

基于SVR和PCA的超分辨率图像 恢复算法应用研究^{*}

王 丹, 周锦程

(黔南民族师范学院 数学系, 贵州 都匀 558000)

摘 要: 利用单幅低分辨率图像重构超分辨率图像的算法中,通常基于样本库进行图像重构,而这类算法效率较低。提出了一种利用SVR和PCA进行特征压缩的图像重构算法,其基本思路是将训练图像分解成若干个基本小块作为样本库;然后利用PCA对低分辨率图像基本小块进行降维处理,并将得到的主成分系数作为特征加以训练,在识别和重构过程中,将待恢复图像进行回归分析,找到相应的超分辨率图像块,然后进行重构。实验结果表明,本文方法较其他算法有更优的恢复结果,并能同时保证较好的实时处理特性,很好地逼近了真实的图像。

关键词: 高分辨率图像恢复;支持向量回归机;主成分分析法;小波变换

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)05-1980-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.05.101

Super-resolution image restoration algorithm based on SVR and PCA

WANG Dan, ZHOU Jin-cheng

(Dept. of Mathematics, Qiannan Normal College for Nationalities, Duyun Guizhou 558000, China)

Abstract: Using a single low resolution image to reconstruct a super-resolution image, usually based on the sample image reconstruction, but this kind of algorithm efficiency is low. This paper presented a SVR and PCA based image restoration method. Firstly, it decomposed the low resolution images into several small pieces and projected these samples onto a smaller space. Then trained the SVR using these samples and their corresponding high resolution patches. During the restoration procedure, it decomposed the test image in the same way and project using trained PCA model. After SVR, mapped each low resolution patch to a high resolution patch which was used to restore the final image. The experiments show that the method can achieve better performance than cubic interpolation method and also has very high computational efficiency.

Key words: super-resolution image restoration; SVR (support vector regression); PCA (principal components analysis); wavelet transform

0 引言

图像重构或超分辨率图像恢复问题是指通过低分辨率图像增强或者估计出相应的超分辨率图像^[1],是图像信号处理中具有挑战性的理论分支。图像重构在目标自动跟踪系统、视频监控、遥感图像处理、医学图像处理等领域都得到了广泛的应用。如在医学图像处理领域的很多场合下,由于硬件或者安全条件限制,而无法获得满足要求的超分辨率图像。某些采用基于增强传感器灵敏度来获取超分辨率图像的方法可能会对患者造成伤害,另一种合理的方案就是通过低分辨率图像来重构超分辨率图像,从而获得图像中的目标细节信息。因此,超分辨率图像重构在学术界和工业界都得到了广泛的关注,近年来已成为国际上图像复原领域最活跃的研究课题之一。

通常情况下,因为超分辨率图像重构需要利用低分辨率图像中较少的像素来得到超分辨率图像中较多的像素,这使得图像

的超分辨率是一个严重的病态逆问题。在成像过程中,可以认为所获得的图像是一幅具有无限像素的超分辨率图像经过降采样和添加系统噪声所形成的低分辨率图像。如果此过程中的采样频率低于Nyquist频率,则从理论上来说,无法最终恢复出原始超分辨率图像。因此,通常的图像恢复是指在一个具有约束的解集中寻找到最优的、尽可能逼近原始超分辨率图像的解。

早期的超分辨率图像恢复采用反卷积方法,这类方法获得的结果会因病态问题的求解而引起波纹^[2]。另一类较为快速而有效的方法是基于非均匀采样结构的内插方法^[3,4],这类方法只处理了数据融合和内插问题,未对图像模糊和噪声进行处理。此外,通过训练图像集中低分辨率图像与超分辨率图像的联系,可以从低分辨率图像中推断出相应的超分辨率图像。这类方法包括利用神经网络进行训练^[5]、基于边缘保持的Hubert-Markov随机场模型等^[6]。另外,小波是信号处理中的常用方法,Nguyen等人^[7]提出了基于小波插值方法的超分辨率

收稿日期: 2011-09-16; **修回日期:** 2011-10-26 **基金项目:** 贵州省自然科学基金资助项目(黔教科2009064);黔南民族师范学院科研项目(qnsy201001)

作者简介: 王丹(1981-),女(仡佬族),贵州福泉人,讲师,硕士,主要研究方向为图像处理(wdan81@163.com);周锦程(1981-),男,讲师,硕士,主要研究方向为软件开发技术、人工智能。

重构,但算法的计算量较大。

通过将图像切分成若干小块,可以利用支持向量回归机(SVR)算法来找到与低分辨率图像小块相对应的超分辨率图像块,从而实现超分辨率图像的重构。对于这类方法,其中一个主要的制约因素是计算量较大,尤其是经过特征提取后,每个图像块的特征空间维数很大,这将直接影响到SVR的运算效率。因此,本文针对以上算法的缺陷,提出了一种利用PCA方法对特征进行筛选,然后利用SVR进行图像恢复的方法。

1 支持向量机与特征筛选

在本文中,利用支持向量机进行回归分析,计算从低分辨率图像块到目标超分辨率图像块之间的概率,以便为图像恢复提供依据。在SVR算法中,训练数据集的构成方法是将一组低分辨率图像及其对应的超分辨率图像切分成若干等数量的矩形小块,并对其进行编号,对每个低分辨率图像小块提取一组高维特征。由于已知其编号,能简单地将其映射到所对应的超分辨率图像小块上。这样,可以通过训练图像构成一组训练数据集: $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$,其中 x_i 为低分辨率图像块所提取的特征值, y_i 为该低分辨率图像对应的超分辨率图像。

通常的线性回归算法是利用一个线性方程 $\omega^T X + b$ 来计算回归后的目标值与目标真值的最小均方差:

$$\min_{\omega, b} \sum_{i=1}^n (y_i - (\omega^T x_i + b))^2 \quad (1)$$

为了避免使用过于简单的线性方程,可以采用一个非线性投影方程 $\varphi(x)$,将特征值从一个低维空间投影到一个高维空间,使得那些在低维空间中非线性分布的变量在高维空间中能依靠简单的线性曲面进行区分。同时,为了避免过度拟合,通常会引入一个偏移量,使得最终的回归方程为

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

并且使得

$$\begin{aligned} y_i - (\omega^T \varphi(x_i) + b) &\leq \varepsilon + \xi_i \\ (\omega^T \varphi(x_i) + b) - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0; i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3)$$

其中: ε 为一个事先设置的误差阈值,且满足 $|y - (\omega^T \varphi(x) + b)| \leq \varepsilon$; ξ_i 和 ξ_i^* 为对系统输出进行约束的松弛变量; C 是误差损失系数。

通过对以上回归方程的求解,能得到一组最优的支持向量,从而能将新的测试数据(低分辨率图像)投影得到一个目标超分辨率图像。但当所提取的特征向量维数过高时,一方面易引起维数灾难,造成系统的过度拟合;另一方面,过高的特征维数会使得训练和识别过程的计算量增加,影响到系统的实时性,尤其在视频监控系统中,会造成系统不可使用。因此,在本文中,使用主成分分析法对所提取的特征进行筛选和压缩。

主成分分析法是一种利用奇异值分解方法进行线性方程分析的、被广泛使用的数学方法。这一方法被大量地使用在模式识别、聚类分析等领域。其主要思路是:对于一组样本图像,或者样本点 $I_1, I_2, \dots, I_n$,找到其样本均值 μ 和每个样本点对应的主成分向量 $B_1, B_2, \dots, B_k$,使其满足:

$$I_i = \mu + \sum_{j=1}^k (c_{j,i} B_j) \quad (4)$$

其中: $c_{j,i}$ 表示某一样本点 I_i 中第 j 个主成分所占的权重。由这一组主成分可以构造出一个较原来高维特征空间维数更低的低维特征空间(PCA空间),从而实现特征筛选和压缩的目的。

在实际使用中,把输入的图像或者其特征作为一个一维向量,所有的训练图像则组成了一个图像(特征)矩阵,可以方便地计算出图像或者特征的均值。将图像(特征)矩阵中各个向量减去特征均值,则可以得到一个矩阵 D 。通过利用奇异值分解可以得到

$$D = USV \quad (5)$$

其中: U 和 V 为两个互为转置的正交矩阵,其每个行向量或者列向量为正交基向量; S 为一个对角矩阵,其中每个对角元素与 U 和 V 的特征向量相对应。可以视 US 为一组主成分,而 V 则为一个系数矩阵,其列向量代表着每幅训练图像所对应的主成分系数。这样,对于一幅新图像或者特征 W ,其系数在主成分中的表达可以用式(6):

$$V_w = (US)^{-1} W \quad (6)$$

其中: V_w 为该新图像利用主成分表达时的系数。当只利用部分主成分来对新图像进行表达时,则可以达到利用一个较小的特征空间表达原始高维空间数据的目的。

2 图像恢复算法的实现

利用单帧图像进行图像超分辨率恢复的问题可以视为一个基于样本搜索的算法。给定一组训练图像,对于新图像的重构效果取决于该新图像与训练图像的相关度高低。相关度越高,越容易在训练样本中找到类似的元素进行重构,且重构结果越好。本文中,使用如图1所示的流程进行图像恢复。

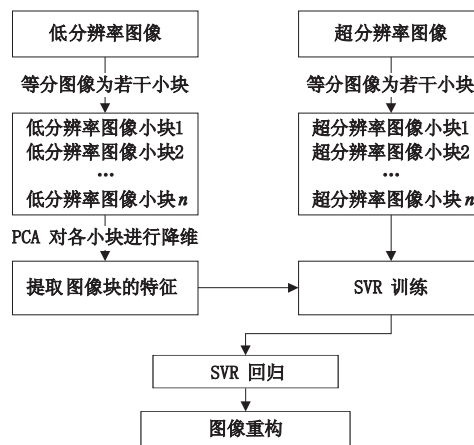


图1 图像重构流程

a)将训练图像中的超分辨率图像和相应的低分辨率图像按照同样数量进行分解,并确定每个图像小块之间的对应关系;b)利用PCA来对各个低分辨率图像进行降维处理;c)将降维处理所提取出的主成分系数作为图像块的特征;d)利用各个图像小块的特征及其对应的超分辨率图像之间的对应关系进行SVR训练,找到特征到超分辨率图像块之间的拟合关系。

在测试过程中,同样将低分辨率图像分解成若干小块,利用PCA将图像小块进行投影并得到相应的主成分系数,即图像块的特征;然后利用SVR进行回归分析,找到距离其最近的超分辨率图像索引;最后,利用这些得到的超分辨率图像块重

构出结果图像。

由于图像重构的超分辨率图像块决定了最终的重构结果,那些在训练集中未能出现的图像基本元素则无法在重构结果中出现。因此,在利用 SVR 进行识别的过程中,如果得到的概率过小,则认为该图像块在训练集中未能出现,那么使用三次样条插值算法对该低分辨率图像小块进行插值运算,从而保证最终结果不至于出现衔接不均匀的现象。

3 实验结果分析

在实验中,首先采集了一组超分辨率人物、房屋、汽车和植物的图片作为训练样本。然后将这组图片长宽分别缩小到原尺寸的 1/4,模拟成为一组低分辨率图像。由于使用了完全相同的图像构成超分辨率图像组和低分辨率图像组,因此很容易将这组图片分解成若干小块,并找到各个小块之间的对应关系。然后按照图 1 的结构进行 PCA 降维和 SVR 训练。在测试过程中,将被测试图像分解成为若干小块,并使得小块的尺寸与训练集中低分辨率图像小块的尺寸一致;然后以同样的方法进行 PCA 分解和降维,并得到相应的特征值;最后再通过 SVR 进行重构。

为了测试本文方法重构超分辨率图像的效果,使用了 PSNR 来计算重构图像与原始超分辨率图像之间的信噪比:

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

其中: $f(i,j)$ 表示原始超分辨率图像某元素的灰度, $\hat{f}(i,j)$ 表示重构图像中相应元素的灰度。

表 1 中,列出了四幅图像采用不同主成分数量以及采用样条差值算法及文献[8~10]算法重构前后的信噪比。由表 1 可看出,本文方法获得的超分辨率图像与原始图像的均方差较文献[8~10]中的算法要更接近于原始图像,并且随着 PCA 维数增加,相关度更高。

表 1 图像恢复信噪比 /dB

图像	PCA 维数			文献[8]	文献[9]	文献[10]
	10	20	30			
人物	26.2	26.7	29.4	28.3	27.5	29.1
汽车	34.2	35.1	33.2	33.7	32.8	34.5
房屋	30.3	31.8	32.3	31.3	30.6	31.5
植物	19.7	20.6	23.3	20.3	19.9	22.5

图 2 中给出了在房屋图像重构过程中随着 PCA 维数的增加,重构图像与原始图像之间信噪比的变化趋势。

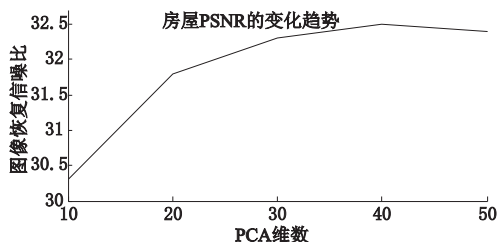


图 2 PCA 维数与信噪比关系曲线

从图 2 中也可以得到与表 1 相同的结论,即随着 PCA 维数的增加,重构图像与原始图像之间的信噪比也增加,但是当 PCA 维数达到 40 后,信噪比的变化就不再明显。

在图 3 中,给出了使用本文方法(PCA 维数为 30 时)和文献[8~10]中所提出的算法的实验结果。可以看出,使用本文

方法获得的重构图像不仅比文献[8~10]所获得的超分辨率图像保持了更多的细节,而且更接近原始超分辨率图像。

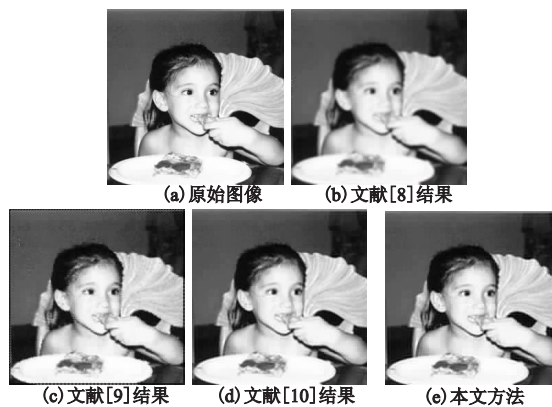


图 3 图像重构实验结果对比

4 结束语

本文提出了一种基于支持向量回归机和 PCA 降维处理的图像重构算法。该算法利用 PCA 的特征筛选特性,能有效地将图像从超维空间降低到低维空间,并使算法效率得到有效的提高。同时,采用基于 SVR 的识别算法,能利用已知的训练数据重构出新的超分辨率图像,因此较基于图像自身特性的重构算法更优。

参考文献:

- [1] PARK S C, PARK M K, KANG M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2003, 20(3): 21-36.
- [2] 邹谋炎. 反卷积和信号复原[M]. 北京: 国防工业出版社, 2001.
- [3] UR H, GROSS D. Improved resolution from sub-pixel shifted pictures [J]. CVGIP Graphical Models and Image Processing, 1992, 54(2): 181-186.
- [4] KEREN D, PELEG S, BRADA R. Image sequence enhancement using sub pixel displacements [C]//Proc of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1988: 742-746.
- [5] BAKER S, KANADE T. Limits on super-resolution and how to break them [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2000: 372-379.
- [6] SCHULZ R R, STEVENSON R L. A Bayesian approach to image expansion for improved definition [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1994, 3(3): 233-242.
- [7] NGUYEN N, MILANFAR P. A wavelet-based interpolation restoration method for superresolution [J]. Circuits, Systems, and Signal Processing: Special Issue on Advanced Signal and Image Reconstruction, 2000, 19(4): 321-338.
- [8] SALZENSTEIN F, COLLET C. Fuzzy Markov random fields versus chains for multispectral image segmentation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(11): 1753-1767.
- [9] 李朝晖, 陈明. 基于小波域正则化和贝叶斯规则的图像恢复算法 [J]. 计算机应用研究, 2005, 22(7): 174-176.
- [10] FAN Xin, HUANG Hua, LIANG De-qun, et al. A hybrid parallel projection approach to object-based image restoration [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(10): 1045-1053.