

# 基于图像块分类稀疏表示的 超分辨率重构算法

练秋生, 张 伟

(燕山大学信息科学与工程学院, 河北秦皇岛 066004)

**摘 要:** 目前基于图像块稀疏表示的超分辨率重构算法对所有图像块都用同一字典表示, 不能反映不同类型图像块间的差别. 针对这一缺点, 本文提出基于图像块分类稀疏表示的方法. 该方法先利用图像局部特征将图像块分为平滑、边缘和不规则结构三种类型, 其中边缘块细分为多个方向. 然后利用稀疏表示方法对边缘和不规则结构块分别训练各自对应的低分辨率和高分辨率字典. 重构时对平滑块利用简单双三次插值方法, 边缘和不规则结构块由其对应的高、低分辨率字典通过正交匹配追踪算法重构. 实验结果表明, 与单字典稀疏表示算法相比, 本文算法对图像边缘部分重构质量明显改善, 同时重构速度显著提高.

**关键词:** 超分辨率; 稀疏表示; 块分类; 正交匹配追踪

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 0372-2112(2012)05-0920-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2012.05.010

## Image Super-Resolution Algorithms Based on Sparse Representation of Classified Image Patches

LIAN Qiu-sheng, ZHANG Wei

(Institute of Information Science and Technology, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China)

**Abstract:** At present, super-resolution algorithms based on sparse representation of image patches exploit single dictionary to represent the image patches, which can not reflect the differences of various image patches types. In this paper, a novel method based on sparse representation of classified image patches is proposed to overcome this disadvantage. In this method, image patches are firstly divided into smooth patches, different directional edge patches and irregular structure patches by local features. Then these classified patches are applied into training the corresponding high and low resolution dictionary pairs. During the reconstruction process, simple bicubic interpolation approach is used for smooth patches while edge and irregular structure patches are reconstructed from their corresponding dictionary pairs using orthogonal matching pursuit algorithm. Experiment results show that the proposed algorithm significantly improves the visual quality of the edges and has faster speed compared with other single dictionary methods.

**Key words:** super-resolution; sparse representation; patch classification; orthogonal matching pursuit

## 1 引言

图像获取过程中, 由于光学系统固有分辨率限制、模糊以及噪声等因素影响, 图像质量不能满足实际需求. 超分辨率重构技术通过将多帧低分辨率(Low Resolution, LR)图像融合或利用单帧降质图像以及图像的先验知识重构高分辨率(High Resolution, HR)图像. 目前, 该技术广泛应用于医学影像, 视频监控, 遥测遥感, 高清电视等领域.

超分辨率重构算法主要有三种类型: 插值法, 基于

多帧图像的重建法和基于学习的方法. 插值法如双线性插值、三次样条插值等算法复杂度低<sup>[1]</sup>, 但重构图像模糊且锯齿效应明显; Mallet等提出基于结构匹配追踪和方向插值的算法<sup>[2]</sup>, 改善了重构图像视觉效果, 但算法复杂度高; 基于多帧图像重建的方法利用同一场景获取的LR图像序列经过配准后融合, 恢复图像的细节信息, 然而配准不精确会使重构图像质量急剧下降<sup>[3,4]</sup>; 基于学习的方法通过学习高、低分辨率图像局部块之间的关系建立两个对应的样本集, 在低分辨率样本集中选取LR图像块的近似并由其相应的HR图像块重构<sup>[5,6]</sup>.

基于学习的方法重构图像效果较理想, 成为近年来的研究热门, 但算法计算复杂度高. 针对这一缺点, Yang 等提出基于块稀疏表示的重构算法, 降低了算法的复杂度<sup>[7,8]</sup>; Zeyde 等提出对 Yang 算法的改进<sup>[9]</sup>, 利用 K-SVD<sup>[10]</sup>和正交匹配追踪 (Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 算法<sup>[11]</sup>训练字典, 进一步降低算法复杂度.

Yang 算法和 Zeyde 算法对图像块用单一字典稀疏表示, 不能反映图像块结构特性的差异. 对于具有明显边缘的图像块, 利用边缘块训练的字典重构更精确; 另外分类重构可在不降低重构质量的前提下采用原子数目更少的字典, 降低算法时间复杂度. 因此本文提出基于块分类稀疏表示的重构算法, 将图像块分为平滑、边缘和不规则结构三类, 其中边缘块细分为多个方向. 边缘和不规则结构块通过分类稀疏表示的方法重构, 平滑块直接利用双三次插值方法. 实验结果表明, 本文算法在重构图像主观视觉效果上有明显改进, 同时算法速度也有显著提高.

## 2 基于块稀疏表示的超分辨率重构算法

设  $y \in R^n$  为获取的 LR 图像,  $x \in R^l$  为理想 HR 图像,  $D \in R^{m \times n}$  为下采样矩阵,  $H$  为模糊算子, 图像获取模型可表示为:

$$y = DHx + n \quad (1)$$

其中  $n \in R^n$  为高斯白噪声. 超分辨率问题可描述为:

$$\hat{x} = \arg \min_x \|y - DHx\|_2^2 \quad (2)$$

Yang 等提出利用稀疏表示先验约束求解式 (2) 的优化问题<sup>[8]</sup>. 令  $A \in R^{n \times N}$  表示过完备字典,  $N$  表示字典中基原子数目,  $x$  可由字典  $A$  表示为:

$$x = A\alpha, \quad \alpha \in R^N, \quad \|\alpha\|_0 \leq N \quad (3)$$

由式 (1)、(3) 可得  $y$  的近似:

$$\hat{y} = DHA\alpha \quad (4)$$

降质过程可表示为  $x$  从高维空间向低维空间投影. 根据流形理论, 图像块的局部特性在投影后基本不变<sup>[12]</sup>, 因此在  $\alpha$  充分稀疏的条件下, HR 图像块的稀疏表示可由其对应 LR 图像块的稀疏表示以较高的概率恢复. 基于块稀疏表示的重构算法如下:

设  $x$  的第  $k$  个局部块  $p_h^k$  可由过完备字典  $A_h \in R^{m \times N}$  稀疏表示:

$$p_h^k = A_h q^k, \quad \|q^k\|_0 \leq N \quad (5)$$

其中  $m$  为图像块  $p_h^k$  中像素点数,  $N$  为  $A_h$  基原子数. 令  $p_l^k$  为  $p_h^k$  对应的 LR 图像块, 由式 (1) 可知:

$$p_l^k = D^k H^k p_h^k + n^k \quad (6)$$

由式 (5)、(6) 得:

$$\|p_l^k - D^k H^k A_h q^k\|_2 \leq \epsilon \quad (7)$$

比较式 (5) 和式 (7) 可知,  $q^k$  同时为  $p_l^k$  和  $p_h^k$  稀疏表示的

系数. 因此, 可通过求解  $p_l^k$  的稀疏表示  $q^k$ , 再由式 (5) 求解  $p_h^k$  的近似. 上述过程可分为字典训练和图像重构两步进行.

设训练集  $X = \{x_i\}$ , 其中  $x_i$  表示第  $i$  幅 HR 图像, 将  $X$  分块形成块训练集  $P = \{p_h^k\}$ , 然后将  $p_h^k$  下采样产生 LR 图像块  $p_l^k$ , 利用所有  $p_l^k$  训练字典  $A_l$ :

$$\{A_l, Q\} = \arg \min_{A_l, Q} \sum_k \|p_l^k - A_l q^k\|_2^2, \text{ s. t. } \|q^k\|_0 \leq M \quad (8)$$

其中  $M$  为正整数, 表示  $q^k$  的零范数约束,  $Q = [q^1, q^2, \dots, q^K]$ . 上式可利用 K-SVD 算法<sup>[10]</sup>和正交匹配追踪算法<sup>[11]</sup>求解.

由于  $p_l^k$  和  $p_h^k$  有相同的稀疏表示系数  $q^k$ , 因此字典  $A_h$  可以通过系数矩阵  $Q$  训练, 训练过程可用下式表示:

$$\begin{aligned} A_h &= \arg \min_{A_h} \sum_k \|p_h^k - A_h q^k\|_2^2 \\ &= \arg \min_{A_h} \|P_h - A_h Q\|_F^2 \end{aligned} \quad (9)$$

其中  $P_h = [p_h^1, p_h^2, \dots, p_h^K]$ . 式 (9) 中字典  $A_h$  可由广义逆矩阵方法直接求其近似解:

$$A_h = P_h Q^+ = P_h Q^T (QQ^T)^{-1} \quad (10)$$

式 (8) ~ (10) 的训练过程没有考虑图像整体约束, 需对字典  $A_h$  优化. 先求解训练集中 HR 图像块的近似:

$$P_h = A_h Q \quad (11)$$

并对  $P_h$  组合成 HR 图像的近似  $\{\hat{x}_i\}$ , 然后利用  $\{x_i\}$  和  $\{\hat{x}_i\}$  通过共轭梯度法对字典  $A_h$  优化<sup>[9]</sup>.

重构时先对获取的 LR 图像  $y$  分块, 然后利用 OMP 算法求解 LR 图像块的稀疏表示, 再由式 (5) 计算其对应的 HR 图像块, 最后将所有的 HR 图像块合成完整的 HR 图像.

上述过程为 Zeyde 算法的主要思想<sup>[9]</sup>. 由于不同类别图像块局部特征不同, 仅用一个字典不能最稀疏表示某一特定类型的图像块. 本文针对这一缺点, 将图像块分成平滑、边缘和不规则结构三类, 并对边缘块细分为不同方向的子类. 平滑块直接利用双三次插值重构, 其他类别块通过训练各自的子字典由稀疏表示方法重构. 对某一类图像块而言, 利用其相应的子字典表示更稀疏. 同时, 由于图像块分类, 每个子类字典所需基原子数目减少, 算法复杂度降低.

## 3 图像块分类

### 3.1 平滑块区分

图像平滑区域像素值变化平缓, 利用双三次插值方法重构就能获得较理想的效果, 且算法简单.

平滑块的判别可利用图像块的熵<sup>[13]</sup>, 局部能量或

局部方差. 由于方差计算简单, 本文利用方差区分平滑块与细节块. 局部方差计算公式为:

$$d = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} (x_i - \bar{x}_i)^2 \quad (12)$$

其中  $\bar{x}_i = \frac{1}{m} \sum_{i=0}^{m-1} x_i$  为块内所有像素灰度平均值,  $m$  为像素点数. 图 1 给出了训练块分类结果的部分.

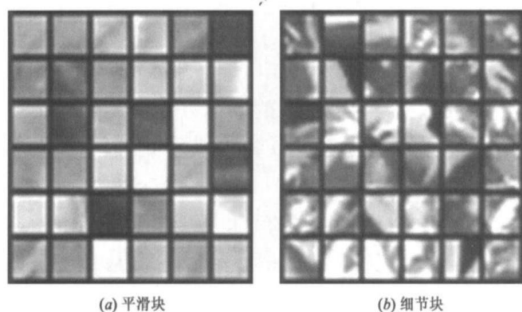


图1 利用方差进行分类的结果

### 3.2 边缘块及边缘方向判断

本文算法利用图像块梯度场的指向一致性将细节块分为边缘块和不规则块两类, 指向一致性强的为边缘块. 具有相反梯度方向场的边缘块应视为同一类型, 如图 2 所示, 图中箭头所指为边缘梯度场主方向, 虚线为边缘轴向.

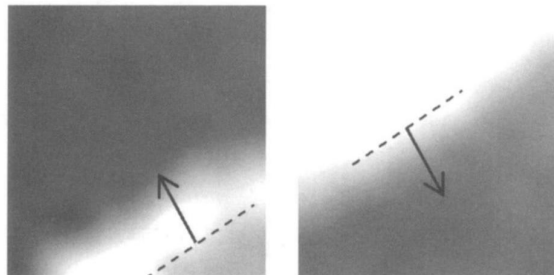


图2 相反梯度方向边缘块示意图

利用轴向不同可将边缘块细分为多个类型, 轴向与该区域梯度场方向垂直. 本文采用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)方法, 通过对图像块梯度场奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)求解图像块轴向<sup>[14]</sup>.

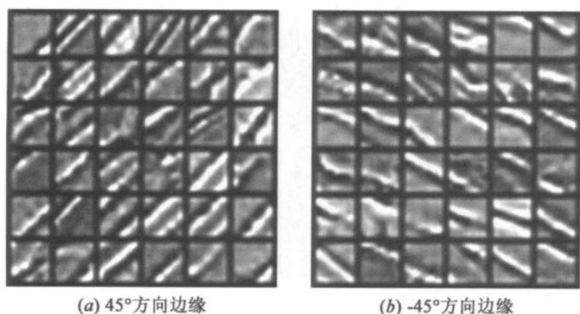


图3 边缘与不规则结构块分类结果

图像块  $p^k$  中所有像素点  $x_i$  的梯度  $g_i$  平均值与该图像块轴向正交, 因此轴向估计问题可表示为求解向量  $v$ :

$$v = \arg \min_v \sum_{i=1}^m (v^T g_i)^2 = \arg \min_v v^T C v \text{ s.t. } \|v\|_2 = 1 \quad (13)$$

$$\text{其中, } C = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^m g_i^h g_i^h & \sum_{i=1}^m g_i^h g_i^v \\ \sum_{i=1}^m g_i^v g_i^h & \sum_{i=1}^m g_i^v g_i^v \end{bmatrix}, g_i^h \text{ 和 } g_i^v \text{ 分别为 } g_i \text{ 的}$$

水平和垂直分量.

令  $G = [g_1, g_2, \dots, g_m]^T$  表示  $p^k$  的梯度矩阵,  $g_i = [g_i^h, g_i^v]^T$ , 则  $v$  是矩阵  $G$  最小奇异值所对应的奇异向量. 对  $G$  奇异值分解:

$$G = UV^T \quad (14)$$

设  $G$  的奇异值为  $s_1$  和  $s_2$ , 则  $s_1$  反映梯度场主方向上的能量,  $s_2$  反映与梯度场主方向正交方向上的能量.  $V$  为  $2 \times 2$  正交矩阵, 第一列  $v_1$  为图像块梯度场主方向, 由  $v_1$  计算梯度指向角  $\theta_g$ :

$$\theta_g = \frac{180}{\pi} * \arctan \left[ \frac{\text{img}(v_1)}{\text{real}(v_1)} \right] \quad (15)$$

对  $\theta_g$  逆时针旋转  $90^\circ$  得到图像块的轴向角  $\theta$ .

令参数  $c$  为:

$$c = \frac{s_1 - s_2}{s_1 + s_2} \quad (16)$$

利用  $c$  的大小判定边缘. 设定阈值  $\delta$  (仿真实验中  $\delta = 0.4$ ), 若  $c > \delta$  则为边缘, 否则为不规则结构. 最后对边缘块根据  $\theta$  的不同将其分为不同类别.

图 3 给出了图像块的部分分类结果, 由图中可以看出, 边缘块与不规则结构块的判别以及边缘块的细分都比较准确.

### 4 基于块分类稀疏表示的重构算法

算法分为字典训练和图像重构两部分, 其中字典训练可离线操作. 字典训练过程如下:

(1) 利用式 (12) 计算每个图像块  $p_h^k$  的方差  $d^k$ , 选取合适阈值  $\hat{d}_t$  区分平滑块和细节块.

(2) 对细节块利用式 (13) ~ (16) 所述方法区分边缘和不规则结构, 所有边缘块由集合  $E$  表示, 将边缘块按指向角的不同分  $J$  类, 不规则结构块由集合  $U$  表示.

(3) 对每个边缘块通过镜像

和旋转方式产生更多样本<sup>[15]</sup>, 以满足字典训练要求。

(4) 对  $E$  和  $U$  中所有图像块  $p_h^k$  按尺度  $1/\omega$  下采样产生 LR 图像块  $p_l^k$ , 分别组成集合  $E_l$  和  $U_l$ , 其中  $\omega$  表示重构图像的放大倍数。然后利用双三次插值方法对  $E_l$  和  $U_l$  所有块进行  $\omega$  倍插值产生 HR 图像块的近似  $p_h^k$ , 对应集合表示为  $E$  和  $U$ 。

(5) 由于人眼对高频信息更敏感, 提取 LR 图像块细节作为特征比直接利用像素值重构效果更好。实验表明, 对  $p_l^k$  进行 2 倍插值形成中分辨率图像块  $p_m^k$  后再提取特征比直接对  $p_l^k$  提取效果更好。因此, 本文算法对  $p_m^k$  进行特征提取, 使用的滤波器为<sup>[9]</sup>:

$$\begin{aligned} f_1 &= [-1, 0, 1], & f_2 &= f_1^T, \\ f_3 &= [1, 0, -2, 0, 1], & f_4 &= f_3^T, \end{aligned} \quad (17)$$

与图像块  $p_m^k$  作卷积得到一阶和二阶方向导数, 按自左向右自上而下的顺序堆叠成列向量  $t_k$  作为其特征。为降低冗余度, 利用 PCA 方法对  $t_k$  降维后形成  $t_k'$  作为  $p_l^k$  的特征。

(6) 对边缘和不规则结构块由下式计算其 HR 图像块残差:

$$p_e^k = p_h^k - p_l^k \quad (18)$$

残差  $p_e^k$  主要包含 HR 图像块的细节信息。利用残差块训练, 可以减小低频成分的冗余, 更有效地反映细节信息。

(7) 由特征  $t_k'$  代替式(8)中的  $p_l^k$ ,  $p_e^k$  代替  $p_h^k$ , 按照式(8)~(11)描述的算法分别对不规则结构块训练高、低分辨率字典  $A_{HU}$  和  $A_{LU}$ , 对各类边缘块分别训练各自的字典  $A_{HE}$  和  $A_{LE}$ 。

图像重构过程如下:

(a) 给定 LR 图像  $y_l$ , 利用双三次插值方法分别进行 2 倍和  $\omega$  倍插值产生图像  $y_m$  和  $y_h$ 。

(b) 按一定重叠对  $y_m$  分块, 构成集合  $\{p_m^k\}$ 。

(c) 按照字典学习过程中所述同样方式将  $\{p_m^k\}$  分类。

(d) 对不规则结构块和各类边缘块按照字典训练过程相同方式提取特征, 然后利用字典  $A_{LU}$  以及各个边缘块字典  $A_{LE}$  由 OMP 算法<sup>[11]</sup> 求解稀疏表示系数矩阵  $Q_U$  和  $Q_E$ 。

(e) 利用  $Q_U$  和字典  $A_{HU}$  由式(11)求解不规则结构块残差矩阵  $P_{LU}$ , 对第  $j$  类边缘块利用  $Q_E^j$  和字典  $A_{HE}$  重构求解其残差矩阵  $P_{LE}^j$ 。

(f) 令所有平滑块残差为零, 然后将各类残差块融合, 生成误差图像  $e_h$ , 相邻块的重叠部分取值为各块的平均。

(g) 根据下式重构出 HR 图像  $x_h$ 。

$$x_h = y_h + e_h \quad (19)$$

重构算法时间复杂度主要取决于 OMP 算法。对每个图像块而言, OMP 算法的时间复杂度<sup>[11]</sup> 为:

$$T_{omp} = 2KNL + 2K^2N + 2K(L+N) + K^3 \quad (20)$$

其中,  $K$  为目标稀疏度,  $N$  为字典基原子维数,  $L$  为字典基原子数目。

与 Yang 算法和 Zeyde 算法相比, 本文算法每一类图像块对应的字典基原子数目减少, 边缘块的特征点略有减少, 因此每个图像块的重构时间降低; 同时, 本文算法对平滑块直接利用双三次插值算法重构, 速度比 OMP 算法快。

## 5 改进的反投影算法

对重构图像采用迭代反投影算法<sup>[16]</sup> 可进一步增加图像细节信息, 减小重构误差。因此, 本文对重构的图像进行迭代反投影优化:

$$x^{i+1} = x^i + \lambda * I(y - DHx^i) \quad (21)$$

其中  $x^i$  为第  $i$  次迭代产生的 HR 图像,  $y$  为输入的 LR 图像,  $I$  为插值算子, 参数  $\lambda$  为收敛因子。

令  $e_l = y - DHx^i$  表示 LR 误差图像, 为减小边缘的振荡, 本文采用分类插值方法, 对平滑区域和不规则结构区域采用双三次插值, 而对边缘区域沿边缘指向进行方向插值<sup>[2]</sup>。误差图像边缘区域的判定直接利用块分类过程的判断结果, 先对  $e_l$  分块, 然后对边缘块利用方向插值产生 HR 误差图像, 其余块利用双三次插值。

由于迭代的初始图像 PSNR 较高, 因此只需要进行 2~3 次迭代即可。本文实验中设置迭代次数为 2 次, 实验结果表明, 利用上述迭代反投影算法, 重构图像的细节信息得到增强, 同时保持了清晰的边缘。

## 6 实验结果与分析

本文算法程序采用 Matlab 语言编写, 硬件环境为: AMD5600+ 2.9GHz, 2GB。图像训练集为 Yang 算法以及 Zeyde 算法所使用的自然图像库。重构图像的分辨率为 LR 图像的 3 倍。LR 图像块选取  $3 \times 3$  大小, 块间采用最大重叠方式。对 Yang 以及 Zeyde 算法采用同样设置。实验表明, 图像块选取  $3 \times 3$  大小重构效果最佳, 且算法速度比  $5 \times 5$ 、 $7 \times 7$  等更大的分块方式快。

Yang 算法字典原子数为 1024, Zeyde 算法字典原子数为 1000。原子数目过少会导致字典不能够稀疏表示图像块, 重构图像质量下降; 而原子数目过多则会使重构时间增加。综合考虑, 本文算法设置不规则结构字典原子数目为 600, 边缘均分为 12 个方向, 每个边缘字典原子数为 200。

仿真实验中采用多幅标准图进行测试, 其中对于 RGB 彩色图像将其转换成 YCbCr 编码方式处理。由于

人眼对亮度分量  $Y$  敏感而对色差分量  $Cb$  和  $Cr$  不敏感, 因此, 本文算法只对亮度分量采用本文算法重构, 其他两个色差分量仍由双三次插值计算, 与 Yang 算法以及 Zeyde 算法相同。

图 4 比较了本文算法与双三次插值算法、Yang 算法以及 Zeyde 算法重构图像主观视觉效果的差别, 图中所示为 Lena 图像的局部。由图中可以清晰地看出, 四种

算法在平滑区域重构效果基本相同。在边缘和不规则结构区域, 双三次插值算法重构图像细节模糊, 锯齿效应明显; Yang 和 Zeyde 算法较双三次插值算法细节部分更清晰, 但边缘区域仍存在锯齿效应; 本文算法对图像边缘重构十分清晰, 通过比较 Lena 图像帽子的边缘部分可以看出, 锯齿效应基本消除, 边缘视觉效果改进明显。



图4 四种算法对Lena重构效果比较

表 1 给出了对 6 幅标准图像利用以上四种算法重构图像的均方误差 (Root Mean Square Error, RMSE) 比较。其中对彩色图像只计算其亮度分量。由表 1 可以看出, Yang 算法重构图像 RMSE 比双三次插值算法有较大程度降低, 平均降低 0.87; Zeyde 算法较 Yang 算法平均减少 0.27; 本文算法重构图像 RMSE 的平均值与 Zeyde 算法基本相同。其中 Lena 和 House 两幅图像由于包含边缘较多, 本文算法的重构图像 RMSE 较 Zeyde 算法减少 0.14 左右。

表 1 四种算法重构图像 RMSE 比较

标准图像	Bicubic 算法	Yang 算法	Zeyde 算法	本文算法
Lena	7.360	6.359	6.187	6.056
Boat	11.217	10.139	9.836	9.817
Peppers	7.123	6.219	5.764	5.731
House	8.243	7.072	6.643	6.498
Girl	5.912	5.491	5.439	5.391
Parrot	5.960	5.313	5.148	5.110
平均	7.636	6.766	6.501	6.434

表 2 给出了 Yang 算法、Zeyde 算法和本文算法在相

表 2 三种算法重构平均时间比较 (s)

算法	Yang 算法	Zeyde 算法	本文算法
时间	438.8	25.2	7.5

同实验环境下分别对表 1 给出的 6 幅图像进行超分辨率重构的平均时间比较, 其中本文算法重构时间包括计算梯度场及局部方差等步骤。通过表 2 可以看出, 本文算法的平均重构时间约为 Yang 算法的 1/58; 与 Zeyde 算法相比, 本文算法比它快 3 倍。

7 结论

本文提出图像块分类稀疏表示超分辨率重构算法, 将图像块分为平滑、边缘和不规则结构三类, 对平

滑块直接采用双三次插值重构, 边缘和不规则结构分别利用各自的冗余字典利用稀疏表示算法重构。实验结果表明, 本文算法重构图像边缘区域主观视觉效果较 Yang 算法及 Zeyde 算法均有明显改进, 并且算法速度有明显提升。

参考文献

[ 1 ] H S Hou, H C Andrews. Cubic spline for image interpolation and digital filtering [ J ]. IEEE Transaction on Signal Pressing, 1978, 26( 6 ): 508—517.

[ 2 ] S Mallet, Guoshen Yu. Super-Resolution with sparse mixing estimators [ J ]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19( 11 ): 2889—2900.

[ 3 ] 邵文泽, 韦志辉. 基于各向异性 MRF 建模的多帧图像变分超分辨率重建 [ J ]. 电子学报, 2009, 36( 6 ): 1256—1263. Shao wen-ze, Wei Zhi-hui. Multi-Frame super-resolution reconstruction based on anisotropic markov random field modeling [ J ]. Acta Electronica Sinica, 2009, 36( 6 ): 1256—1263. ( in Chinese )

[ 4 ] 韩玉斌, 陈小蕾, 吴乐南. 一种视频序列的超分辨率重建算法 [ J ]. 电子学报, 2005, 33( 1 ): 126—130. Han Yu-bing, Chen Xiao-qiang, Wu Le-nan. A super-resolution reconstruction algorithm of video sequence [ J ]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33( 1 ): 126—130. ( in Chinese )

[ 5 ] W T Freeman, T R Jones, E C Pasztor. Example-based super-resolution [ J ]. IEEE Computer Graphics and Applications, 2002, 22( 2 ): 56—65.

[ 6 ] M Elad, D Datsenko. Example-based regularization deployed to super-resolution reconstruction of a single image [ J ]. The Computer Journal, 2007, 50( 4 ): 1—16.

[ 7 ] Yang Jian-chao, J Wright, T S Huang, Yi Ma. Image super-resolution via sparse representation [ J ]. IEEE Transaction on Im-

- age Processing, 2010, 19(11): 2861—2873.
- [ 8 ] Yang Jian-chao, J Wright, T S Huang, Yi Ma. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches [ A ] . Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [ C ] . Anchorage, AK, 2008. 1—8.
- [ 9 ] R Zeyde, M Elad, M Protter. On single image scale-up using sparse-representations [ A ] . Proceedings of the 7th International Conference on Curves and Surfaces [ C ] . Avignon, Avignon, France, 2010.
- [ 10 ] M Aharon, M Elad, A Bruckstein. The K-SVD; an algorithm for designing of overcomplete dictionaries for sparse representation [ J ] . IEEE Transaction on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311—4322.
- [ 11 ] R Rubinstein, M Zibulevsky, M Elad. Efficient implementation of the K-SVD algorithm using batch orthogonal matching pursuit [ J/OL ] . <http://www.cs.technion.ac.il/~ronrubin/Publications/KSVD-OMP-v2.pdf>, 2008-03-15.
- [ 12 ] He Xiao-fei, P Niyogi. Locality preserving projections [ A ] . Advances in Neural Information Processing Systems [ C ] . Vancouver, Canada, 2003. 153—160.
- [ 13 ] T Pun. Entropic thresholding: a new approach [ J ] . Computer Graphics and Image Processing, 1981, 16(3): 210—239.
- [ 14 ] Feng Xiao-guang, P Milanfar. Multiscale principal components analysis for image local orientation estimation [ A ] . Proceedings of the 36th Asilomar Conference on Signals Systems and Computers [ C ] . Monterey, CA, 2002. 478—482.
- [ 15 ] D Glasner, S Bagon, M Irani. Super-Resolution from a Single Image [ A ] . Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision [ C ] . Kyoto, Japan, 2009. 349—356.
- [ 16 ] M Irani, S Peleg. Improving resolution by image registration [ J ] . Graph Models Image Process, 1991, 53(3): 231—239.

## 作者简介



练秋生 男, 1969年8月生于江西遂川。博士, 现为燕山大学信息科学与工程学院教授, 博士生导师。获省科技进步二等奖二项, 发表论文三十余篇。主要研究方向为图像处理、压缩感知及多尺度几何分析等。

E-mail: lianqs@ysu.edu.cn



张 伟 男, 1987年10月生于河北张家口。现为燕山大学信息科学与工程学院硕士研究生。主要研究方向为超分辨率、稀疏表示。

E-mail: zhangwei.yuehua@163.com