基于局部回归和自相似性的图像超分辨率重建

李 欣,崔子冠,陈 杰,朱秀昌
(南京邮电大学 通信与信息工程学院,江苏 南京 210003)

摘 要:近年来,基于样本的图像超分辨率重建逐渐成为研究热点,该算法一般利用外部训练样本,测试图像与训练样本的相似度在一定程度上影响着重建结果。针对此类问题,提出一种基于局部回归和自相似性的图像超分辨率重建算法。应用不同尺度图像间的自相似特性,对图像块建立一阶回归模型完成重建的算法,充分利用图像自身信息,并用稀疏表示的方法替代遍历搜索自相似块的方法,可以在自相似块不足的情况下保证重建质量。实验结果表明,该算法的重建质量较高,可以一定程度减少外部训练样本带来的虚假高频问题,且在重建质量与重建时间上有着较好的折中。

关键词:超分辨率;自相似性;局部回归;字典学习;稀疏表示
中图分类号:TP301.6 **文献标识码**:A **文章编号**:1673-629X(2016)10-0017-05
doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2016.10.004

Image Super-resolution Reconstruction Based on Local Regression and Self-similarity

LI Xin, CUI Zi-guan, CHEN Jie, ZHU Xiu-chang
(College of Telecommunications & Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In recent years, image super-resolution reconstruction based on samples has gradually become a hot research topic, which usually uses the external training samples. The similarity between the test image and the training samples affects the reconstruction results to a certain extent. To solve this problem, a super-resolution image reconstruction algorithm based on local regression and self-similarity is proposed. This algorithm, which makes use of the self-similarity between images at different scales and reconstructs the image by establishing the first-order autoregressive model of the patches, could make full use of the information of the image itself, and replace the traversal search of self-similar patches with the sparse representation method. So it can guarantee the reconstruction quality even the number of the self-similar patches is not enough. The experimental results show that the reconstruction quality of this algorithm is high. It can alleviate the false high-frequency problem brought by the external training samples to a certain extent and have a good tradeoff between the reconstruction quality and reconstruction time.

Key words: super-resolution; self-similarity; local regression; dictionary learning; sparse representation

0 引 言

图像超分辨率(Super Resolution, SR)重建技术旨在从一个或多个低分辨率(Low Resolution, LR)输入图像中建立高分辨率(High Resolution, HR)图像,文中侧重于单幅图像超分辨率重建,即输入仅有一幅低分辨率图像。由于在从高分辨率到低分辨率的降质过程中有大量信息丢失,这是一个典型的病态问题,为了得到准确的唯一解,超分辨率重建需要辅助一些统计或结构先验[1-3]。

传统的多帧图像超分辨率重建如果得到的低分辨率图像具有亚像素平移(Subpixel Shifts),重建时,一个高分辨率图像块就可以由多个相似又不完全相同的图像块组合而成。单图像超分辨率重建时,由于不具有这样的条件,常常利用机器学习的方法,借助外部图像训练集,找到高、低图像块间的联系,估计出图像块的高频信息[4-6]。一些研究[2,7-8]指出,当输入的 LR 图

收稿日期:2015-12-28 **修回日期**:2016-04-21 **网络出版时间**:2016-09-19
基金项目:国家自然科学基金青年基金项目(61501260);江苏省自然科学基金项目(BK20130867,BK20140891);江苏省高校自然科学基金项目(13KJB510020);江苏省普通高校研究生科研创新计划(CXLX12_0474)
作者简介:李 欣(1981-),女,讲师,博士研究生,研究方向为图像超分辨率重建、多媒体通信;朱秀昌,教授,博士生导师,研究方向为多媒体信息,图像和视频的采集、处理、传输和显示。
网络出版地址:http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20160919.0841.024.html
万方数据

像与训练图像不匹配时,可能产生错误的高频信息。同时,一些研究[9-12]发现,自然图像中包含重复的视觉内容,即局部图像块会多次重复出现在跨尺度图像的不同位置,这种局部图像尺度不变性称为自然图像的自相似性(self-similarity),这些自相似的图像块,可以看成是多帧图像超分辨率重建时那些具有亚像素平移的图像块,对这些图像块进行组合可以完成超分辨率重建。

在之前的研究中,笔者利用图像对应位(in-place)相似性[13]建立了一种局部回归模型,文中在此基础上提出一种基于局部回归和自相似性的单图像超分辨率重建方法,采用小尺度放大保证准确提取相似块的准确性,并采用 PCA 完成字典训练,保证算法的实用性。

1 基于局部回归和自相似性的图像超分辨率重建

文中算法基于小尺度放大,经多次迭代得到所需尺寸的图像,则第 l 次放大的图像为 X_l , X_{l+1} 是由 X_l 放大 s 倍得到的(s 为尺度因子), Y_l 为 X_l 对应的低频带图像。x_l 表示从 X_l 中采样的大小为 $a \times a$ 的图像块, y_l 则表示 Y_l 中采样的大小为 $a \times a$ 的图像块。下标 (i_l, j_l) 和 (m_l, n_l) 分别是 Y_l 与 X_l 对应二维平面上的坐标。

1.1 基于尺度不变性的对应位样本匹配

尽管现实世界的场景是非常复杂的,但图像本身可以看成是由许多简单的局部图像结构组合而成,这些图像结构可看作是有限个类型的显著基元,如线和弧等[14]。这些局部的显著基元具有尺度不变性,即一幅较高尺度图像包含的显著结构会与较低尺度上[7]的显著结构非常相似。之前,利用这种局部尺度不变性的方法对整幅图像或某个窗范围内的图像块进行搜索[7,11],找到多个自相似块,利用这些自相似块的加权平均得到待重建图像中的高分辨率图像块。Yang 等[10]通过实验证明,图像 Y_l 在 (i_l, j_l) 处的图像块与图像 Y_{l-1} 在以 (i_{l-1}, j_{l-1}) 为中心的图像块间的平均匹配误差最小,而且尺度因子 s 越小,具有低匹配误差的区域越集中。该特性被定义为对应位样本匹配(In-place Matching)。

对 Y_l 中图像块 y_l 在 Y_{l-1} 上进行对应位搜索,得到的 y_{l-1} 就是 y_l 的对应位样本,联合同样位置的 x_{l-1} ,构建低/高分辨率图像块样本对 $\{y_{l-1}, x_{l-1}\}$ 。

1.2 基于非局部自相似的加权一阶回归模型

图像超分辨率重建若从图像块的角度来观察,可以看成是一个局部回归的问题,即找到一个非线性的映射函数 f ,将低分辨率图像块空间映射到高分辨率图像块空间。以第 l 次放大过程来看,待重建的高分辨率图像块 x_l 与对应的低频带图像块 y_l 间存在未确定的映射函数关系 $x_l = f(y_l)$,假设 v 是 y_l 的相似块,映射函数 f 连续可微,则泰勒展开式为:

$$x_l = f(y_l) = f(v + y_l - v) = f(v) + \nabla f^{\mathrm{T}}(v)(y_l - v) + \frac{1}{2}\nabla^2 f^{\mathrm{T}}(v)(y_l - v)(y_l - v) + \cdots \tag{1}$$

映射函数 $f(v) = u$ 是低频带图像块 v 对应的高分辨率图像块,根据局部图像的尺度不变性, u 可能取自 $X_0 \sim X_{l-1}$ 的图像中。考虑到运算量,文中选择一阶回归为重建模型:

$$x_l \approx u + \nabla f^{\mathrm{T}}(v)(y_l - v) \tag{2}$$

由式(2)可见,在局部一阶回归模型中无需直接得到映射函数,而只需要其梯度函数 ∇f 。文中用主成分分析(Principal Component Analysis,PCA)对高分辨率及其低频带图像块对进行学习得到过完备字典,用稀疏表示的方法快速准确地估计出映射梯度函数 ∇f 。

将对应位低/高图像块样本对 $\{y_{l-1}, x_{l-1}\}$ 应用到式(2)的一阶回归模型中,即 $u = x_{l-1}$, $v = y_{l-1}$,有:

$$x_l \approx x_{l-1} + \nabla f^{\mathrm{T}}(y_{l-1})(y_l - y_{l-1}) \tag{3}$$

第 l 次放大时,对每个待重建图像块 x_l 相同位置的低频带图像块 y_l ,找到其对应位样本块对 $\{y_{l-1}, x_{l-1}\}$,根据学习得到的梯度映射函数字典求得 $\nabla f(y_{l-1})$,根据式(3)的一阶回归模型计算出高分辨率图像块 x_l 。

根据上述讨论,每次放大的尺度因子不能太大,通常 $s < 2$,且不为整数,这样下采样和上采样过程中存在亚像素采样或插值。正因为此,本中算法可以将多帧图像超分辨率重建时利用亚像素平移特性的优点结合到单图像超分辨率重建中,但这也造成对应位样本很难准确定位。考虑到自然图像具有丰富的非局部冗余特性,即空间位置并不直接相邻的一些图像块也可能具有非常相似的显著结构,文中算法为 y_l 找到多个非局部自相似块的对应位样本对,对多个对应位样本块对分别重建的结果再加权平均。

根据图像块 y_l 的位置 (i_l, j_l) 找到其在 Y_{l-1} 中的对应位 (i_{l-1}, j_{l-1}) ,以 (i_{l-1}, j_{l-1}) 为中心,在 Y_{l-1} 上一个足够大的窗($W \times W$)内搜索 y_l 的非局部自相似块。如有 $d_p = \| y_l - y_{l-1}^j \|_2^2 \leqslant t$,块 y_{l-1}^j 则被选为 y_l 的相似块,取 y_{l-1}^j 与 y_l 最相似的前 J 个块。其中, t 是预设的阈值。

为了减少回归变量,对得到的 J 个非局部自相似块完成各自的一阶回归,再用一个权值平均来组合结

万方数据

果,由对应位相似样本块对 $\{y_{l-1}^j, x_{l-1}^j\}_{j=1}^J$,有:

$$x_l = \sum_{j=1}^{J} (x_{l-1}^j + \nabla f^{\mathrm{T}}(y_{l-1}^j)(y_l - y_{l-1}^j))\, w_j \tag{4}$$

其中,权值 w_j 满足:

$$\hat{\boldsymbol{w}} = \underset{\boldsymbol{w}}{\operatorname{argmin}} \ \| y_l - \boldsymbol{y}_{l-1}\boldsymbol{w} \|_2^2 + \gamma \ \| \boldsymbol{w} \|_2^2 \tag{5}$$

其中,$\boldsymbol{y}_{l-1} = [y_{l-1}^1, y_{l-1}^2, \cdots, y_{l-1}^J]$;$\boldsymbol{w} = [w_1, w_2, \cdots, w_J]$;$\gamma$ 是正则化因子,通过正则化保证最小均方解的稳定性。

用最小二乘估计有:

$$\hat{\boldsymbol{w}} = (\boldsymbol{y}_{l-1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{y}_{l-1} + \gamma \boldsymbol{I})^{-1}\boldsymbol{y}_{l-1}^{\mathrm{T}} y_l \tag{6}$$

由此,可以得到基于非局部自相似的加权一阶回归模型重建出的高分辨率图像块 x_l。

第 l 次放大的重建方案如图 1 所示。

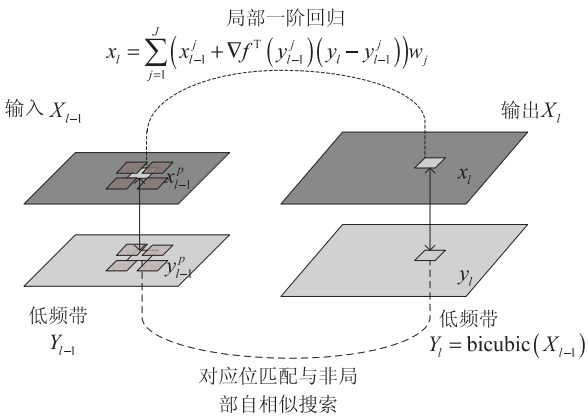

图 1　第 l 次放大的重建方案示意图

1.3　字典学习

对高、低样本图像块通过机器学习的方法得到一个过完备字典来表征高、低分辨率图像块间的映射关系,是目前超分辨率重建方法中基于稀疏表示方法的典型思路。对于训练样本块对 $\{y_{l-1}, x_{l-1}\}$,需要学习得到的是梯度映射函数,选择一阶梯度作为低频带图像块 y_{l-1} 的特征。相比较于去掉回归模型中一阶梯度项的零阶回归模型,一阶回归模型由于包含更多的高频细节而比零阶回归模型的近似误差要小,可见,通过字典学习得到的应该是图像的高频细节,故高分辨率图像块特征选择的是图像块的高频分量,即图像块对间的残差 $x_{l-1} - y_{l-1}$。

1.3.1　稀疏表示

Yang 等[5-6]提出的基于稀疏表示的单图像超分辨率方法,由高分辨率自然图像建立一个过完备字典 $\boldsymbol{\Phi}_h \in R^{M\times K}$,其中 K 列表示 K 个大小为 M 的"原子",待重建的 HR 图像 X 中的任意块 $x \in \boldsymbol{R}^M$ 可以由 $\boldsymbol{\Phi}_h$ 的原子的稀疏线性组合表示。

$$x \approx \boldsymbol{\Phi}_h \boldsymbol{\alpha},\ \| \boldsymbol{\alpha} \|_0 \ll K, \boldsymbol{\alpha} \in R^K \tag{7}$$

观察到的 LR 图像中的块 y 可以用相同的稀疏表示系数向量 $\boldsymbol{\alpha}$ 在相应的 LR 字典 $\boldsymbol{\Phi}_l$ 上的线性组合表示,这可以由联合训练 HR 块和相应的 LR 块得到字典 $\boldsymbol{\Phi}_h$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_l$ 来保证。

对于给定的输入 LR 图像块 y,可以由下式求出稀疏解向量。

$$\boldsymbol{\alpha}^* = \min_{\boldsymbol{\alpha}} \ \| F\boldsymbol{\Phi}_l\boldsymbol{\alpha} - Fy \|_2^2 + \lambda \ \| \boldsymbol{\alpha} \|_1 \tag{8}$$

其中,F 是一个特征提取算子。

将稀疏表示思想套入到文中算法,则低频带图像块 y_{l-1} 对应式(8)中的 LR 图像块,式(8)改写为:

$$\boldsymbol{\alpha}^* = \min_{\boldsymbol{\alpha}} \ \| F\boldsymbol{\Phi}_l\boldsymbol{\alpha} - Fy_{l-1} \|_2^2 + \lambda \ \| \boldsymbol{\alpha} \|_0 \tag{9}$$

结合上文分析,选择一阶梯度为图像特征,故 F 是由一阶梯度滤波器组组成,包括:

$$f_1 = [-1, 0, 1],\ f_2 = f_1^{\mathrm{T}},\ f_3 = [-1, 2, -1],\ f_4 = f_3^{\mathrm{T}} \tag{10}$$

F 是将上述滤波器组应用到图像上得到的响应组合。结合文中算法及稀疏表示思想,式(7)改写为:

$$\nabla f(y_{l-1}) = \boldsymbol{\Phi}_h \boldsymbol{\alpha}^* \tag{11}$$

根据文中算法的思想,用于训练字典的样本是直接从输入图像或其上采样图像及其对应的低频带图像中采集的对应位样本图像块对,因而式(11)的稀疏表示实际上也就是用图像不同尺度上的自相似块来表征待重建图像块(特征)。

1.3.2　字典训练

字典训练的样本采集只在输入图像及重建的上采样图像中完成。对于第 1 次放大,直接对输入图像 X_0 分块,采集 $\{y_0, x_0\}_{q=1}^Q$ 用于字典训练;对于第 l 次放大,采集输入图像及前 $l-1$ 次重建图像 $X_0, \cdots, X_{l-1}$ 及其对应的低频带图像 $Y_0, \cdots, Y_{l-1}$ 中的 Q 个对应位样本块对 $\{y, x\}_{q=1}^Q$,每迭代放大一次,都会将上一次重建图像中得到的新样本加入到训练样本集中。高分辨率图像特征块 $P_x = [x_0 - y_0, \cdots, x_Q - y_Q]$,低频带图像特征块 $P_y = [\mathrm{F}y_0, \cdots, \mathrm{F}y_Q]$,为了保证高分辨率图像块和低频带图像块各自特征在各自对应的字典 $\boldsymbol{\Phi}_h$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_l$ 上的稀疏表示系数相同,将对应位样本块特征联合起来,训练样本为 $\boldsymbol{P} = \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \end{bmatrix}$,学习得到的字典为 $\boldsymbol{\Phi} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\Phi}_h \\ \boldsymbol{\Phi}_l \end{bmatrix}$。

该算法中字典训练的样本不是从外部数据集中得到,而是在重建过程中在线学习得到,故字典无法提前训练好。考虑到运算时间问题,先对训练样本聚类得到 K 个子集 $\{P_1, \cdots, P_K\}$ 及各个子集的中心点 $\mu = [\mu_1, \cdots, \mu_K]$。较小的图像样本块的图像结构可看作是有限个类型的显著基元,如点、线、拐角等,通过 K 均值聚类,可以将自相似块分类到一起,重建时快速在子集字典上找到待重建图像块的自相似块。每个样本子

万方数据

集 P_k 可训练得到一个子字典 $\boldsymbol{\Phi}_k$，P_k 中每个样本都可以由 $\boldsymbol{\Phi}_k$ 表示，且 P_k 在 $\boldsymbol{\Phi}_k$ 上的表示要尽可能稀疏，故 $\boldsymbol{\Phi}_k$ 满足目标函数：

$$\{\hat{\boldsymbol{\Phi}}_k, \hat{\Lambda}_k\} = \arg\min_{\boldsymbol{\Phi}_k, \Lambda_k} \{ \| P_k - \boldsymbol{\Phi}_k \boldsymbol{\Lambda}_k \|_2^2 + \lambda \| \boldsymbol{\Lambda}_k \|_1 \} \tag{12}$$

其中，$\boldsymbol{\Lambda}_k$ 表示 P_k 在 $\boldsymbol{\Phi}_k$ 上的稀疏表示系数矩阵；参数 λ 表示平衡系数的稀疏性及其对原始信号的逼近能力。

式(12)中的 $\ell_2 - \ell_1$ 联合最优化问题，计算量大，作在线字典训练时计算时间过长。考虑到训练样本只取自一幅图像(及其重建的上采样图像)，图像样本有限，且经过了 K 均值聚类，每一类中样本的结构非常相似，所以，无需从 P_k 中获得过完备字典。文中对样本集 P_k 进行 PCA 处理得到紧字典(compact dictionary)，且紧字典在图像块重建阶段也能降低稀疏表示的计算量。

2　实　验

通过下列实验来验证文中算法的有效性。实验中参数设置：图像块大小 5×5，放大倍数为 3，尺度因子 $s = 1.25$；输入图像的低频带图像通过一个标准差为 0.4 的低通滤波器获得；非局部自相似块的个数 $J = 10$；字典学习阶段，每次随机选取的对应位样本图像块对个数固定为 $Q = 10\ 000$，分类数设为 $K = 50$。

将文中算法与 Yang[5] 提出的基于稀疏表示的超分辨重建算法、Freedman[8] 提出的基于局部自相似样本的图像超分辨重建算法、Glasner[7] 提出的基于图像块尺度不变的图像超分辨率重建算法进行比较，如表 1 所示。

表 1　各超分辨率重建方法 PSNR 对比(× 3)

图像	Bicubic	Yang's	Freedman's	Glasner's	文中算法
Zebra	22.97	25.10	25.03	25.94	25.87
Girl	31.69	33.32	32.30	32.43	33.40
Kitchen	24.03	25.22	25.69	25.71	25.96
Koala	29.22	31.45	31.34	31.69	31.65
Butterfly	22.46	26.27	27.12	27.21	27.54
Leaves	21.69	25.16	25.48	25.57	25.85
Starfish	25.65	28.12	28.56	28.54	29.00
Parthenon	25.27	26.69	26.76	27.38	27.64

表 1 给出了文中算法与相关算法超分辨率图像重建的 PSNR 值。实验结果显示，文中算法取得了最好的重建质量。Yang 的基于稀疏表示的超分辨率重建算法前面章节已有讨论，重建图像的质量较好，对于一些自相似性不是非常明显的图像(如 Koala、Girl、Zebra)，其重建结果甚至高于 Freedman 的算法；Freedman 的算法属于快速算法，对于重建模型中的部分先验是根据经验设计的，故该算法的图像重建质量一般要低于 Glasner 和文中算法；与文中算法重建质量最为接近的是 Glasner 算法，该算法通过对输入的低尺度图像再次下采样，从低尺度图像及多层下采样图像中找到足够多的自相似块来完成重建，对于少数图像的重建效果与文中算法相当或略高。

图 2、图 3 分别是测试图像放大 3 倍的结果，其主观效果与表 1 的客观参数结果相当，而且文中算法的主观重建质量也是最优的。Koala 属于毛发细节丰富的图像，除了双立方插值，其余四种算法都是基于图像块处理的，对重叠图像块分别重建平均，所以最终重建出来的图像中毛发都无法如原始图像那样细，会显得比较模糊，相比较而言，文中算法对于耳朵部分毛发的

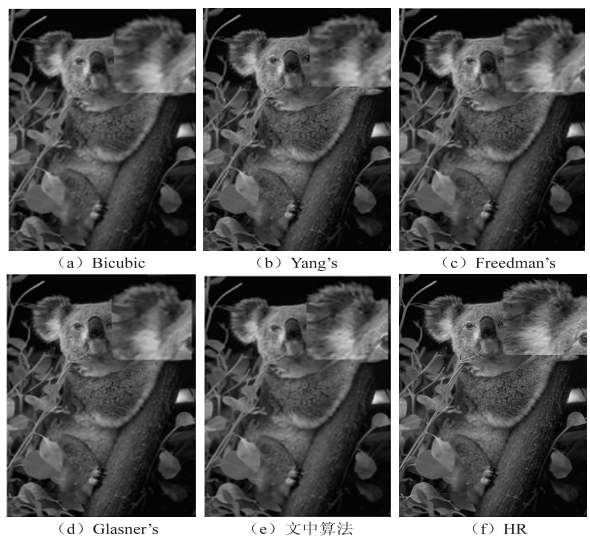

图 2　各种算法对 Koala 图像的超分辨率重建结果

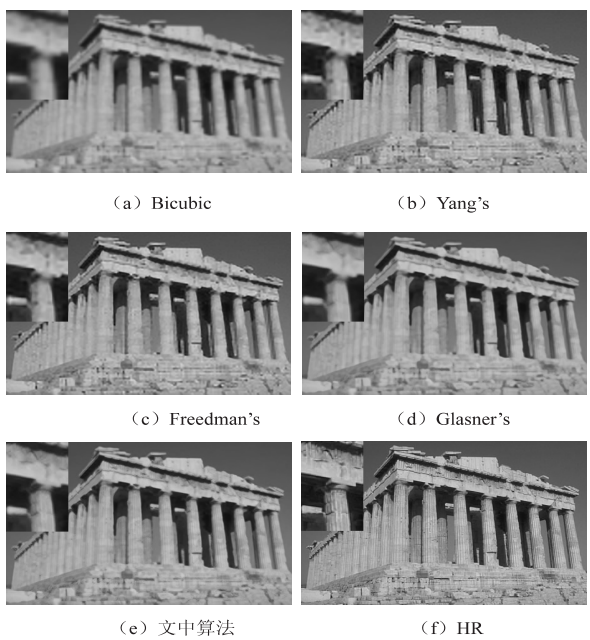

图 3　各种算法对 Parthenon 图像的超分辨率重建结果

万方数据

重建效果与原始高分辨率图像最相近。Parthenon 属于内部图像块自相似性较强的图像,因而基于图像块自相似的算法重建质量要优于基于稀疏表示的算法,Freedman 算法出现了一些错误的重建细节,Glasner 和文中算法重建结果比 Freedman 的错误细节要少得多,文中算法与原始高分辨率图像相比细节重建的准确度更高。

对于运行时间,Freedman 的算法为了减少运算量,未对整幅图像的所有自相似块进行搜索,而是根据经验设计出重建模型中的滤波器或映射函数,估计重建速度较快,一般一幅 256 × 256 图像三倍放大的重建时间约在几秒内就可完成;Glasner 算法重建除了多层迭代放大,还要多输入图像向下采样得到更低尺度图像来搜索足够多的自相似块,运算时间约在 5 ~ 6 min;文中算法利用分类字典稀疏表示,不需要逐个搜索自相似块,但每次迭代放大时都需要进行字典训练,故实验中选择了图像块分类+PCA 训练的处理缩短了运算时间,一般每次需要 20 s 左右,对于三倍放大需要约 2 ~ 3 min。

3　结束语

局部图像块会多次重复出现在相同的尺度图像和不同的尺度图像中这种图像块的尺度不变性,为超分辨率重建提供了很好的方向。利用图像自身图像块的自相似性进行图像重建,可以不借助外部训练图像样本,完成图像超分辨率重建。文中提出一种利用图像的自相似性对图像块建立一阶回归模型完成重建的算法。实验结果表明,该算法的重建质量较高,可以一定程度减少外部训练样本带来的虚假高频问题,而且在重建质量与重建时间上都有较好的折中。

参考文献:

[1] Dai S, Han M, Xu W, et al. Softcuts: a soft edge smoothness prior for color image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(5): 969-981.

[2] Fattal R. Image upsampling via imposed edge statistics[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 95-102.

[3] Sun J, Xu Z, Shum H Y. Gradient profile prior and its applications in image super-resolution and enhancement[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(6): 1529-1542.

[4] Wang Q, Tang X, Shum H. Patch based blind image super resolution[C]//Proc of tenth IEEE international conference on computer vision. [s. l.]: IEEE, 2005: 709-716.

[5] 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.

[6] Yang J, Wang Z, Lin Z, et al. Coupled dictionary training for image super-resolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3467-3478.

[7] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a single image[C]//Proc of 12th international conference on computer vision. [s. l.]: [s. n.], 2009: 349-356.

[8] Freedman G, Fattal R. Image and video upscaling from local self-examples[J]. ACM Transactions on Graphics, 2011, 30(2): 474-484.

[9] Yang C Y, Huang J B, Yang M H. Exploiting self-similarities for single frame super-resolution[C]//Proc of ACCV. Berlin: Springer, 2010: 497-510.

[10] Yang J, Lin Z, Cohen S. Fast image super-resolution based on in-place example regression[C]//Proc of IEEE conference on computer vision and pattern recognition. [s. l.]: IEEE, 2013: 1059-1066.

[11] Hu J. Single-image superresolution based on local regression and nonlocal self-similarity[J]. Journal of Electronic Imaging, 2014, 23(3): 6-8.

[12] Pan L, Yan W, Zheng H. Super-resolution from a single image based on local self-similarity[J]. Multimedia Tools and Applications, 2015, 25(8): 1-21.

[13] 李　欣,崔子冠,孙林慧,等. 基于局部回归模型的图像超分辨率重建[J]. 计算机应用, 2016, 36(6): 1654-1658.

[14] Guo C, Zhu S C, Wu Y N. Primal sketch: integrating structure and texture[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2007, 106(1): 5-19.

万方数据