

基于降维处理的图像超分辨率恢复方法研究

叶谷平

(湛江师范学院, 广东 湛江 524048)

摘 要: 研究了利用单幅低分辨率图像重构高分辨率图像的问题. 针对以往基于样本库进行图像重构算法效率较低的缺陷, 提出了一种利用支持向量机回归和 PCA 进行特征压缩的图像重构算法. 实验结果显示本文方法较插值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, 能很好的逼近原始的真实图像.

关键词: 图像恢复; 支持向量机; 主成份分析

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)03-0151-04

Image Restoration Using Dimensional Reduction Method

YE Gu-ping

(Zhanjiang Normal University, Zhanjiang 524048, China)

Abstract: In this paper, we show a SVR and PCA based image restoration method. The experiments show that our method can achieve better performance than cubic interpolation method and also has very high computational efficiency.

Key words: restoration; SVR; PCA

1 引言

图像重构或者图像超分辨率恢复问题是指通过低分辨率图像增强或者估计出相应的高分辨率图像. 图像重构在视频监控系統, 目标自动跟踪系統, 医学图像处理, 遥感图像处理等领域都得到了广泛的应用^[1].

较为早期的高分辨率图像恢复采用反卷积方法, 这类方法获得的结果会由于病态问题求解的问题而引起波纹^[2]. 另外一类较为快速而有效的方法是线性或者非线性插值运算. 这类方法的特定是运算效率高, 但是图像恢复效果受到限制. 通过训练图像集合中建立低分辨率图像与高分辨率图像的联系, 可以从低分辨率图像中推断出相应的高分辨率图像. 这类方法包括利用神经网络进行训练的方法^[3], 或者基于马尔科夫随机场的方法^[4]. 另外, 通过将图像切分成若干小块, 可以利用支持向量机的回归算法(SVR)来找到与低分辨率图像小块相对应的高分辨率图像块, 从而实现高分辨率图像的重构.

对于这类方法, 其中一个主要的制约因素是其计算量较大, 尤其是经过特征提取后, 每个图像块的特征空间维数很大, 直接影响了支持向量机的运算效率.

2 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, 从而计算得到从低分辨率图像块到高分辨率图像块之间的概率, 以便为图像恢复提供依据.

在利用支持向量机进行回归分析的算法中, 首先确定一组训练数据集. 训练数据集的构成方法是将一组低分辨率图像及其相对应的高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. 对于每个低分辨率图像小块, 提取一组高维特征, 并且由于已知其编号, 能简单的将其映射到其所对应的高分辨率图像小块上. 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, 而 y_i 则为该低分辨率图像对应的高分辨率图像.

通常的线性回归算法利用一个线性方程 $W^T X$

$+b$ 来计算回归后的目标值与目标真值的最小均方差:

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

为了避免使用过于简单的线性方程,在支持向量机模型中,可以采用一个非线性投影方程 $\phi(x)$,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,为了避免过渡拟合,通常会引入一个偏移量,使得最终的回归方程如下表示:

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

并且使得:

$$\begin{aligned} y_i - (W^T \phi(X_i) + b) &\leq \epsilon + \xi_i, \\ (W^T \phi(X_i) + b) - y_i &\leq \epsilon + \xi_i^*, \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0, i=1, \dots, n. \end{aligned} \quad (3)$$

其中 ϵ 为一个事先设置的错误阈值,使得 $|y - (W^T \phi(X) + b)| \leq \epsilon$, 而则 ξ_i 表示训练集中错误率的上限, ξ_i^* 表示训练集中错误率下限. C 是错误损失系数.

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)投影得到一个目标高分辨率图像.

但是,如果所提取的特征向量维数过高的时候,一方面容易引起维数灾难,造成系统的过拟合,另外一方面,过高的特征维数会使得训练和识别过程计算增加,影响到系统的实时性.尤其在视频监控系统中,会造成系统的不可使用性.

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(PCA)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.这一方法被大量的使用在模式识别,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 $B_1, B_2, \dots, B_k$, 使得其满足如下公式:

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

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),从而实现了特征筛选和压缩的目的.

在实际使用中,可以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.可以方便的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(SVD)可以得到如下一个分解:

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

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如下公式:

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

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.

3 图像恢复算法的实现

本文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.给点一组训练图像,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,则重构结果更好.

使用如下流程图进行图像恢复,如图 1 所示.

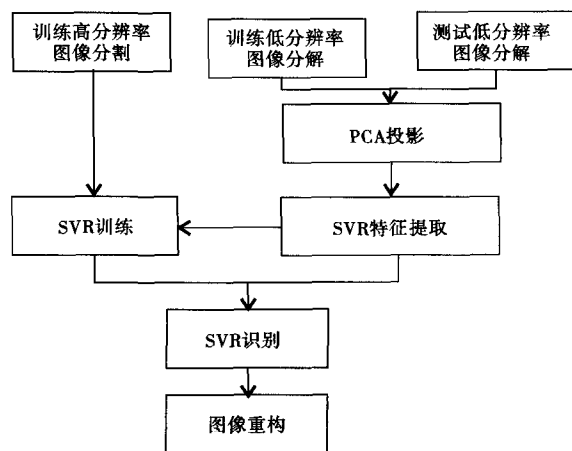


图 1 图像重构流程图

首先,将训练图像中的高分辨率图像和相应的低分辨率图像按照同样数量尽心分解,并确定每个图像小块之间的对应关系.然后利用 PCA 来对各个低分辨率图像进行降维处理.然后在降维处理的结果所提取出的主成分系数作为图像块的特征.在本

文中,所得到的特征维数为 20. 然后,利用各个图像小块的特征及其对应的高分辨率图像之间的对应关系进行 SVR 训练,找到特征到高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,然后利用 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,找到距离其最近的高分辨率图像索引. 最后,利用这些得到的高分辨率图像块重构出结果图像.

如前文所述,由于图像重构的高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,当在利用 SVR 进行识别过程中,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.

4 实验设置和结果

在实验中,首先采集了一组高分辨率人物,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高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. 然后按照流程图 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. 最终,通过 SVR 进行重构.

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

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

其中 $f(i,j)$ 表示原始高分辨率图像某元素的灰度,而 $\hat{f}(i,j)$ 则表示重构图像中相应元素的灰度.

在表 1 中,显示了 4 幅图像采用不同的主成分数量以及采用样条差值算法重构前后的信噪比.

表 1 图像恢复信噪比

PCA 维数	10	20	30	样条插值
人物	26.2	26.7	29.4	20.5
汽车	34.2	35.1	33.2	26.3
房屋	31.9	32.1	32.4	23.3
植物	19.7	20.6	23.3	15.4

可以看到,使用本文方法获得的高分辨率图像与原始图像的均方差较样条差值算法要更接近原始图像,并且随着 PCA 维数增加,相关度更高,但同时运算时间会增加.

在图 2 中,显示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.

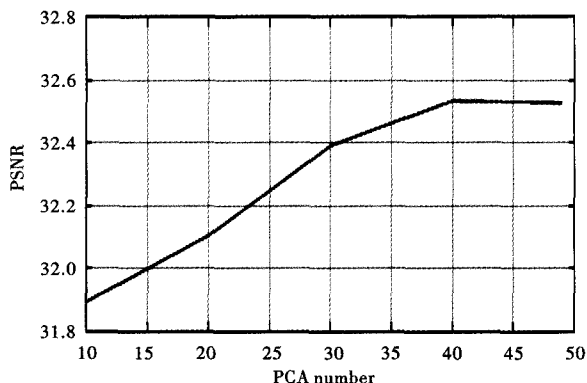


图 2 PCA 维数与信噪比关系曲线

从图 2 中也可以得到与上表相同的结论,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 以后,信噪比的变化就不再明显.

在图 3 中,可以看出,使用本文方法获得的重构图像比传统的样条插值算法获得的高分辨率图像保持了跟多的细节,更接近原始高分辨率图像.

5 结束语

文中提出了一种基于支持向量机回归和 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,能有效的将图像从高维空间降低到低维空间,使得算法效率得到有效的提高. 同时,使用基于 SVR 的识别算法,能利用已知的训练数据重构出新的高分辨率图像,因此较传统的插值运算或者基于图像自身特性的重构算法更优. 实验结果显示本文方法优于常规的插值运算图像恢复方法^[5-8].



(a) 原始图像



(b) 样条插值结果



(c) 本文方法

图3 图像重构实验结果对比

参考文献:

- [1] Zhang W, Cham W-K A single image based blind super-resolution approach Image Processing [C] // proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image processing. San Diego CA: IEEE, 2008: 329-332.
- [2] 刘梅, 刘慧念, 刘伟东, 等. 一种基于神经网络的超分辨率图像重构方法 [J]. 哈尔滨工业大学学报, 2003, 35(6): 707-710.
- [3] 彭旭俊, 张桂林. 基于 Gibbs 模型的提高图像分辨率方法 [J]. 红外与激光工程, 2003, 32(6), 613-616.
- [4] 耿连英, 贺兴时, 贺飞跃. 基于模糊分类的 MRF 图像恢复方法 [J]. 计算机工程, 2011, 37(10): 198-199.
- [5] Xin Fan, Hua Huang, Dequn Liang, et al. A hybrid parallel projection approach to object-based image restoration [J]. Pattern Recognition Letters, 2006, 27(10): 1045-1053.
- [6] 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.
- [7] 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, (7): 174-176.
- [8] 薛淑敏, 杨安祺. 图像增强算法仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2011(05): 303-306.

作者简介:

叶谷平 男, (1960—), 实验师. 研究方向为教育技术、计算机网络应用.