Jointly Optimized Regressors for Image Super-resolution

**Abstract：**

1.训练过程中产生联合分辨率的最小误差

2.测试过程中，为每一个patch选择最合适的回归器，相同的patch由低分辨率到高分辨率的过程一样，可以是用kNN聚类

**Introduce：**

1.图像尺寸的改变是最常见的操作，缩小（downsampling）图像尺寸是很容易的，然而图像的放大（upsampling）却存在很大问题：图像相应的二义性（the notorious ambiguity of patch

Correspondence）-- a low-resolution (LR) image patch canbe the down-sampled version of enormous high-resolution(HR) patches.

2.由于需要降低歧义性，所以需要各种形式的先验知识。（In order to reduce the ambiguity, different forms of prior knowledge have been explored）

先验举例EG：图像足够的平滑。

3.基于范本的超分辨率算法，我们把每一个图像分别的提升其分辨率，应用已知/的LR和HR对应模式。Patch重叠的部分求均值。

4.回归函数是高度非线性的，产生一个可以用在每一个patch上合适的非线性函数是很困难的。[TDV13,YY13] 文章中，为了解决复杂的非线性问题，通过应用一系列局部函数的集合。本文扩展这个方法，通过提出一个新颖的方法：一系列局部回归函数联合优化。

5.在实际应用中，我们联合的优化一系列局部回归函数。对于训练数据，每一个LR都和是找到可以产生和HR误差最小的回归函数，也就是可以找到最合适的回归函数。然而对于测试数据，LR已知，HR却未知。为了解决这个问题，我们回到训练数据集，外推出局部领域的信息。

Previos Work

1. 最早使用的方法：The oldest direction and very popular in commercial software is represented by the data invariant linearfilters. Nearest-Neighbor, Bilinear, Bicubic, Hamming,NEDI, or Lanczos interpolation kernels are among the bestknown [Duc79,TBU00,LO01].
2. 产生的问题：exhibit visual artifacts such as blurring, ringing, blocking, aliasing.为了解决这些方法带来的问题，就需要足够的先验知识。（stronger prior information.）
3. 另一个方向的方法:使用不同类型图像的能量函数分布的具体形式 的先验知识。

EG：

[TRF03] the sparse derivative priors are exploited

[TD05] the regularization PDE’s

[DHX\_07] the edge smoothness prior

[Fat07] the edge statistics are enforced to obtain the HR solution

[EGA\_13, MI13] try to estimate appropriate blur kernels instead finding good image priors

大多数的方法工作在小的patch上然后再合成大的高清patch

1. 第三类方法:基于实例大多数方法分别处理高清图像高低频率的部分。

对于低频部分：可以通过快速的插值核（双线性插值）进行合理的计算。

对于高频部分：图像就化简为了细节估计问题。

使用这个先验的方法:建立HR-LR采样对，寻找输入patch最接近的trainingLR。

1. 局部自相似、局部图象冗余在[FF11] and [GBI09].中用到。这些方法不许要使用额外的信息
2. 稀疏编码 的系数假设

Approach

1.联合学习一组固定的回归器。共同提供最小的回归误差；选择最合适的回归器进行线性回归。