 y_s^p , N_q 表示邻域块的集合.寻找这些邻域块由欧式距离计算:

$$N_q = \arg \min_{y_s^p \in Y_s} \|y_t^q - y_s^p\|^2, \quad (4)$$

则待重建的低分辨率图像块可用 N_q 线性表示为:

$$y_t^q = \sum_{y_s^p \in N_q} w_{qp} y_s^p,$$

其中: w_{qp} 表示邻域中每个块对应的系数.

w_{qp} 可求解为:

$$w_{qp} = \arg \min_{y_s^p \in N_q} \|y_t^q - \sum_{y_s^p \in N_q} w_{qp} y_s^p\|^2, \quad \text{s.t.} \sum_{y_s^p \in N_q} w_{qp} = 1. \quad (5)$$

如上所述,我们从低分辨率训练集 Y_s 中找到了相应的 K 个最近邻域块 y_s^p , 那么也可以相应地找到高分辨率图像邻域块的集合 N_q , 把权重系数 w_{qp} 与高分辨率图像邻域块结合,得到待重建低分辨率图像块 y_t^q , 对应得到高分辨率图像块为:

$$\mathbf{x}_t^q = \sum_{\mathbf{x}_s^p \in N_q} w_{qp} \mathbf{x}_s^p,$$

最后把重建的高分辨率图像块组合, 得到重建的高分辨率图像.

2 面向有限带宽信道字典学习图像的超分辨率重建算法

Timofte 等^[13]把稀疏表示和最近邻域算法相结合提出 ANR 算法, 在字典对空间中对每一个字典原子, 根据字典原子的相关性, 利用最近邻域算法建立高、低分辨率字典原子的最近邻的映射关系 $\{N_h, N_l\}$, 然后利用映射关系求出对应的映射矩阵. ANR 算法重建图像质量好坏的关键在于字典表达能力的强弱. 因此, 在 ANR 算法的字典训练阶段采用改进的 K-SVD 算法^[14]进行字典训练, 以此提高 ANR 算法的重建效果.

2.1 ANR 算法

Timofte 等^[13]利用 K-SVD 算法进行字典训练, 得到一对高、低分辨率字典 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$, 并在字典对空间中根据字典原子的相关性, 利用最近邻域算法得到所有的高、低分辨率字典原子的最近邻的映射关系 $\{N_h, N_l\}$.

大多数的最近邻域嵌入和稀疏表示方法都可用式(3)求解, 但这样求解计算复杂度很高. 与式(3)中求解最小二乘回归问题不同, 正则项用 l_2 范数, 然后用岭回归^[15]的方法求解系数. 最近邻域嵌入算法系数求解的数学模型可表示为:

$$\hat{\beta} = \min_{\beta} \|\mathbf{y} - N_l \beta\|_2^2 + \lambda \|\beta\|_2, \quad (6)$$

其中: $\mathbf{y}$ 是输入待重建的低分辨率样本块; N_l 是与 $\mathbf{y}$ 最相关的低分辨率字典原子对应的低分辨率原子邻域; λ 是权重系数, 用来缓解奇异性问题并保证系数分解的稳定性. $\hat{\beta}$ 可以表示为:

$$\hat{\beta} = (N_l^T N_l + \lambda I)^{-1} N_l^T \mathbf{y}. \quad (7)$$

求解重建的高分辨率块 $\hat{\mathbf{x}}$, 把与 N_l 对应的高分辨率块的最近邻域 N_h 和 $\hat{\beta}$ 相结合, 求解如下:

$$\hat{\mathbf{x}} = N_h \hat{\beta} = N_h (N_l^T N_l + \lambda I)^{-1} N_l^T \mathbf{y}. \quad (8)$$

通过观察式(8), 得到映射矩阵 $\mathbf{P}$:

$$\mathbf{P} = N_h (N_l^T N_l + \lambda I)^{-1} N_l^T. \quad (9)$$

从式(8)可看出, 只要提前计算相应的高、低分辨率字典原子的最近邻映射关系 $\{N_h, N_l\}$, 并建立

对应的映射矩阵 $\mathbf{P}$, 对待重建图像块用对应的映射矩阵 $\mathbf{P}$ 进行高分辨率块重建.

对字典空间中的每个原子, 根据字典原子间的相关性, 利用 NE 算法建立高、低分辨率字典原子的最近邻的映射关系 $\{N_h, N_l\}$, 并计算对应映射矩阵 $\mathbf{P}_j$. 按此对每一输入待重建的低分辨率图像块 $\mathbf{y}_i$, 在低分辨率字典中找到与其相关性最高的原子, 根据该原子对应的高、低分辨率字典原子的最近邻映射关系 $\{N_h, N_l\}$ 找到映射矩阵 $\mathbf{P}_j$, 则重建结果为:

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \mathbf{P}_j \mathbf{y}_i. \quad (10)$$

ANR 算法思想避免了稀疏表示超分辨率算法重建过程中的稀疏编码, 大大降低了重建的时间, 但是 K-SVD 算法进行字典训练存在稀疏表示系数不准确、收敛不够快的问题, 导致训练的字典的表达能力不强, 影响重建图像的质量. 因此, 引入一种改进的 K-SVD 算法^[14]进行字典训练, 用以提高字典的表达能力.

2.2 改进的 K-SVD 算法

改进的 K-SVD 算法^[14], 与传统的 K-SVD 算法相比, 该算法在更新字典 Φ 和稀疏系数矩阵 $\mathbf{A}$ 的同时保持支撑集(非零系数的位置)不变, 只对稀疏表示系数矩阵的非零位置进行更新, 让稀疏表示系数向更稀疏方向更新, 使得稀疏表示系数的更新更加准确且简便. 同时在字典更新阶段加入多个字典更新周期(Dictionary Update Cycle, DUC), 加快字典训练的收敛速度. 因此, 在有限迭代次数下, 使得字典的表达能力更强.

对高、低分辨率训练图像块集

$$\mathbf{X}_s = \{\mathbf{x}_s^1, \mathbf{x}_s^2, \dots, \mathbf{x}_s^p, \dots, \mathbf{x}_s^l\},$$

$$\mathbf{Y}_s = \{\mathbf{y}_s^1, \mathbf{y}_s^2, \dots, \mathbf{y}_s^p, \dots, \mathbf{y}_s^l\},$$

采用改进的 K-SVD 算法^[14]训练得字典对 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$, 低分辨率字典 Φ_l 的训练的基本数学模型为:

$$\underset{\Phi_l, \mathbf{A}}{\text{Argmin}} \|\mathbf{Y}_s - \Phi_l \mathbf{A}\|_2^2, \text{ s.t. } \forall 1 \leq i \leq l, \|\mathbf{a}_i\|_0 \leq k, \quad (11)$$

其中: $\mathbf{Y}_s \in \mathbf{R}^{d \times l}$ 包含了所有的训练样本 $\mathbf{y}_s^i \in \mathbf{R}^d$; $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times l}$ 包含了所有的稀疏表示系数向量 $\mathbf{a}_i$; k 表示稀疏度. 改进的 K-SVD 算法^[14]把式(11)转化成如下优化任务:

$$\{\Phi_l, \mathbf{A}\} = \underset{\Phi_l, \mathbf{A}}{\text{Argmin}} \|\mathbf{Y}_s - \Phi_l \mathbf{A}\|_2^2,$$

$$\text{s.t. } A \odot W = 0, \quad (12)$$

其中: $A \odot W = 0$ 保证了支撑集的稳定, 矩阵 A 和 W 的大小相同. 掩模矩阵 W 是一个识别矩阵, 是由 0 和 1 组成, 给定 $W = \{|A|=0\}$ 表示若 $A(i, j) = 0$, 则 $W(i, j) = 1$, 如果 $A(i, j) \neq 0$, 则 $W(i, j) = 0$. 对式(12)中的问题可以用 K-SVD 方法进行求解, 把 $\Phi_l A$ 分解成秩为 1 的矩阵和:

$$\{\Phi_l, A\} = \text{Arg min}_{\Phi_l, A} \|Y_s - \sum_{j=1}^l \phi_j a_j^T\|_2^2, \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \forall 1 \leq j \leq l, w_j \odot a_j^T = 0,$$

其中: ϕ_j 表示字典中第 j 个原子(字典的第 j 列), a_j^T 表示稀疏系数矩阵 A 的第 j 行(对应矩阵 A 中的列, 稀疏表示系数 α_i), $w_j \odot a_j^T = 0$ 是对 a_j 中的 0 进行标记. 用奇异值分解(SVD)的方法对 $E_j = (Y_s - \sum_{i \neq j} \phi_i a_i^T) \odot (I_d \cdot w_j^T)$ 分解, $I_d \cdot w_j^T$ 表示掩膜矩阵, 其作用是在 $Y_s - \sum_{i \neq j} \phi_i a_i^T$ 中移除对第 j 个原子没有贡献的列向量. 由式(13)得到低分辨率字典和相应的稀疏表示系数矩阵 $\{\Phi_l, A\}$. 假设低分辨率图像块与高分辨率图像块具有相同的稀疏表示系数, 则高分辨率字典 Φ_h 可以通过稀疏系数矩阵 A 求解, 训练过程由式(14)完成:

$$\Phi_h = \text{Arg min}_{\Phi_h} \sum_i \|x_s^i - \Phi_h \alpha_i\|_2^2 =$$

$$\text{Arg min}_{\Phi_h} \|X_s - \Phi_h A\|, \quad (14)$$

式(14)所求的近似解可由广义逆矩阵的方法得到:

$$\Phi_h = X_s A^+ = X_s A^T (A A^T)^{-1}. \quad (15)$$

2.3 本文算法的基本步骤

面向有限带宽信道的字典学习图像的超分辨率重建算法可以归纳为以下两个阶段:

(1)字典训练阶段. 通过对输入原始高分辨率训练图像进行相应的预处理, 得到高、低分辨率图像块:

$$X_s = \{x_s^1, x_s^2, \dots, x_s^p, \dots, x_s^l\},$$

$$Y_s = \{y_s^1, y_s^2, \dots, y_s^p, \dots, y_s^l\}.$$

利用改进的 K-SVD 算法^[14]进行字典训练, 得到字典对 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$. 根据字典原子的相关性, 利用 NE 算法建立高、低分辨率字典原子的最近邻映射关系, 并计算相应映射矩阵 P_j .

(2)重建阶段. 对输入的待重建低分辨率图像

块 y_i , 利用相关性找到相应的映射矩阵 P_j 进行重建, 各过程的具体步骤为:

1)训练阶段步骤: (a)对训练图像库中高分辨率图像和低分辨率图像进行分块处理, 对高分辨率图像块去除低频信息, 低分辨率图像块进行特征提取, 得到训练块集 $\{X_s, Y_s\}$. (b)对 $\{X_s, Y_s\}$ 利用改进的 K-SVD 算法^[14]进行字典训练, 得到字典对 $\{\Phi_h, \Phi_l\}$. (c)对字典中的每个原子 ϕ_j , 根据字典原子的相关性, 利用 NE 算法建立高、低分辨率字典原子的最近邻映射关系 $\{N_h, N_l\}$, 且分别求出投影矩阵 P_j .

2)重建阶段步骤: (a)对输入的待重建的低分辨率图像进行分块、特征提取, 得到待重建的低分辨率图像块集 $\{y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_n\}$. (b)对输入的待重建低分辨率图像块 y_i , 利用相关性找到相应的映射矩阵 P_j , 利用式(10)进行重建, 得到高分辨率图像块 $\hat{x}_i$. (c)对重建得到的图像块 $\hat{x}_i$, 用像素重叠方法合成重建的高分辨率图像 $\hat{X}$.

3 实验结果分析

为了验证改进的 K-SVD 算法^[14]及本文算法的有效性, 分别进行相应的实验.

3.1 改进的 K-SVD 算法字典的训练效果验证

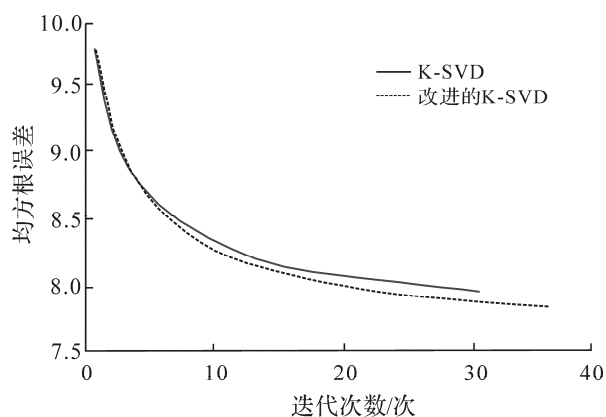
选取一些图像作为字典的训练库进行字典的训练, 将训练的图像进行分块、特征提取等一系列预处理, 取 10 000 块, 其中 9 000 块作为训练块, 1 000 块作为测试块, 训练块的大小设为 5×5 , 字典大小设为 512, 迭代次数设为 30 次. 实验用均方根误差(E_{RMSE})进行误差度量, 公式为:

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_T^i - f_R^i)^2}, \quad (16)$$

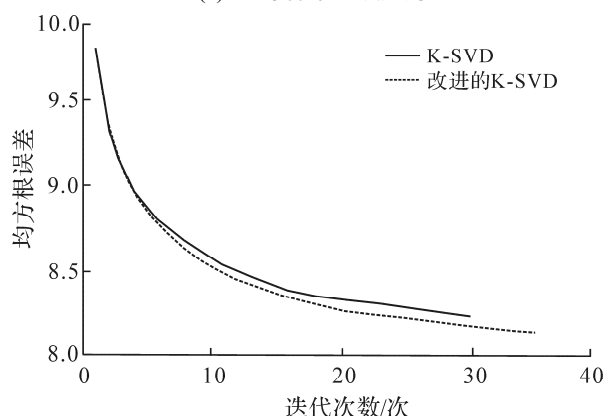
其中: f_T^i 表示原始测试图像中的第 i 个像素点; f_R^i 表示重建图像的第 i 个像素点; n 表示像素点的个数.

K-SVD 算法训练字典所花费的时间为 927 s, 改进的 K-SVD 算法训练字典所花费的时间为 1 073 s, 实验结果如图 1 所示. 由图 1 可知, 改进的 K-SVD 算法虽训练耗时多点, 但在迭代次数有限情况下, 其收敛更快, 训练得到的字典对训练样本的表示误差更小, 测试数据的表示误差也更小. 说

明经改进 K-SVD 训练的字典, 在迭代次数有限情况下表达能力更强.



(a) 训练样本的误差对比



(b) 测试样本的误差对比

图1 改进的 K-SVD 算法与 K-SVD 算法对比

3.2 本文超分辨率算法有效性验证

在训练阶段, 选取多幅大小不同的原始高分辨率图像作为训练库, 对这些原始高分辨率图像做相应的处理, 得到高、低分辨率训练图像块, 块的大小设置为 5×5 , 选取 10 000 张图像块进行训练, 字典大小设置为 512. 本文选取 5 幅图像作为测试图像, 如图 2 所示. 整个实验测试平台为 Inter(R) Xeon(R) CPU E5-2403V2 1.80 GHz, Matlab 2014b.

表 1 和表 2 给出了本文算法与双三次方插值

(Bicubic)、Yang 等^[7]、Zeyde 等^[10]、最近邻域嵌入算法(NE)^[3]和 ANR 算法^[13]的峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)的对比结果. 从表 1 和表 2 可知, 本文算法与其他算法相比, PSNR 最大, 平均高出 0.28~0.80 dB, SSIM 虽与其他算法比较提升不大, 但也有所提高.

表 1 不同超分辨率算法重建的 PSNR 比较 dB

重建方法	Parrot	Girl	Racoon	Owl	Letter	平均值
Bicubic	26.6	31.3	27.1	18.8	14.9	23.74
Yang 等 ^[7]	27.3	31.6	27.3	19.0	15.5	24.14
Zeyde 等 ^[10]	27.4	31.7	27.5	19.1	15.5	24.24
NE	27.0	31.4	27.4	19.0	15.3	24.02
ANR	27.4	31.6	27.6	19.1	15.6	24.26
本文算法	27.8	32.0	27.7	19.3	15.9	24.54

表 2 不同超分辨率算法重建的 SSIM 比较

重建方法	Parrot	Girl	Racoon	Owl	Letter
Bicubic	0.963 0	0.981 9	0.957 9	0.878 9	0.926 7
Yang 等 ^[7]	0.964 3	0.983 5	0.959 8	0.880 7	0.934 8
Zeyde 等 ^[10]	0.965 2	0.984 4	0.961 0	0.881 3	0.935 5
NE	0.964 7	0.984 2	0.960 7	0.880 3	0.931 8
ANR	0.965 5	0.984 5	0.961 4	0.881 8	0.935 3
本文算法	0.966 1	0.984 7	0.961 8	0.883 4	0.940 3

表 3 给出了本文算法与 Yang 等^[7]、Zeyde 等^[10]、NE 和 ANR 算法在重建时间上的对比. 从表 3 可以看出, 本文算法重建的时间相对于其他算法降低了几倍甚至几十倍, 与 ANR 算法相比稍逊色, 但是重建效率非常高. 说明本文算法不仅保持了 ANR 算法快速重建图像的优点, 同时进一步提高了重建图像的质量.

为了更直观地反映重建的效果, 将 Yang 等^[7]、Zeyde 等^[10]、NE 和 ANR 算法进行重建图像视觉效果对比. 本文中放大倍数 $s=3$, 从图 2 中选取图 2(c)作为参考, 进行不同算法下的视觉重建效果对



图2 5幅测试图像

比,结果如图3所示.

表3 不同超分辨率算法的重建时间 s

重建方法	Parrot	Girl	Raccon	Owl	Letter	平均值
Yang 等 ^[7]	24.18	24.87	57.91	35.07	12.28	30.86
Zeyde 等 ^[10]	2.04	1.88	3.80	1.05	0.36	1.83
NE	2.26	1.96	3.20	1.28	0.41	1.88
ANR	0.93	0.87	1.34	0.50	0.14	0.76
本文算法	0.93	0.87	1.34	0.50	0.14	0.76

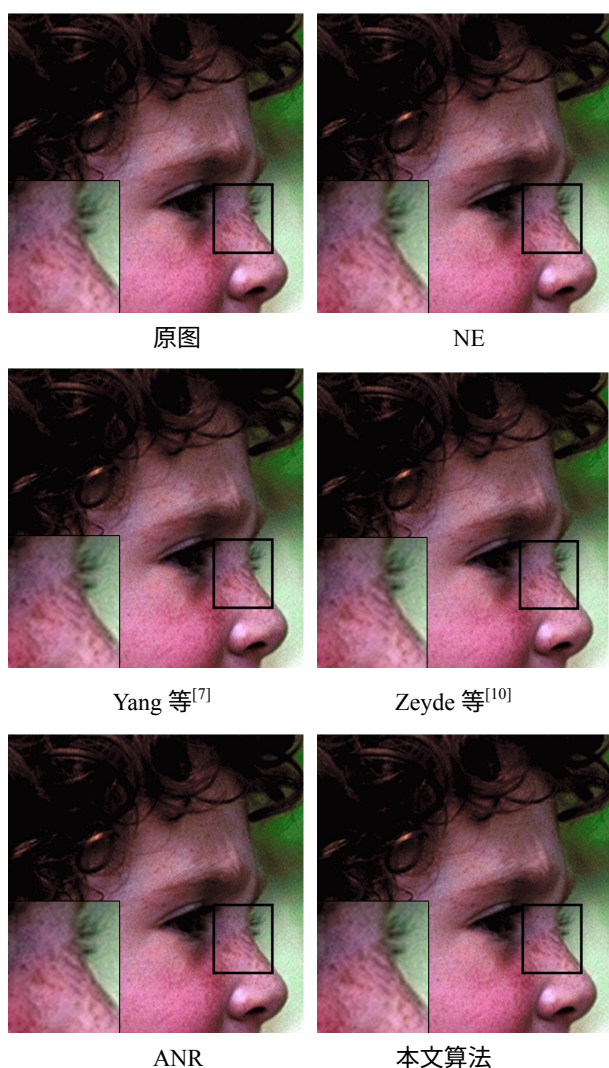


图3 Girl在不同算法下重建的视觉效果

从图3可知,在图像的指定区域内,NE算法丢失了过多的高频细节信息,导致图像整体比较模糊. Yang 等^[7]、Zeyde 等^[10]、ANR 算法重建的纹理细节比较丰富,但是出现了部分虚假信息,从小女孩脸部的雀斑可以得到明显的反映.而本文算法重建的纹理细节信息丰富,对小女孩脸部的雀斑恢复

明显优于其他算法,视觉效果更好.

4 结论

本文将改进的 K-SVD 算法进行字典训练应用到 ANR 算法,提出了一种面向有限带宽信道的字典学习图像超分辨率重建算法.通过改进的 K-SVD 算法进行字典学习,得到高、低分辨率图像信息的字典对,用于 ANR 算法进行图像的超分辨率重建.实验结果表明,本文算法不仅能够保持 ANR 算法在重建效率方面的优势,而且其视觉效果、峰值信噪比以及结构相似度等指标均得到了提升,验证了该算法在有限带宽信道上进行应用的有效性.

参考文献:

- [1] Elad M, Feuer A. Restoration of a single super-resolution image from several blurred, noisy, and under-sampled measured images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(12):1646-1658.
- [2] Kennedy J A, Israel O, Frenkel A, et al. Super-resolution in PET imaging[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2006, 25(2):137-147.
- [3] Chang H, Yeung D Y, Xiong Y. Super-resolution through neighbor embedding[EB/OL]. [2017-01-10]. <http://ieeexplore.ieee.org/document/1315043>.
- [4] Elad M, Aharon M. Image de-noising via sparse and redundant representations over learned dictionaries[J]. IEEE Transactions on Image Processing (A Publication of the IEEE Signal Processing Society), 2007, 15(12):3736-3745.
- [5] Jin W, Wang L, Zeng X B, et al. Classification of clouds in satellite imagery using over-complete dictionary via sparse representation[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 49(11):193-200.
- [6] Jin W, Gong F, Zeng X B, et al. Classification of clouds in satellite imagery using adaptive fuzzy sparse representation[EB/OL]. [2017-01-10]. <http://dx.doi.org/10.3390/s16122153>.
- [7] Yang J, Wright J, Huang T, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches[EB/OL]. [2017-01-10]. <http://ieeexplore.ieee.org/document/4587647>.
- [8] 莫建文, 曾儿孟, 张彤, 等. 基于几何字典学习和耦合约束的超分辨率重建[J]. 红外技术, 2015, 37(8):664-671.
- [9] 石大维, 符冉迪, 金炜. 基于耦合过完备字典的红外云

- 图超分辨率方法[J]. 光电工程, 2014, 41(4):69-74.
- [10] Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scale-up using sparse-representations[EB/OL]. [2017-01-10]. https://doi.org/10.1007/978-3-642-27413-8_47.
- [11] 蒋建国, 陈亚运, 齐美彬, 等. 基于自相似性和稀疏表示的图像超分辨率重建[J]. 光电工程, 2015, 42(12): 74-81.
- [12] 周颖, 符冉迪, 颜文, 等. 基于结构组稀疏表示的红外云图超分辨率方法[J]. 光电工程, 2016, 43(12):126-132.
- [13] Timofte R, De V, Gool L V. Anchored neighborhood regression for fast example-based super-resolution[EB/OL]. [2017-01-10]. <http://ieeexplore.ieee.org/document/6751349>.
- [14] Smith L N, Elad M. Improving dictionary learning: Multiple dictionary updates and coefficient reuse[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2013, 20(1):79-82.
- [15] Timofte R, Gool L V. Adaptive and weighted collaborative representations for image classification[J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 43(1):127-135.

Image super-resolution with dictionary learning for limited bandwidth channel

ZUO Deng, FU Ran-di*, ZHOU Ying, JI Nian

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: ANR algorithm trains the dictionaries using the K-SVD algorithm, which makes sparse representation coefficients inaccurate and results in unfaithful reconstruction effect. Thus, an improved K-SVD algorithm is presented in this paper to train the dictionaries. Compared with the K-SVD algorithm, the improved K-SVD algorithm only updates the nonzero coefficients in the sparse representation coefficients at the iteration of dictionary learning. Doing this will not only make sparse representation coefficients more accurate but also speed up the convergence of the dictionary training, which make the dictionary more expressive. At the same time, aiming at the deficiencies of the ANR algorithm, an image super-resolution method with dictionary learning for limited bandwidth channel is proposed. This method uses the improved K-SVD algorithm to train the dictionary pair and applies it to the ANR algorithm to realize image super-resolution reconstruction. Experimental results show that the proposed algorithm not only preserves the advantages of ANR algorithm but also gets better visual effect, higher PSNR and SSIM.

Key words: limited bandwidth channel; dictionary learning; sparse representation; super-resolution

(责任编辑 史小丽)