

基于聚类和高斯过程回归的超分辨率重建

华书娜, 王培康, 朱 高

(中国科学技术大学 电子工程与信息科学系, 合肥 230027)

摘 要: 在样本学习的思想框架下, 针对图像超分辨率问题的研究, 提出了数据聚类和高斯过程回归相结合的解决方法. 使用 K-means 对数据进行聚类, 在各类中利用高斯过程回归对样本库中高低分辨率图像之间的对应关系进行学习. 根据得到的学习模型对需要处理的低分辨率图像所对应的高分辨率图像进行预测, 有效地利用了高低分辨率图像之间的统计特性. 实验结果表明该方法可以较好地改善超分辨率重建效果.

关键词: 超分辨率; 聚类; 高斯过程回归

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)10-0026-04

Super-resolution Reconstruction Based on Clustering and Gaussian Process Regression

HUA Shu-na, WANG Pei-kang, ZHU Gao

(Department of Electronic and Information Engineering, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China)

Abstract: To solve image super-resolution problems, in a learning-based framework, clustering method and the Gaussian Process Regression are employed. The k-means algorithm is used to make data clustered. And in each cluster, the relationship between the low-resolution images and the high-resolution images is modelled by the Gaussian Process Regression through the learning in the training dataset. With the learned model, the high-resolution image can be obtained by given a input low-resolution image. The statistical relationship between the low-resolution images and the high-resolution images is effectively utilized and the results demonstrate the proposed algorithm can make improvement in super resolution reconstruction.

Key words: super resolution; clustering; Gaussian Process Regression

1 引言

图像超分辨率重建指的是从一幅或多幅经下采样和模糊后降质的低分辨率图像或图像序列通过建模得到高分辨率图像的过程. 从求解线性方程解的角度来看, 这个过程是个病态问题, 因为产生同样的一幅低分辨图像的高分辨图像并不唯一. 在一些传统的方法中, 插值方法^[1]和正则化重建算法^[2]被应用在解决超分辨问题中. 这些方法能在一定程度上解决超分辨问题, 但是存在着许多局限性, 尤其在放大因子较大和低分辨率图像能提供的信息不足的情况下, 重建质量会急剧下降.

基于样本学习的方法将一个同时含有高低分辨

率图像的样本库引入, W. T. Freeman^[3]通过在马尔科夫网络对样本进行训练学习建立高低分辨率之间的对应关系, Yang^[4]通过稀疏表示的方法得到高分辨图像在冗余字典下的稀疏系数, 这些方法能有效地弥补传统的方法的不足. 但是因为算法本身的特点, 对样本的数量需要特别大, 导致在计算量和运行时间上不利于实时应用. Karl S. Ni^[5]探讨了在频域使用支持向量机回归的方法, 结果表明采用回归过程的思想来解决超分辨率问题, 可以利用回归过程算法本身对数据的高度拟合能力, 在样本库数量较少的情况下, 就能得到较好的重建质量. He He^[6]验证了高斯过程回归解决超分辨问题的可行性, 但是其采用的思路是分别在上采样和去模糊两个过程

中利用图像自身的特性形成训练样本库,重建过程利用的数据信息有限,得到的重建图像在视觉上较模糊。

本文提出聚类和高斯过程回归相结合的算法,先通过聚类算法将结构信息相似的数据归为一类,使得每一类的数据具有极大的相似度。然后分别对分类后的每一类的训练数据使用高斯过程回归进行学习,得到训练样本中的高低分辨率对应关系,进而利用学习到的模型对每一类的测试数据进行预测,得到最终的高分辨率图像。实验结果表明这种算法能提高重建图像的信噪比,同时也能获得较好的重建质量。

2 问题描述

一般情况下,解决超分辨率问题采用的重建模型如下所示:

$$Y=DHX+n \quad (1)$$

其中, X 表示高分辨率图像, H 表示下采样矩阵, D 表示模糊矩阵, n 表示加性噪声, Y 表示降质后的低分辨率图像。

在样本学习的过程中,高低分辨率图像分别被划分为若干个 $mN \times mN$ 和 $N \times N$ 的数据块,相邻数据块之间有一定像素的重叠, m 是放大因子。回归过程可以通过一定的数学模型,根据给定的输入输出数据得到相应的输入输出之间的关系。所反映的非线性映射关系类似 $f: x \rightarrow y$ 的形式。其中 x 表示输入,是一个多维向量, y 表示输出,为一个数值。当在超分辨问题中应用回归过程模型时,设训练样本的输入数据为 X , 相对应的输出数据为 Y , 则

$$X=[x_1, x_2, \dots, x_n]^T \quad (2)$$

$$Y=[y_1, y_2, \dots, y_n]^T \quad (3)$$

其中 x_1 表示一个 $N \times N$ 的低分辨率图像的数据块所形成的 $N^2 \times 1$ 维的向量, y_1 表示和低分辨率数据块相对应的 $mN \times mN$ 大小的高分辨率图像块的中心所对应的像素值。

根据回归过程模型可知,在回归过程的预测阶段,得到的预测值即为高分辨率图像中每个像素的像素值。

3 基于聚类和高斯过程回归的超分辨率重建

3.1 数据聚类

对于给定的一幅低分辨率图像,在进行超分辨率重建时采用全局的还是局部的处理方式,所产生的重建结果不一样。在图像去噪领域, P. Chatter-

jee^[7] 提出一种局部策略来对图像进行去噪,即采用由相似的图像块产生的局部字典来代替全局字典对含有噪声的图像块进行表示。相关的实验结果表明,同一些常用的全局字典如 ksvd 稀疏字典相比,这种局部字典不仅能大大降低计算复杂度,同时对图像的不同区域,能更灵活地表示其边缘和纹理信息。这种方法具有有效性是因为在图像全局范围内不同图像块的结构信息上存在相似性和不相似性的差异。结构信息相似的图像块可以用同样的表现形式表达,结构信息不相似性的图像块需要有区别地进行处理。在对图像进行局部处理和表示时,由于充分考虑了图像的上述特性,因而能有效地改善图像处理效果。

受此思想的启发,同时也考虑到在高斯过程回归的应用中,如果要实现越高的数据预测精度,所需要训练数据和测试数据之间的相关性就越强,所以本文使用聚类的方法对数据进行局部处理,将具有相似性的训练数据和测试数据归为一类,使用相同的回归模型进行处理,不同类之间因为不具有相似性,所以使用不同的回归模型。具体的聚类方法如下:

首先使用 k-means 聚类算法对样本库中训练数据进行聚类,假设得到 k 类聚类结果,则训练数据成为一个具有 k 类结构信息的数据集合,可表示为:

$$Y=\bigcup_{k=1}^K \{y_i | i \in \Omega_k\} \quad (4)$$

然后,对于每一个待处理的低分辨率图像块,根据公式(5)将其归为 k 类中的某一类。

$$d=e^{-\frac{|x_i-x_j|^2}{k^2}} \quad (5)$$

其中, x_i 代表的是第 i 个待处理的输入数据, x_j 代表的是训练数据聚类后第 j 类的聚类中心。这样对于每个输入的低分辨率图像块,就形成了一个 $1 \times K$ 的距离向量 $d=[d_1, \dots, d_K]$, 假设 d_m 为 d 中的最小值,则待处理的输入数据 x_i 就被归为第 m 类。这样对于每一类数据,就同时具有了训练数据和与其存在较大相关性的待预测数据,从而有利于下一步的数值预测。

3.2 高斯过程回归

高斯过程可以由一个均值方程 $m(x)$ 和一个协方差方程 $k(x_i, x_j)$ 确定。对于一个输入数据集 $\{x_i\}_{i=1}^n$, 高斯过程假设与其相对应的函数值集合 $f=[f(x_1), \dots, f(x_n)]^T$ 具有联合高斯分布的特性,表示如下:

$$f|\{x_i\}_{i=1}^n \sim N(m(x), K(X, X)) \quad (6)$$

其中 $K(X, X)$ 表示的是一个 $n \times n$ 的协方差矩阵, 且 $[K(X, X)]_{ij} = k(x_i, x_j) = E[f(x_i)f(x_j)]$

在回归模型中, 已知的训练数据集是一个包含有 n 个输入-输出对的集合, 可表示为:

$$D = \{x_i, y_i | i = 1, \dots, n\} \quad (7)$$

在给定训练数据的前提下, 使用回归过程的目的是对一个新输入的 D 维测试数据, 根据学习到的训练集中的输入输出关系, 预测出其对应的输出值。

高斯过程回归假设预测值是由一个未知具体形式的隐函数 $f(x)$ 在有高斯噪声的背景条件下产生的, 可表示为:

$$y = f(x) + \epsilon, \epsilon \sim N(0, \sigma_n^2) \quad (8)$$

对 $f(x)$ 加上高斯过程先验条件限制后, 可得到在均值函数为 0 条件下的训练集输出 y 和测试集输出 y_* 的联合分布:

$$\begin{bmatrix} y \\ y_* \end{bmatrix} \sim N \left(0, \begin{bmatrix} K & K_*^T \\ K_* & K_{**} \end{bmatrix} \right) \quad (9)$$

其中 $K = K(X, X) + \sigma_n^2 I$; $K_{**} = k(x_*, x_*)$

$$K_* = [k(x_*, x_1) \ k(x_*, x_2) \ \dots \ k(x_*, x_n)] \quad (10)$$

通过 Carl^[8]等人的推导, 可得预测概率分布为:

$$p(y_* | x_*, D) = N(K_* K^{-1} y, K_{**} - K_* K^{-1} K_*^T) \quad (11)$$

上述分布的均值即为回归过程得到的预测值。值得指出的是, 在高斯过程回归中, 协方差函数形式的选择对于预测结果有着重要的影响, 本文选用指数平方型的协方差函数, 表示形式如下:

$$k(x_i, x_j) = \sigma_f^2 \exp \left(\frac{-(x_i - x_j)^2}{2l^2} \right) \quad (12)$$

同时对于超参数 $\theta = \{l, \sigma_n, \sigma_f\}$ 的选择, 高斯过程回归利用共轭梯度算法可得到其的最优化解。相比图像处理领域支持向量机回归算法, 其超参数选择需要通过交叉验证方法, 高斯过程回归得到的预测结果更为精确, 这点可以在后面的实验结果中得到体现。

3.3 实现步骤

在实际运用上述算法解决超分辨率问题时, 为了消除高低分辨率之间维数差, 先对训练集和测试集中的低分辨率图像进行插值, 使插值后得到的图像的维数和高分辨图像维数一致。具体步骤如下:

① 使用双线性插值方法对样本库中的低分辨率图像和测试集中的低分辨率图像进行插值, 设得到的图像分别为 I_a, I_b 。

② 对样本库中的高分辨图像 H_a , 及 I_a, I_b 进行分块, 按照回归过程所需要的数据形式要求及 2 中

的介绍, 分别形成训练集和测试集。需要指出的是, 经过分块后得到的每个图像块需要进行去均值操作, 这样做是为了使回归过程处理的数据更具有统计意义。

③ 按照 3.1 介绍的数据聚类方式, 将训练样本分为 k 类, 同时测试集的数据也分为相应的 k 类。

④ 对各类数据分别建立高斯过程回归模型进行学习, 再利用学习训练阶段得到的样本对之间的关系对测试集数据所对应的输出值进行预测。

⑤ 每一类得到的预测值即为高分辨率图像各点的像素值, 将各类数据通过高斯过程回归模型得到的预测值, 和其相应的位置关系对应起来, 形成的图像即为经过样本学习后得到的高分辨率图像。

4 实验结果与分析

实验操作中, 图像放大因子都设为 3, 使用的样本库选自国际通用的标准图像数据库 USC_SIP1, 其中共包含 6 幅高分辨率图像 (尺寸大小都为 128×128 像素) 如图 1 所示。其所对应的低分辨率图像是通过高分辨率图像先使用高斯模糊核函数进行模糊操作, 然后再进行下采样得到。实验中采用大小为 7×7 的高斯模糊核, 其方差 $\sigma^2 = 1.6$ 。同时在实验中使用的图像块尺寸为 5×5 。对于输入的测试图像, 如果是彩色图像, 先将其转换到 YCrCb 空间, 只处理其亮度分量, 因为人眼对亮度的变化更为敏感。



图 1 样本库图像

实验仿真平台为 matlab2009b, 为了证明本算法的有效性, 同时给出了双线性插值方法, He He^[6]算法 (仅利用单幅图像进行学习的高斯过程回归算法), 支持向量机回归 (SVR) 算法的图像仿真结果和信噪比。

从 4 种算法通过对不同的图像进行实验得到的信噪比结果看, 本文算法获得的信噪比在数值上比

其他方法较高,证实了本文算法在解决超分辨问题上的有效性.

表 1 不同算法下的 PSNR

Images	Bicubic	He He ^[6]	SVR	Our
Goldhill	24.12	24.55	25.84	26.12
Clock	23.85	24.57	26.26	26.37
Cameraman	21.67	22.24	23.45	23.85
House	26.10	27.02	29.16	29.77
Butterfly	20.76	21.09	23.46	24.89
Tree	23.01	23.72	25.60	26.22
face	30.03	31.00	32.24	32.68
Girl	28.86	29.56	31.43	32.11

图 2 给出了不同算法对图像“Tree”进行重建的结果图.从图中可以看出,双线性插值算法虽然实现简单,但是获得的图像较模糊. He He 算法采用的是利用图像自身信息产生学习训练需要的样本,由于信息提供不足,导致在一些局部结构上出现了过平滑的效果,SVR 算法的结果在边缘方面有一些模糊,相比之下,本文的算法获得了较好的视觉效果,特别在树干,石头等这些具有特征的物体的边缘信息处,达到了较好的视觉改善效果,使图像局部区域的结构信息得到体现.



(a) 双线性插值

(b) He He^[6]算法



(c) SVR 算法

(d) 本文算法

图 2 不同算法得到的图像结果

5 结束语

本文提出了一种基于聚类和高斯过程回归的算法来解决超分辨问题.实现了在样本库中样本较少的情况下,通过将数据分类,针对相似的图像块采用相同的高斯回归模型,不同类采用不同的高斯回归模型,有效地提高了高斯过程回归对数据的预测能力,得到了在信噪比和重建图像视觉质量上的提高,为超分辨率问题的解决提供了一种可行且有价值的研究途径.

参考文献:

- [1] Li X, Orchard M. New edge-directed interpolation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10 (10): 1521-1527.
- [2] Schultz R R, Stevenso R L. A bayesian approach to image expansion for improved definition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1994, 3(3): 233-242.
- [3] Freeman W T, Jones T R, Pasztor E C. Example-based super-resolution [J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22(2): 56-65.
- [4] Yang J, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK, 2008:1-8.
- [5] Karl S Ni, Truong Q Nguyen. Image super resolution using support vector regress [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(6): 1596-1610.
- [6] He He, Wan-Chi Siu. Single image super-resolution using gaussian process regression [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. USA: Cdoorado Springs, 2011.
- [7] Chatterjee P, Milanfar P. Clustering-based denoising with locally learned dictionaries [J]. IEEE Trans. Image Processing, 2009, 18(7): 1438-1451.
- [8] Carl Edward Rasmussen, Chris Williams. Gaussian processes for machine learning [M]. MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 2006.

作者简介:

华书娜 女, (1986—), 硕士研究生. 研究方向为图像超分辨率重建.

王培康 男, (1952—), 教授, 硕士生导师. 研究方向为计算机网络、超分辨率图像重建通信和通信信号处理.