

文章编号 1004-924X(2016)09-2302-08

## 用支持向量回归法实现单帧图像超分辨率重建

袁其平, 林海杰, 陈志宏\*, 杨晓苹

(天津理工大学 天津市薄膜电子与通信器件重点实验室, 天津 300384)

**摘要:** 由于一些传统的超分辨率重建算法学习多幅不同类别的图像仍无法获得好的重建效果, 本文提出了一种基于支持向量回归机和光栅扫描的单帧图像超分辨率重建算法。该算法首先采用光栅扫描法对一组高低分辨率训练图像提取图像块, 从块中分别抽取输入向量和标签像素。利用 Log 算子判断这些块是属于高频空间还是低频空间, 从而构建高低频空间向量对并对其进行优化。然后, 用支持向量回归机(SVR)工具训练优化后的向量对, 得到高低频空间下的两个字典; 抽取测试低分辨率图像中的块并得到高低频空间下的输入向量, 利用 SVR 工具回归对应的属于超分辨率图像块的标签像素并得到回归后的图像。最后, 对图像进行后处理得到最终的超分辨率图像。与其它算法的对比实验表明: 提出的算法具有较好的视觉效果。特别在放大倍数为 2 时, 提出的算法在不同图像上的峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)值较双三次插值法分别提高了 3.1%~5.3% 和 1.5%~8.1%。得到的结果显示提出的算法获得了更好的重建效果。

**关键词:** 超分辨率重建; 单帧图像; 支持向量回归机; Log 算子; 光栅扫描

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20162409.0001

### Single image super-resolution reconstruction using support vector regression

YUAN Qi-ping, LIN Hai-jie, CHEN Zhi-hong\*, YANG Xiao-ping

(Tianjin Key Laboratory of Film Electronic and Communication Devices,  
Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

\* Corresponding author, E-mail: chenzhihong\_tjut@163.com

**Abstract:** Some of the traditional single-frame super-resolution (SR) reconstruction algorithms can not get good reconstruction results, although they learn many different types of images. Therefore, a super-resolution method combined with the Support Vector Regression (SVR) and raster-scan actions was proposed. Firstly, image patches were extracted from a group of high resolution (HR) images and the corresponding low resolution (LR) edition by the raster-scan actions, and input vectors and pixel vectors were taken out from the patches. The Log algorithm was used to determine that those patches were belong to high-frequency space or low frequency space then to construct the high and low frequency vector pairs. Then, those optimized vector pairs were trained by the SVR and two dictionaries in high/low frequency spaces were built eventually. Furthermore, input vectors were extracted from tested LR images in high/low frequency space, and the SVR tool was used to predict the SR pixel labels and the predicted pixels were added to bicubic interpolation image based on LR

收稿日期: 2016-06-13; 修订日期: 2016-07-19.

基金项目: 天津市应用基础与前沿技术研究计划青年基金资助项目(No. 14JCQNJC00900)

edition. Finally, the SR image was obtained by post-processing the previous image. In comparison with other algorithms, experimental results indicate that the proposed method provides good visual effects. It enhances its Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Structural Similarity Index Measurement (SSIM) by 3.1% – 5.3% and 1.5% – 8.1% on different images, respectively as compared with bicubic interpolation method.

**Key words:** super-resolution reconstruction; single image; support vector regression; Log algorithm; raster-scan

## 1 引言

高分辨率(HR)图像在工业应用、视频监控、卫星监测等大量应用场合中的需求很大。然而实际生活中由于成本、环境以及自然条件的限制,得到的图像大部分是低分辨率(LR)的,并不能满足人们的需求,所以许多学者致力于利用图像处理算法获取 HR 图像。在近年来得益于机器学习理论的进步,超分辨率(SR)技术发展迅速。SR 通过处理多帧或单帧 LR 图像获得一帧 HR 图像。目前 SR 方法主要分为两大类,即基于重建的超分辨率技术和基于学习的超分辨率技术。基于重建的超分辨率技术发展的较早,其中大部分方法是利用多帧低分辨率图像来重建高分辨率图像的,这种方法要求有多帧具有互补性的 LR 图像。穆绍硕等人在传统的局部线性嵌入算法(LLE)的基础上提出了一种基于自学习的改进 LLE 算法,并且在硬件上予以实现<sup>[1]</sup>。贾苏娟等人以相关系数为相似性测度实现了彩色序列 LR 图像的光度配准,从而重构出一幅光度得到改善的 HR 图像<sup>[2]</sup>。何林阳等人提出了一种基于改进二值化鲁棒尺度不变特征(BRISK)的快速图像配准算法,极大地提高了多帧 LR 图像间的匹配率,获得了较好的超分辨率图像重建效果<sup>[3]</sup>。然而实际中并不总能得到多帧 LR 图像,所以单帧超分辨率重建技术的研究在实际应用中特别重要。近年来,机器学习理论发展迅速,许多学者把目光逐渐投向了基于学习的超分辨率技术,由于其不需要多幅 LR 图像而逐渐得到广泛应用,这种方法的难点在于选择合适的训练数据和学习模型。作为一种学习图像的方法,图像的稀疏编码被广泛应用于超分辨图像重构中。它是在稀疏域中利用训练得到的单字典或者双字典进行降噪,预测高

分辨率图像信息<sup>[4-5]</sup>。也有学者利用图像块间的非局部自相似性,再加上一些全局和局部优化约束来提升图像的质量<sup>[6-7]</sup>,但是这类方法要求图像本身块间要具有相似性,对于块间相似度不高的图像,效果会有所下降。回归法作为一种超分辨率图像重构的方法,应用十分广泛。ZHANG 等人提出了一种非局部核回归的正则化方法<sup>[8]</sup>,LI 等人提出多核回归的方法来重构超分辨图像<sup>[9]</sup>。

支持向量回归机(SVR)作为支持向量机(SVM)的一种拓展,它是核回归法的一种工具,在极度缺乏有效数据的情况,具有很好的泛化能力。在数据拟合以及金融预测等方面应用很广泛。NI 等人通过优化传统 SVR 模型来提高重构效果<sup>[10]</sup>,YANG 等人提出了基于贝叶斯理论的金字塔下 SVR 的学习框架,在稀疏域下抽取图像特征<sup>[11]</sup>。也有不少学者将深度卷积网络应用到图像的超分辨率重建中,结合一些先验知识提高重构效果<sup>[12-13]</sup>。TIMOFTE 等人提出一种可调固定邻域回归的方法来快速复原超分辨图像<sup>[14]</sup>。从统计学角度建立模型的方法也被用于超分辨率图像重建,PELEG 等人利用图像稀疏表示与统计学相结合的方法来重构超分辨率图像,但选取的图像要有一定的统计规律<sup>[15]</sup>。孟伟等人提出一种图像的调制传递函数(MTF),并将其用于重构遥感图像<sup>[16]</sup>。在本文中,提出了一种基于支持向量回归机和光栅扫描的 SR 学习框架,利用光栅扫描方法仅从单帧图像中学习字典,因此能够充分利用单帧图像中的信息。在训练字典时提取部分像素值、图像块的平均像素值以及图像块局部二值模式(LBP)编码<sup>[17]</sup>,接着,对提取的特征进行有效优化,使得回归更加准确。特别地由于 SVR 回归法存在一定的回归误差,有时多个 SVR 模型反而会造成重建误差累积,提出的方法在高低频空间下训练了高低频两个 SVR 字典,最后应

用字典得到回归的超分辨率图像。

## 2 支持向量回归理论

给定一个训练集  $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$ , 这里  $x_i$  是输入向量,  $y_i$  是对应的标签。当数据是非线性分布时, 传统的线性回归  $f(x) = \langle w, x \rangle + b(\langle w, x \rangle)$  表示点乘关系) 由于是通过最小化均方误差来分离输入的数据, 故不再有效。支持向量回归巧妙地利用核函数将数据映射到高维空间中, 这样数据就变得可分了。非线性 SVR 解决了以下优化问题:

$$\min_{w, b, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} y_i - (\langle w, \varphi(x_i) \rangle + b) \leq \epsilon + \xi_i \\ (\langle w, \varphi(x_i) \rangle + b) - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, \dots, n \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $y_i$  是高分辨率图像中感兴趣块中心的像素值, 即训练字典需要的第  $i$  个像素标签。参数  $b$  是回归模型的偏移值,  $n$  为训练块的个数。  $\varphi(x_i)$  是作为训练字典需要的第  $i$  个输入向量, 它由感兴趣块的部分像素、LBP 编码 (在此根据图像块的旋转不变性得到唯一的 LBP 值) 和像素平均值组成。  $w$  是非线性映射函数的范数向量。  $C$  是惩罚常数, 用来权衡训练误差  $\epsilon$  的上下界限  $\xi_i$  和  $\xi_i^*$ , 也用于决定偏离  $\epsilon$  和映射函数的重要程度。 CHEN 等人在文章中详细介绍了关于 SVR 学习策略<sup>[18]</sup>。核函数  $k(x_i, x_j) = \langle \varphi(x_i), \varphi(x_j) \rangle$  是映射到高维空间的函数, 本文算法中采用的是径向基 (RBF) 核函数。算法抽取出输入向量和像素标签, 再通过公式 (1) 训练得到最优字典。

## 3 本文算法的实现

通常认为图像采集设备获取到的低分辨率图像是经过下列降质模型得到的:

$$I_{LR} = \mathbf{D}\mathbf{B}I_{HR} + \mathbf{n} \quad (2)$$

式中  $I_{HR}$  为实际高分辨率图像,  $I_{LR}$  为得到的低分辨率图像,  $\mathbf{D}$  为下采样因子,  $\mathbf{B}$  为镜头模糊,  $\mathbf{n}$  为对应的噪声。模型中通过  $I_{LR}$  来求解  $I_{HR}$  的过程即为超分辨重建过程, 重构图像通常称为 SR 图像, 记为  $I_{SR}$ 。通常认为这个求逆过程是个病态问

题, 即给定  $I_{LR}$  可以求解出不同的  $I_{SR}$ 。提出算法不是利用公式 (2) 根据  $I_{LR}$  来求解  $I_{SR}$ , 而是借助该模型得到 HR 图像所对应的 LR 图像 (用来组成训练和测试样本集)。算法中只考虑  $n=0$  的情况, 之所以这样是因为文中关注的是重构算法, 而不是去噪算法。

如图 1 所示, 提出的算法包括两部分, 左框为训练字典部分, 右框为预测部分。图 2 和图 3 详细介绍了算法的具体实现步骤, 图 2 是具体的训练字典部分, 图 3 详细介绍了回归过程。在训练字典和预测时, 抽取图像中子块的大小  $m=3$ 。

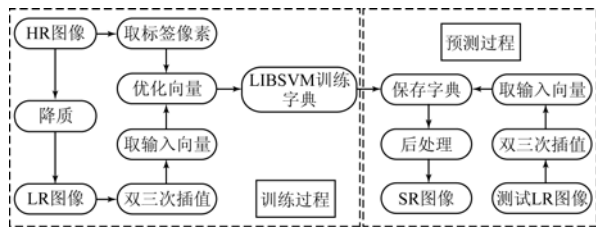


图 1 算法的主要框架

Fig. 1 Main framework of proposed algorithm

在训练字典的过程中:

a. 如图 2 所示, 这种步长为  $S$  循环扫描的分块方式被称为光栅扫描法, 这是因为图像第一次分块是从坐标点  $(1, 1)$  开始, 第  $N$  次分块到  $(m, m)$  结束 ( $m$  为子块的大小)。这种分块方式是从上到下, 从左到右的抽取方式, 若  $S=1, m=3$ , 则分块总共为  $N=m^2=9$  次;

b. 如图 2, 在每次扫描抽取块时, 先将块中像素排成一行。每一块的输入向量由 3 部分组成: 一行中奇数位置的像素、块的背景灰度和 LBP 编码; 得到的每个块的向量长度用公式 (3) 表示, 其中  $N^*$  为正整数。

$$\begin{cases} m^2/2 + 2.5, m = 2n + 1, n = N^* \\ m^2/2 + 2, m = 2n, n = N^* \end{cases} \quad (3)$$

最终抽取的向量对由如公式 (4) 和 (5) 所示:

$$\text{输入向量 } \mathbf{X} = [x_1, \dots, x_p]$$

$$x_p = [\mathbf{R}_i(B_1, \dots, B_{2n+1}, B_{av}, B_{lbp}), \dots,$$

$$\mathbf{R}_i(B_1, \dots, B_{2n+1}, B_{av}, B_{lbp})], \quad (4)$$

其中:  $x_p$  为第  $p$  次光栅扫描得到的输入向量矩阵,  $p=1, \dots, N$ 。  $\mathbf{R}_i$  是第  $p$  次扫描时第  $i$  块组成的输入向量;  $B_{2n+1}$  为第  $i$  块中第  $2n+1$  个像素值,

$B_{av}, B_{lbp}$  分别为第  $i$  块的平均灰度值和局部二值模式编码。

如图 2, 标签像素抽取的是图像  $I_{HR}$  中块的中心像素值, 这些被抽取标签像素的块和  $I_{LR}$  图像经双三次插值得到的图像  $I_{HR1}$  中的块是一一对应的。最终得到的标签向量为:

$$Y = [y_1, \dots, y_p], y_p = [L_1, \dots, L_i], \quad (5)$$

式中:  $y_p$  为第  $p$  次扫描得到的标签向量矩阵,  $p = 1, \dots, N$ 。  $L_i$  表示第  $p$  次扫描时第  $i$  块组成的标签向量。

c. 在扫描得到所有块时, 需要通过拉普拉斯-高斯(Log)算子判断每个块是否为高频。在高低频空间中分别得到两对向量对, 然后通过剔除两对向量对中的重复冗余数据, 得到优化后的两对向量对, 再通过训练分别得到高频空间字典和低频空间字典。优化向量对以及在高频空间分别回归得到的结果均可以减小引入的回归误差。

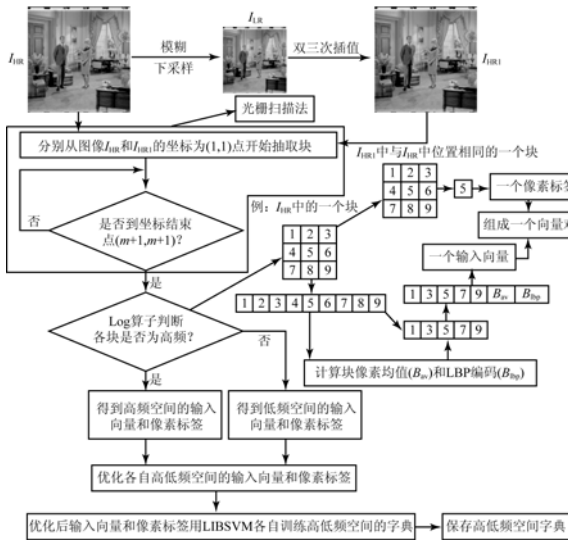


图 2 学习过程的流程图

Fig. 2 Flow chart in training process

图 3 为预测过程图, 在预测过程中:

a. 测试的 LR 图像均由公式(2)中的模型降质得到;

b. 回归后得到的图像并不是最终的 SR 图像, 经过公式(6)的像素归一化后输出最终的 SR 图像, 这样保证了最终的 SR 图像和 HR1 图像的背景灰度一致。

背景灰度一致。

$$I_{SR}(i, j) = \bar{I}_{SR} \times I_{HR1}(i, j) / \bar{I}_{HR1}, \quad (6)$$

其中:  $I_{SR}(i, j)$ 、 $I_{HR1}(i, j)$  分别是最终 SR 图像和 HR1 图像中坐标点位置为  $(i, j)$  的像素值, 而  $\bar{I}_{SR}$  和  $\bar{I}_{HR1}$  则分别是整个 SR 图像和整个 HR1 图像各自的背景灰度值。

c. 如图 3 所示, 在回归中同样用了光栅扫描方法来抽取测试图像的输入向量。

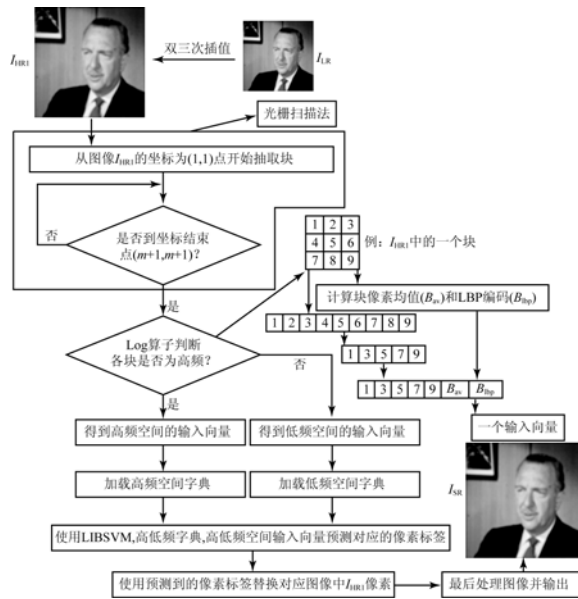


图 3 预测过程的流程图

Fig. 3 Flow chart in predicting process

### 4 实验和分析

#### 4.1 实验过程

在实验中, 所有图像均来自于南加利福尼亚大学数字图像处理研究院(USC-SIPI)官方的数据库(<http://sipi.usc.edu/database/>), 采用图 2 中大小为  $512 \times 512$  的图像用于训练字典, 采用图 4 中 8 幅大小为  $512 \times 512$  或者  $256 \times 256$  的图像测试算法性能。公式(2)降质模型中选用了  $5 \times 5$  高斯模糊核来模糊图像, 下采样 HR 图像和上采样 LR 图像的因子都为 2。训练 SVR 字典的工具是 LibSVM<sup>[19]</sup>。使用 RBF 核函数( $C=2.2$ ,  $\epsilon=0.1$ , 且核函数的参数  $\sigma=0.01$ )训练 SVR 字典, 且使用了交叉验证。抽取块大小  $m=3$ , 循环扫描步长  $S=1$ , 共扫描 9 次。



图 4 参与测试的图像. 从左到右, 从上到下分别编号为 1—8

Fig. 4 Pictures for testing. Top row: No. 1—No. 4, Bottom row: No. 5—No. 8

目前常用的评价重构效果的客观指标有: 峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似度 (SSIM)<sup>[20]</sup>。其中两幅大小为  $M \times N$  的图像的 PSNR 通过公式 (7) 来计算:

$$\text{PSNR} = 10 \log_{10} \frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N 255^2}{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I(i, j) - I'(i, j))^2} \quad (7)$$

所选取的图像都是 8 位灰度级, 即最大灰度值即为 255,  $I(i, j)$  和  $I'(i, j)$  为两幅相同大小图像在相同坐标  $(i, j)$  点的像素值。

SSIM 如公式 (8) 所示, 它是一个经常用来比较两幅图像相似程度的指标。

$$\text{SSIM} = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)} \quad (8)$$

式中:  $\mu$  和  $\sigma$  分别是图像  $x$  和  $y$  的像素均值和方差,  $\sigma_{xy}$  是图像  $x$  和图像  $y$  的协方差。两幅图像完全相同时,  $\sigma_{xy}$  取最大值 1。

#### 4.2 实验结果

图 5 和图 6 分别展示了第 5、6 幅测试图的详细比较结果。本文选择用于对比分析的方法包括双三次插值算法, KIM 等人提出的利用先验知识的稀疏回归算法<sup>[21]</sup>, YANG 等人提出的训练双字典算法<sup>[5]</sup>, DONG 等人提出的深度卷积网络算法<sup>[12]</sup>, PELEG 等人提出的统计模型下稀疏表示算法<sup>[15]</sup>, TIMOFTE 等人提出的可调整固定领域回归的算法<sup>[14]</sup>, 本文提出算法以及 HR 图像方法 (文中分别以 BI, SRP, ScSR, CNN, ASP, A+, PR, HR 缩写表示)。通过图 5、6 比较可知, 提出的算法有较好的视觉效果。双三次插值图像由于丢失了大量的信息, 所得图像最为模糊。ScSR, ASP, SRP, CNN 和 A+ 也恢复出一定量的高频信息, 而提出的算法恢复出了更多的边缘信息。PSNR 和 SSIM 的比较结果分别展示于表 1 和表 2, 从表中可以得出, 提出算法的 PSNR 和 SSIM 高于其它算法。特别是第 6 幅图, 提出的算法比双三次插值在 PSNR 上提高了 5.3%。



图 5 第 5 幅图比较 (放大倍数为 2) 第一行: BI, ScSR, CNN, ASP. 第二行: SRP, A+, PR, HR

Fig. 5 Comparison of different algorithms in No. 5 image (with a magnification factor of 2). Top row: BI, ScSR, CNN, ASP. Bottom row: SRP, A+, PR, HR

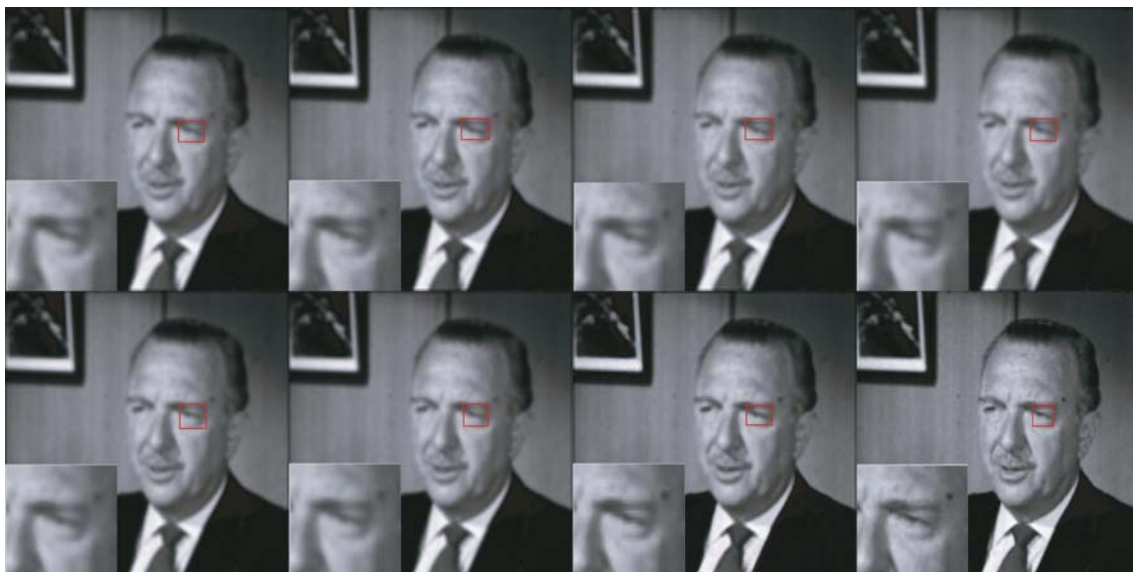


图 6 第 6 幅图比较(放大倍数为 2) 第一行:BI, ScSR, CNN, ASP. 第二行:SRP, A+, PR, HR

Fig. 6 Comparison of different algorithms in No. 6 image ( with a magnification factor of 2). Top row: BI, ScSR, CNN, ASP. Bottom row: SRP, A+, PR, HR

表 1 不同算法的 SR 图像 PSNR 比较结果

Tab. 1 PSNRs of SR images by different methods (dB)

No	BI	ScSR	CNN	ASP	SRP	A+	PR
1	29.47	29.69	29.79	29.81	29.83	29.89	30.47
2	22.96	23.26	23.34	23.42	23.46	23.45	24.04
3	26.18	26.56	26.50	26.58	26.72	26.65	27.36
4	24.57	24.57	24.82	24.91	24.78	24.91	25.48
5	26.31	26.57	26.68	26.68	26.74	26.75	27.29
6	31.72	32.03	32.00	32.27	32.28	32.38	33.41
7	22.97	23.28	23.35	23.40	23.41	23.42	24.05
8	29.08	29.37	29.51	29.57	29.55	29.64	30.23

表 2 不同算法的 SR 图像 SSIM 比较结果

Tab. 2 SSIMs of SR images by different methods

No	BI	ScSR	CNN	ASP	SRP	A+	PR
1	0.867	0.876	0.877	0.87	0.877	0.877	0.886
2	0.741	0.759	0.761	0.76	0.763	0.762	0.801
3	0.926	0.934	0.934	0.93	0.934	0.935	0.962
4	0.865	0.874	0.876	0.88	0.881	0.876	0.894
5	0.898	0.909	0.908	0.91	0.909	0.910	0.947
6	0.939	0.947	0.946	0.95	0.947	0.949	0.953
7	0.762	0.779	0.777	0.78	0.780	0.779	0.804
8	0.941	0.949	0.949	0.947	0.949	0.950	0.971

参考文献:

[1] 穆绍硕,张叶,贾平. 基于自学习局部线性嵌入的多幅亚像元超分辨率成像[J]. 光学精密工程,2015,23

5 结 论

由于现有算法是通过学习多幅高低分辨率图像间的关系进行重构,故得到的重构效果并不好。针对这种利用图像信息效率不高的问题,本文提出了一种基于光栅扫描和支持向量回归机的超分辨率图像重构的学习方法。首先,利用光栅扫描法在高低频空间下抽取训练字典需要的输入向量和像素标签对并且优化它们,利用 LIBSVM 工具训练生成字典;其次抽取低分辨率测试图像中高低频空间下的输入向量,然后将回归得到的对应高分辨率图像中部分像素加入双三次插值图像中去,并对图像进行后处理,最终输出超分辨率图像。实验结果表明,与一些具有代表性的重建方法相比,本文方法的视觉改善较为明显。在 PSNR 和 SSIM 指标上比双三次插值算法分别平均提高了 3.1%~5.3%和 1.5%~8.1%。这表明该方法具有更好的重建效果。

(9): 2677-2686.

MU SH SH, ZHANG Y, JIA P. Super-resolution imaging of multi-frame sub-pixel images based on self-learning LLE [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015,

- 23(9): 2677-2686. (in Chinese)
- [2] 贾苏娟, 韩广良, 陈小林, 等. 光度非均匀彩色序列图像超分辨重建[J]. *液晶与显示*, 2014, 29(1): 106-113.  
JIA S J, HAN G L, CHEN X L, *et al.*. Super-resolution reconstruction with photometric change of color image sequence [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(1): 106-113. (in Chinese)
- [3] 何林阳, 刘晶红, 李刚, 等. 改进 BRISK 特征的快速图像配准算法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(8): 2722-2727.  
HE L Y, LIU J H, LI G, *et al.*. Fast image registration approach based on improved BRISK [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8): 2722-2727. (in Chinese)
- [4] 邓承志, 田伟, 汪胜前, 等. 近似稀疏正则化的红外图像超分辨率重建[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(6): 1648-1654.  
DENG CH ZH, TIAN W, WANG SH Q, *et al.*. Super-resolution reconstruction of approximate sparsity regularized infrared images [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(6): 1648-1654. (in Chinese)
- [5] YANG J C, WANG Z W, LIN Z, *et al.*. Coupled dictionary training for image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(8): 3467-3478.
- [6] REN C, HE X H, TENG Q Z, *et al.*. Single image super-resolution using local geometric duality and non-local similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(5): 2168-2183.
- [7] 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]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 720-729. (in Chinese)
- [8] ZHANG K B, GAO X B, LI J, *et al.*. Single image super-resolution using regularization of non-local steering kernel regression [J]. *Signal Processing*, 2016, 123: 53-63.
- [9] LI J M, QU Y Y, LI C H, *et al.*. Image super-resolution based on multi-kernel regression [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2016, 75: 4115-4128.
- [10] NI K S, NGUYEN T Q. Image super-resolution using support vector regression [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(6): 1596-1610.
- [11] YANG M C, WANG Y C F. A self-learning approach to single image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2013, 15(3): 498-508.
- [12] DONG C, CHEN C L, HE K M, *et al.*. Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(2): 295-307.
- [13] LIANG Y D, WANG J J, ZHOU S P, *et al.*. Incorporating image priors with deep convolutional neural networks for image super-resolution [J]. *Neurocomputing*, 2016, 194: 340-347.
- [14] TIMOFTE R, DE S, VAN G L. A+: adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution [C]. *Proceeding of the 12th Asian Conference on Computer Vision*, 2014: 111-26.
- [15] PELEG T, ELAD M. A statistical prediction model based on sparse representations for single image super-resolution [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(6): 2569-2582.
- [16] 孟伟, 金龙旭, 李国宁, 等. 调制传递函数在遥感图像复原中的应用[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(5): 1690-1696.  
MENG W, JIN L X, LI G N, *et al.*. Application of MTF in remote sensing image restoration [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(5): 1690-1696. (in Chinese)
- [17] ZHAO G Y, AHONEN T, MATAS J, *et al.*. Rotation-invariant image and video description with local binary pattern features [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 1465-1477.
- [18] CHEN P H, LIN C J, SCHOLKOPF B. A tutorial on v-support vector machines [J]. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 2005, 21(2): 111-136.
- [19] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: a library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3).
- [20] 张振东, 陈健, 王伟国, 等. 基于 SSIM\_NCCDFT 的超分辨率的复原评价方法研究[J]. *液晶与显示*, 2015, 30(4): 713-721.  
ZHANG ZH D, CHEN J, WANG W G, *et al.*. Evaluation method of super-resolution restoration based on SSIM\_NCCDFT [J]. *Chinese Journal of*

*Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(4): 713-721. (in Chinese)

[21] 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.

#### 作者简介:



林海杰(1991—),男,山西吕梁人,硕士研究生,2014年于山西师范大学获得学士学位,主要研究图像识别,图像重构,模式识别的研究。E-mail: haijie\_lin@126.com



陈志宏(1978—),男,天津人,博士,讲师,1996年于大连理工大学获得学士学位,2004年、2008年于天津大学分别获得硕士、博士学位,主要研究图像处理,模式识别等方面的研究。E-mail: chenzhihong\_tjut@163.com

#### 导师简介:



袁其平(1962—),男,江苏淮安人,学士,教授,1983年于南京工学院获得学士学位,主要从事光电信息处理,模式识别的研究。E-mail: Yqp1962@163.com

(版权所有 未经许可 不得转载)