

- Super-Resolution Through Neighbor Embedding
- CVPR 2004, Hong Chang, 港科大

开启了 Learning-based 这一类超分方法的先河，当然现在回头看，太过简单、直白、朴素、粗糙了。

1. 有高清图片，对高清图片进行下采样，得到粗糙图片，这样就有（低清-高清）这样的映射作为训练集了
2. **直接开始预测**，按照块来预测，比如按照 5\*5 的块：寻找低清训练图片有哪些块和它比较接近。接近的判断依据：备注1
3. 通过这些块，构建参数 W：【F(待预测低清图片的某一块) = W \* F(训练集找的低清块)】，其中 F 表示提取特征。提取规则：备注2
  - 为什么不直接使用像素值：觉得这样误差大呗，实际上也可以将像素值作为一个特征，不过这样只有一种特征，不像现在的设定，有好几个特征
  - W 怎么求：实际上就是一个简单的优化方程，和 LLE 方法有点异曲同工，见图1，其中 x 就是提取完的特征块
4. 认为参数 W 在高清图中也有用，预测像素值 = W \* 训练集中低清块对应的高清块，得到了预测出来的高清图块
5. 每次移动低清块是有重叠的，最终结果是一个平均的结果，见图2

备注一

RGB 转为 YIQ，比较由 Y 组成的向量的欧式距离。

例：如果块大小为 5 \* 5，则向量长度为 25，距离计算为： $\sqrt{(x_1 - y_1)^2 + \dots + (x_{25} - y_{25})^2}$

备注二

特征提取分别是一阶梯度，二阶梯度，组成 4 个值。

例：如果块大小为 5 \* 5，对于中间点，它的梯度分别为： $\nabla^1 = \begin{bmatrix} z_{34} - z_{32} \\ z_{23} - z_{43} \end{bmatrix}$   $\nabla^2 = \begin{bmatrix} z_{35} + z_{31} - 2z_{33} \\ z_{13} + z_{53} - 2z_{33} \end{bmatrix}$

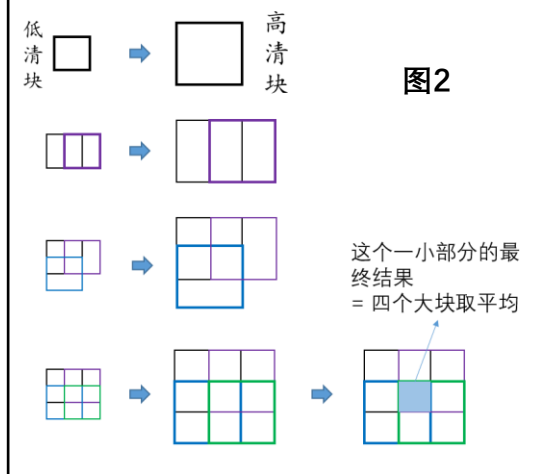
图1

$$\mathcal{E}_q = \|\mathbf{x}_t^q - \sum_{\mathbf{x}_s^p \in \mathcal{N}_q} w_{qp} \mathbf{x}_s^p\|^2,$$


$$\mathbf{G}_q = (\mathbf{x}_t^q \mathbf{1}^T - \mathbf{X})^T (\mathbf{x}_t^q \mathbf{1}^T - \mathbf{X}),$$

$$\mathbf{w}_q = \frac{\mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{1}}{\mathbf{1}^T \mathbf{G}_q^{-1} \mathbf{1}}.$$

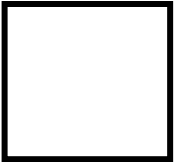
图2



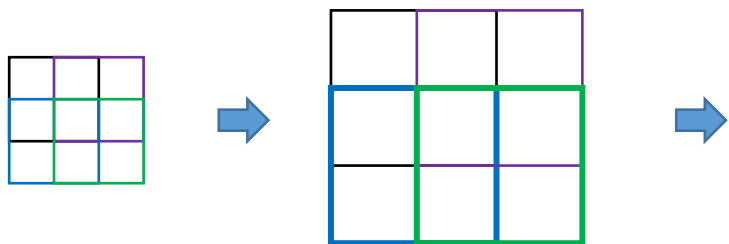
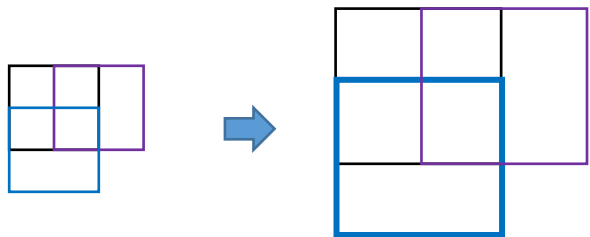
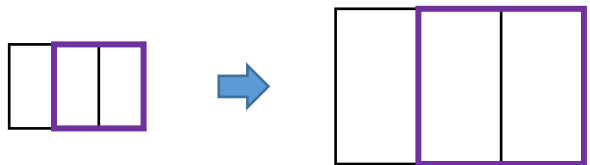
低  
清  
块



→



高  
清  
块



这个一小部分的最终结果  
= 四个大块取平均

