

交叉分辨率自适应字典学习的单帧超分辨率算法

王刘涛¹, 黄 淼¹, 王建玺¹, 马 飞²

(1. 平顶山学院 软件学院, 河南 平顶山 467000; 2. 武汉大学 计算机学院, 武汉 430072)

摘 要: 两步自适应字典学习的超分辨率算法易受插值图像影响而导致图像模糊。针对该问题, 提出一种改进交叉分辨率自适应字典学习算法。根据自然图像的冗余性, 即不同分辨率图像依然有相似的图像块, 直接以低分辨率图像作为字典学习对象。为了弥补单帧图像作为字典学习的不足, 采用镜像图像进行字典学习, 以产生容量更大的字典。输入低分辨率图像, 利用新的字典通过稀疏表示获得高分辨率图像, 采用峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性度量 (SSIM) 评估重建效果。实验结果表明, 与立方插值、SUSR、MSS、HLSR 算法相比, 提出算法的重建图像纹理保留得最好, 图像效果更加丰富自然, 且算法运行速度较快, 在多数情况下具有最高的 PSNR 值和 SSIM 值。

关键词: 超分辨率; 自适应字典学习; 镜像图像; 峰值信噪比; 结构相似性度量

中文引用格式: 王刘涛, 黄 淼, 王建玺, 等. 交叉分辨率自适应字典学习的单帧超分辨率算法 [J]. 计算机工程, 2016, 42(8): 206-210, 219.

英文引用格式: Wang Liutao, Huang Miao, Wang Jianxi, et al. Single Frame Super Resolution Algorithm of Intersected-resolution Adaptive Dictionary Learning [J]. Computer Engineering, 2016, 42(8): 206-210, 219.

Single Frame Super Resolution Algorithm of Intersected-resolution Adaptive Dictionary Learning

WANG Liutao¹, HUANG Miao¹, WANG Jianxi¹, MA Fei²

(1. Software College, Pingdingshan University, Pingdingshan, Henan 467000, China;

2. School of Computer, Wuhan University, Wuhan, 430072, China)

[Abstract] As the issue of the sensitivity to interpolated image in the SuperResolution (SR) algorithm of two-step adaptive dictionary learning, causing blurred images, an improved algorithm is proposed, named intersected-resolution adaptive dictionary learning algorithm. According to the redundancy of natural images, that is images of different resolution still have similar patches, the low-resolution image are used as the learning object of the dictionary directly. In order to solve the insufficiency of using a single image for dictionary learning, mirror images are used to produce a bigger dictionary. A low-resolution image is input and a high-resolution image is obtained by the sparse representation with the new dictionary. The Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity (SSIM) measure are used to evaluate the effect of reconstruction. Experimental results show that, compared with cubic interpolation, SUSR, MSS, HLSR algorithms, the reconstructed image's texture of the proposed algorithm can be reserved better. The image effect is more abundant and natural. And the running speed is faster. It has the highest PSNR value and SSIM value in most cases.

[Key words] Super Resolution (SR); adaptive dictionary learning; mirror image; Peak Signal to Noise Ratio (PSNR); Structural Similarity (SSIM) measure

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.08.037

1 概述

近二十年来, 超分辨率 (Super Resolution, SR)^[1] 技术及其理论发展非常迅速, 应用极其广泛, 如地形

分类、矿物勘探、遥感地图、环境监测、军事监视等^[2]。但由于设备固有频率的限制、光学器件的不完美成像和外界的影响 (如大气湍流、运动模糊和采集噪声等), 降低了传感器相元分辨率, 使得硬件成

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (61272453); 河南省科技厅科技攻关计划基金资助项目 (142102210226)。

作者简介: 王刘涛 (1981 -), 男, 讲师、硕士, 主研方向为图像处理、模式识别; 黄 淼, 王建玺, 讲师、硕士; 马 飞, 副教授、博士。

收稿日期: 2015-08-04 修回日期: 2015-09-13 E-mail: wyemail_d@126.com

像需要较高的代价,不符合实际生产要求。因此,如何从软件算法上提高成像的分辨率是一个重要的研究课题^[3]。

一般情况下,提高成像光学器件或传感器阵列密度代价太大,且传感器阵列的密度已趋于饱和^[4],提升的可能性不大,从算法软件角度提高分辨率是一种切实可行的方案^[5],其主要思想是将多个低分辨率(Low Resolution, LR)图像重建为一个或多个高分辨率(High Resolution, HR)图像,或者通过数据库学习的方法获得 HR 图像。已经有很多学者对 SR 问题进行了相关研究。SR 算法一般分为 3 大类:基于插值的算法,基于学习的算法和基于正则化重建的算法。

SR 问题是典型的病态问题求逆,基于重建的方法需要先验信息为病态问题的求逆提供一些假设^[6],常用的先验知识有平滑先验、高斯先验、稀疏先验、结构相似性等^[7]。基于学习的方法在字典学习过程中也需要一定的先验知识,而基于插值的 SR 可以将一些假设先验添加到算法中以增强插值效果。

基于插值算法的主要优势是简单直接、运行速度快,如文献[8]提出一种改进的插值算法,添加了更多先验知识,如平滑先验和噪声先验,但平滑先验重建 HR 图像会产生振铃、模糊或鬼影等效果。

基于正则化重建的 SR 算法主要利用正则化对各种先验知识进行约束求解。例如,文献[9]利用 Geman 和 McClure 替代 L1 和 L2 范式提高算法鲁棒性,再结合全变差进行正则化,虽然取得一些效果,但并没有明显缓解对异常点(outlier)的处理。

基于学习的 SR 算法主要利用字典学习进行 HR 图像的重建,文献[10]提出了基于多尺度结构自相似性的单幅图像超分辨率算法,利用结构自相似性,使用 k-svd 字典学习,但经典的 k-svd 字典学习比较麻烦,不具有自适应性。文献[11]利用这样的原理,即对于同一幅源图像,HR 图像块的稀疏线性组合方式和 LR 图像块的稀疏线性组合相同,然而,适用的条件比较苛刻。

对于单帧 SR 问题,其字典学习及构建是解决问题的关键,不同于一般算法,本文的 SR 算法将输入的 LR 图像用于字典学习,其字典学习的特色是从不同分辨率图像寻找相似图像块,并使用镜像图像进行字典学习,从而弥补图像块数量的不足。

2 基于稀疏表示的超分辨率

稀疏表示即图像块 x 可表示为字典 D 的一个稀疏线性组合形式,在数学上表示为:

$$x \cong D\alpha \quad (1)$$

对于某些 α 值满足 $\|\alpha\|_0 < K$; x 是 K 维向量,它表示一个图像块; D 是 $K \times n$ 维字典矩阵; α 是稀疏系数。其中,过完备字典即原子数量 n 比图像块的维数 K 大,过完备字典经常被用于稀疏表示,而稀疏系数 α 可以通过代价函数的优化估计获得,一般其代价函数可表示为:

$$I(\alpha) = \|x - D\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (2)$$

其中, λ 是常量参数。

稀疏表示可直接延伸到 SR 问题中,代价函数可改写为:

$$I_{SR}(\alpha) = \|y - FD\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (3)$$

其中, y 是 LR 的图像块; 矩阵 F 代表模糊和下采样算子。代价函数的最小化可以表示为^[12]:

$$J(D) = \sum_i \min_{\alpha_i} [\|x_i - D\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1] \quad (4)$$

其中, $\{x_i\}$ 是训练图像块集合,与输出图像块的尺寸一样。

在稀疏表示的 SR 问题中,字典学习是最重要的环节。常见的字典学习有 2 种,即使用数据库字典直接学习和用输入图像块自适应学习。使用数据库字典直接学习有其局限性,因为不可能使该字典包含所有自然图像的特征,而这个限制会导致数据库误匹配,造成输出图像的质量下降。为了克服数据库误匹配,文献[13]提出了自适应字典学习。在之前的自适应字典学习中,一般是字典中的图像块与输出图像块的尺度大小一样,这种限制会引入其他例如噪声等问题。为了避免这个问题,文献[11]提出了 LR 字典和 HR 字典,字典对的核心思想是基于实例的 SR 问题。

在众多解决方法中,文献[14]提出了两步自适应字典学习,虽然两步自适应字典学习实际上是用于数据恢复,但该框架也可以应用到稀疏表示。在两步自适应字典学习中,初始内插是为了获得具有相同分辨率的输出图像,然后用初始内插图像的图像块自适应学习。用学习获得的字典构建 HR 图像,两步自适应字典学习的优势是对数据库误匹配具有鲁棒性,缺点是容易造成输出模糊。

3 单帧超分辨率重建算法

自适应字典学习的优势是对数据库不匹配具有一定鲁棒性。然而,现有的两步自适应字典学习容易造成输出图像模糊,因为字典学习的初始内插图像通常比较模糊。

SR 算法一般情况下都注重每像素的分辨率,下采样操作减少像素的数量。然而,下采样操作也提高每个像素的分辨率。这意味着即使图像模糊,也可以从下采样图像中获得细节很好的图像块。

如图1所示,在两步自适应字典学习中,初始内插图像模糊,可直接使用输入图像进行字典学习。因此,本文使用交叉分辨率图像用于字典学习,并假设交叉分辨率图像块具有自然图像的冗余性。然后提出一种基于交叉分辨率自适应字典学习的SR方法。

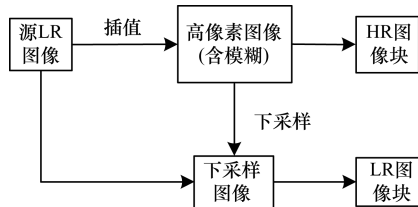


图1 两步自适应字典学习

3.1 交叉分辨率图像块的冗余性

使用交叉分辨率进行字典学习,是基于自然图像的交叉分辨率图像块的冗余性,因此,通过最小化以下代价函数实现字典学习:

$$J(D) = \sum_i \min_{\alpha_i} [\|y_i - D\alpha_i\|_2^2 + \lambda \|\alpha_i\|_1] \quad (5)$$

其中, $\{y_i\}$ 是输入图像的训练图像块。式(5)不同于式(4),虽然只是 x_i 和 y_i 不同,但结果和所述方法不一样。

训练图像块的尺寸应该和字典图像块的尺寸相同,即尺寸为 $M \times M$ 的训练图像块需要尺寸为 $M \times M$ 的字典图像块获得。一般从输入的 LR 图像产生 $M \times M$ 训练图像块。虽然图像块的大小和字典图像块的相同,但是从输入 LR 图像得到的训练图像块的分辨率不同于字典重建 HR 的图像块,使用交叉分辨率图像块冗余性解决这个问题。

自然图像具有交叉分辨率图像块冗余性^[15],其核心思想是在不同分辨率的图像中依然有类似的图像块。为了验证该 LR 图像块也可以用于字典学习,从原始图像的 LR 版本生成的图像块重建原始图像。LR 图像通过下采样原始图像获得,而与原始图像最相似的图像块可以在 LR 图像中找到。为了重建原始图像,原始图像块可以用 LR 图像块替代,以同样的方式用 LR 插值图像重建原始图像作为对比。

为了方便,简单标记 Ma 方法为输入 LR 图像重建 HR 图像;Mb 方法为 LR 插值图像重建的 HR 图像。图2所示为原始图像、Ma 方法和 Mb 方法获得的图像,源图像的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)为 32.15 dB,从 KoDak 图像数据库中的 34 张不同图像采用 2 个方法获得平均 PSNR, Ma 方法的平均 PSNR 为 30.78 dB, Mb 方法的平均 PSNR 为 29.49 dB, PSNR 越高,高频成分损失越小。上述实验表明,可直接使用 LR 图像块重建 HR 图像,无需插值操作。

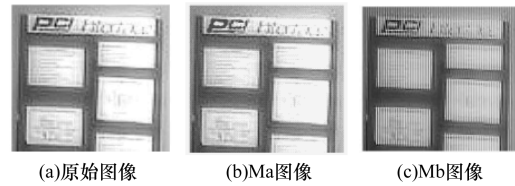


图2 2种方法的LR插值图像重建效果

比较3种不同类型字典重建的结果,如图3所示。图3(a)对应于 Ma,图3(b)对应于 Mb。从图3可以很明显地看出,原始图像的图像块重建效果最好,然而,实践中不可能使用原始图像用于字典学习,而是使用 LR 图像的图像块重建的效果仅次于原始图像的图像块重建效果,好于插值图像重建的效果。因此,可利用 LR 图像块进行字典学习。

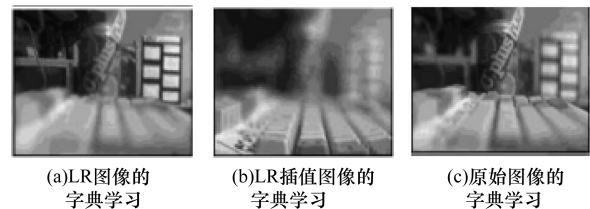


图3 2种方法的字典重建效果

3.2 交叉分辨率自适应字典学习

在本文算法中,字典通过输入 LR 图像自适应学习获得,将 LR 旋转图像用于字典学习,增加学习的数据量。若仅依靠输入图像,则产生的图像块数量远远不够,在这个过程中还要避免插值图像块,一个可行的方案是采用镜像图像,镜像图像也属于自然图像,由于输入图像经过一些简单变化得到的图像,本文对镜像图像中心旋转角度从 $0^\circ \sim 180^\circ$,旋转步长为 2° ,产生每一个镜像图像都进行相应的字典学习。由于每次旋转都带来不同的 LR 图像块和 HR 图像块,即弥补了单帧 SR 的字典数量不足问题,具体描述如算法1所示。本文算法描述过程如算法2所示。图4所示为本文算法的流程。

算法1 镜像图像生成算法

输入 源图像,数量较小的字典

输出 新字典库

1. 源图像中心旋转角度从 $0^\circ \sim 180^\circ$,步长为 2° ,产生 90 幅镜像图像。
2. 对每个镜像图像下采样,获得镜像 LR 图像。
3. 各个镜像 LR 图像通过式(5)完成字典学习,形成一个新的字典库。

算法2 基于自适应字典学习的单帧超分辨率重建算法

输入 LR 输入图像,新字典库

输出 HR 输出图像

1. 通过算法1获得新的字典库。

2. 输入 LR 图像通过新字典进行交叉分辨率自适应学习获得稀疏表示系数。
3. 通过系数表达系数和字典获得输入 LR 图像块对应的 HR 图像块,构建输出 HR 图像。

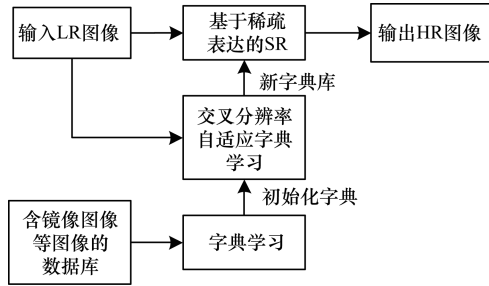


图 4 本文算法流程

4 实验结果与分析

仿真实验在装有 Win7 操作系统的 PC 机上进行,配置为: Intel 酷睿 2 双核处理器, 1.96 GHz 主频, 4.0 GB RAM, 编程环境为 Matlab 2011b。

4.1 评价函数

使用图像的峰值信噪比 (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) P_{PSNR} 和结构相似性指标 (Structural Similarity Index Measurement, SSIM) 作为评价标准来评估得到的 HR 图像结果的优劣。

PSNR 可以表征图像高频成分损失情况, PSNR 值越高, 表示损失越小, 效果越好。 P_{PSNR} 和均方误差 (Mean Squared Error, MSE) M_{MSE} 定义为:

$$P_{PSNR} = 10 \log_a \left(\frac{255^2}{M_{MSE}} \right) \quad (6)$$

$$M_{MSE} = \frac{\sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} (g(i,j) - G(i,j))^2}{W \times H} \quad (7)$$

其中, $g(i,j)$ 代表原始图像每个元素灰度值, 处理后, (i,j) 位置对应的像素灰度值为 $G(i,j)$; 处理前后图像大小不变, 原始图像进行下采样, 再上采样, 处理前后尺寸大小不变, 宽高分别为 W, H 。

SSIM 用于衡量 2 幅图像的相似程度, 最大值为 1, 越接近 1 表示越相似。相比 PSNR, SSIM 更加符合人眼对图像品质的判断标准。SSIM 定义为:

$$SSIM(x,y) = \frac{(2u_x u_y + C_1)(2\sigma_{xy} + C_2)}{(u_x^2 + u_y^2 + C_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + C_2)} \quad (8)$$

其中, u_x 及 u_y , σ_x 及 σ_y 分别为图像 x, y 的平均值和标准差; σ_{xy} 为 x, y 的共变异数; C_1, C_2, C_3 都为常数, 这里均取 1。在一般情况下, 取图像局部性视窗, 遍历整个图像, 直到整个图像的 SSIM 计算完毕, 将全部的 SSIM 平均起来为 x, y 图像的结构相似性指标, 即:

$$MSSIM(X,Y) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M SSIM(x_i, y_i) \quad (9)$$

其中, X, Y 是输入的 2 幅图像; M 为局部窗口数量。

4.2 定量分析

实验所用图像来自 KoDak 数据库, 用于比较的算法有: 文献 [10] 提出的多尺度自相似 (Multi-scale Self Similarity, MSS) 算法, 文献 [11] 提出的建立 HR 和 LR 字典的稀疏表示 (Sparse Representation based on HR and LR, HLSR) 算法和文献 [14] 提出的两步自适应字典, 即扩大规模稀疏表示 (Scale-up Using Sparse Representation, SUSR) 算法。

为了获得客观的评估结果, 首先使用 SSIM 评价, 如表 1 所示, 加粗表示最优值。从表 1 可以看出, 立方插值的结果最差, 因为立方插值假设图像总是平滑先验的。HLSR, MSS 和 SUSR 的效果明显好于立方插值, SSIM 都比立方插值的大。本文算法的 SSIM 值大多数情况下都保持最高, 这是由于该算法组合了更多的先验知识, 获得更好的结果。

表 1 分辨率增强因子为 2 时各算法的 SSIM 结果

图像	立方插值	SUSR	MSS	HLSR	本文算法
Wall	0.73	0.81	0.82	0.90	0.93
Lena	0.72	0.86	0.85	0.92	0.94
Peppers	0.68	0.81	0.82	0.85	0.84
Cameraman	0.67	0.80	0.76	0.81	0.84
Building	0.61	0.73	0.65	0.81	0.84
Baboon	0.71	0.74	0.75	0.79	0.81
Keyboard	0.73	0.84	0.86	0.91	0.92
Boy	0.65	0.84	0.79	0.86	0.89

表 2 是 PSNR 的值测量结果 (数值加粗表示最优), PSNR 值越高表示图像的高频成分丢失得越少。从表 2 可以看出, 本文算法的 PSNR 值保持最高, 即本文算法的重建图像效果最好。

表 2 分辨率增强因子为 2 时各算法的 PSNR 值 dB

图像	立方插值	SUSR	MSS	HLSR	本文算法
Wall	24.25	28.30	27.10	28.41	29.32
Lena	23.15	28.01	29.71	30.06	30.49
Peppers	23.66	29.12	29.59	31.31	31.22
Cameraman	23.08	28.01	29.16	30.84	31.28
Building	24.95	28.48	28.01	30.13	30.41
Baboon	23.88	27.90	27.59	29.85	30.19
Keyboard	24.61	29.25	29.47	29.71	31.03
Boy	23.90	27.09	28.94	30.49	31.18

4.3 定性分析

图 5 ~ 图 7 分别显示了不同算法在 Wall, Keyboard 和 Cameraman 上的结果, 缩放因子分别为 3, 2, 3。从图中可以看出, 从 Wall 图像上, SUSR, MSS 和 HLSR 算法都有鬼影和振铃效应, 造成了视觉的不舒服, 石头的层次和纹理不是非常清晰明朗,

而本文算法获得的图像视觉感强,在 Keyboard 图像中,本文算法能显示出更多的字母痕迹。此外,其他 3 种算法在 Cameraman 图像上的细节都有些模糊。从对比可以看出,本文算法获得的结果更加自然准确。

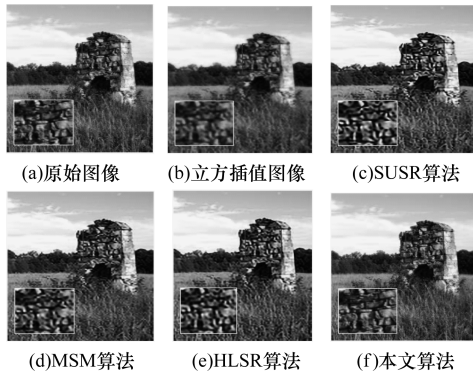


图 5 不同算法在 Wall 图像上的处理效果

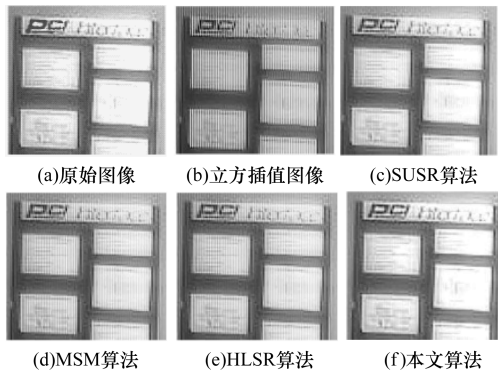


图 6 不同算法在 Keyboard 图像上的处理效果

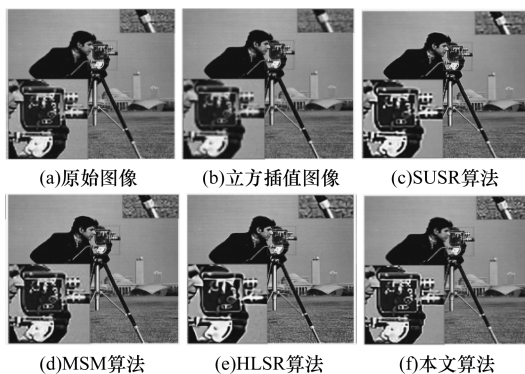


图 7 不同算法在 Cameraman 图像上的处理效果

4.4 运行时间分析

基于学习的 SR 算法运行时间一般集中在字典中图像块的匹配问题,若字典需要在线更新,则时间更长。文献[11]提出的 HLSR 算法利用事先准备好的自然图像构建 HR 图像块到 LR 图像块的字典对,匹配过程中花费时间最多。本文算法和其他算法都按照这个思路进行,区别是字典构建方式不同,而立方插值是最快的,因为立方插值经历两次双线性插

值。为了比较字典训练时间复杂度、图像块匹配阶段空间复杂度和空间复杂度,具体结果如表 3 所示,其中, W 和 H 分别表示数字图像的宽和高; L , M 和 N 分别表示图像块向量形式的维数、图像块匹配样本数和字典训练样本数。

表 3 各算法的复杂度比较

算法	字典训练时间	图像块匹配阶段时间	总体空间
MSS	$O(W^2 H^2 L + WHN^2)$	$O(2WHL)$	$O(W^2 H^2)$
SUSR	$O(W^2 H^2 L + 2WHN^2)$	$O(2WHL)$	$O(W^2 H^2)$
HLSR	$O(W^2 H^2 L + 2WHN^2)$	$O(2WHL)$	$O(2W^2 H^2)$
本文算法	$O(W^2 H^2 L + 2WHN^2)$	$O(WHL)$	$O(W^2 H^2)$

从表 3 可以看出, HLSR 和 SUSR 的字典训练时间复杂度和图像块匹配时间复杂度都一样, MSS 的字典训练时间复杂度最低,这也解释了 MSS 在总体运行时间稍低于其他 3 种算法,本文算法在图像块匹配时间复杂度最低。总体来说,这 4 种算法复杂度都处于同一数量级。

本文计算 30 幅图像平均运行时间,其中所有图像尺寸为 256 像素 × 256 像素,立方插值的时间为 0.6 s, MSS 算法的平均运行时间是 4.2 s, SUSR 的平均运行时间是 5.1 s, HLSR 的平均运行时间为 5.6 s, 本文算法的平均运行时间为 4.8 s。除了立方插值,本文算法的运行时间与其他算法相当。因此,本文算法不仅可以较好地保留图像纹理细节,使重建后的图像更加丰富自然,同时运行时间没有明显落后于其他算法。

5 结束语

本文在两步自适应字典学习的基础上,提出交叉分辨率自适应字典学习的单帧超分辨率算法。在字典训练阶段,使用低分辨率输入图像作为字典学习对象。针对不同分辨率,进行自适应字典学习,由于单帧图像提供的图像块非常有限,因此制造多个镜像图像,使用镜像图像作为字典学习的补充。实验结果表明,本文算法改善了单帧 SR 的重建效果,获得了更高的 PSNR 值和 SSIM 值,另外本文算法的运行速度也较快。

下一步将重点研究该算法在多帧 SR 问题中的应用,构建多帧 SR 的字典,改善多帧 SR 的重建效果,主要解决多帧情况下 LR 图像块与 HR 图像块的映射关系学习问题。
(下转第 219 页)

- [9] Muja M, Lowe D G. Fast Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration [C] // Proceedings of Visapp International Conference on Computer Vision Theory and Applications. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2009: 331-340.
- [10] Beis J S, Lowe D G. Shape Indexing Using Approximate Nearest-neighbour Search in High-dimensional Spaces [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 1997: 1000-1006.
- [11] Ke Y, Sukthakar R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors [C] // Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, D. C. , USA: IEEE Computer Society, 2004: 506-513.
- [12] 杨 薇,董洪伟,刘 蕾,等. 基于 SIFT 和 Daisy 相结合的立体匹配算法 [J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(12): 147-150.
- [13] Indyk P, Motwani R. Approximate Nearest Neighbors; Towards Removing the Curse of Dimensionality [C] // Proceedings of the 30th Annual ACM Symposium on Theory of Computing. New York, USA: ACM Press, 1998: 604-613.
- [14] Gionis A, Indyk P, Motwani R, et al. Similarity Search in High Dimensions via Hashing [C] // Proceedings of the 25th International Conference on Very Large Data Bases. San Francisco, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc. , 1999: 518-529.
- [15] Auclair A, Cohen L D, Vincent N. How to Use SIFT Vectors to Analyze an Image with Database Templates [C] // Proceedings of the 5th International Workshop on Adaptive Multimedia Retrieval. Berlin, Germany: Springer, 2008: 224-236.
- [16] Slaney M, Casey M. Locality-sensitive Hashing for Finding Nearest Neighbors [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2010, 25(2): 128-131.
- [17] 龚卫国,张 旋,李正浩,等. 基于改进局部敏感散列算法的图像配准 [J]. 光学·精密工程, 2011, 19(6): 1375-1383.
- [18] 曹玉东,刘福英,蔡希彪,等. 基于局部敏感哈希算法的图像高维数据索引技术的研究 [J]. 辽宁工业大学学报:自然科学版, 2013(1): 1-3.
- [19] 何周灿,王 庆,杨 恒,等. 一种面向快速图像匹配的扩展 LSH 算法 [J]. 四川大学学报:自然科学版, 2010, 47(2): 269-274.
- [20] Muja M, Lowe D G. Scalable Nearest Neighbor Algorithms for High Dimensional Data [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(11): 2227-2240.
- [21] 陶剑文,王士同. L1 范局部线性嵌入 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1802-1811.
- [22] 安亚静,王士同. 引入指数 p 的局部保持映射算法 [J]. 计算机工程, 2011, 37(17): 178-180.

编辑 顾逸斐

(上接第 210 页)

参考文献

- [1] 曾 蕾. 图像稀疏表示及图像超分辨率应用研究 [D]. 成都:电子科技大学, 2014.
- [2] 曹 翔,陈秀宏,潘荣华. 基于稀疏表示的快速图像超分辨率算法 [J]. 计算机工程, 2015, 41(6): 211-215, 220.
- [3] 杨文波. 航空图像超分辨率重构技术研究 [D]. 长春:中国科学院研究生院长春光学精密机械与物理研究所, 2014.
- [4] 柯才军,易新建,赖建军. 提高 CCD 图像传感器填充因子的微透镜阵列的研究 [J]. 红外与激光工程, 2004, 33(2): 209-212.
- [5] Goldlücke B, Cremers D. A Super Resolution Framework for High-accuracy Multiview Reconstruction [J]. International Journal of Computer Vision, 2014, 106(2): 172-191.
- [6] Zhang Hongyan, Zhang Liangpei, Shen Huanfeng. A Super-resolution Reconstruction Algorithm for Hyperspectral Images [J]. Signal Processing, 2012, 92(9): 2082-2096.
- [7] 陈 健,高慧斌,王伟国,等. 超分辨率复原方法相关原理研究 [J]. 中国光学, 2014, 7(6): 102-109.
- [8] Mallat S, Yu Guoshen. Super-resolution with Sparse Mixing Estimators [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(7): 2889-2900.
- [9] 梁风梅,邢剑卿,罗中良,等. 基于 Huber 函数双边全变分的多帧文档图像超分辨率重建 [J]. 中山大学学报:自然科学版, 2014, 21(4): 74-78.
- [10] 潘宗序,禹 晶,胡少兴,等. 基于多尺度结构自相似性的单幅图像超分辨率算法 [J]. 自动化学报, 2014, 40(4): 594-603.
- [11] Yang Jianchao. Image Super-resolution via Sparse Representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [12] Mairal J, Bach F, Ponce J, et al. Online Dictionary Learning for Sparse Coding [C] // Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning. New York, USA: ACM Press, 2009: 689-696.
- [13] Mahmoudi M, Sapiro G. Sparse Representations for Range Data Restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(5): 2909-2915.
- [14] Zeyde R, Elad M, Protter M. On Single Image Scale-up Using Sparse-representations [C] // Proceedings of International Conference on Curves and Surfaces. Berlin, Germany: Springer, 2012: 711-730.
- [15] Glasner D, Bagon S, Irani M. Super-resolution from a Single Image [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2009: 349-356.

编辑 顾逸斐