

DOI: 10.7652/xjtuxb201807003

融合低秩和稀疏表示的图像超分辨率重建算法

宋长明, 王赞

(中原工学院理学院, 451191, 郑州)

摘要: 针对现有图像超分辨率重建算法收敛速度慢、易受噪声影响的问题, 结合低秩矩阵恢复与稀疏重建理论, 提出了一种新的单幅图像超分辨率重建算法。对于待重建的退化图像, 首先进行低秩恢复, 得到含有原始图像大部分信息的低秩部分和主要由噪声组成的稀疏部分, 然后对低秩部分利用学习的高低分辨率字典对进行稀疏重建。实验结果表明: 本文算法对噪声鲁棒, 运行速度快, 图像视觉效果更佳; 相比基于稀疏表示的统计预测模型 (SPBSR), 本文算法的峰值信噪比指标平均提高了 4 dB。

关键词: 超分辨率重建; 低秩矩阵恢复; 稀疏重建; 噪声; 字典学习

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2018)07-0018-07

Super Resolution Reconstruction Algorithm Combined Low Rank with Sparse Representation

SONG Changming, WANG Yun

(College of Science, Zhongyuan University of Technology, Zhengzhou 451191, China)

Abstract: Traditional super-resolution (SR) reconstruction algorithm converges slowly, and is easily vulnerable to noise. We propose a novel single image SR reconstruction algorithm, which combines low rank matrix recovery with the sparse reconstruction theory. For a degraded image, the low rank part and the sparse part are obtained by the low rank matrix recovery theory firstly. The low rank part contains almost all information of the original image, and the sparse part is composed of noise. Then the sparse reconstruction theory is used to get the final reconstructed image on the low rank part with low and high resolution dictionary pair. Experimental results demonstrate that the proposed algorithm is robust to noise, gains clear visual appearance and high efficiency, and achieves a desirable improvement of 4 dB averagely compared with SPBSR.

Keywords: super-resolution reconstruction; low rank matrix recovery; sparse reconstruction; noise; dictionary learning

图像分辨率可以理解为图像的可分辨能力, 通过升级成像设备的硬件可以得到更高分辨能力的图像。但是, 设备升级技术突破困难, 生产代价高, 并且升级后设备的成像仍然易受环境影响, 因此常采用超分辨率 (super-resolution, SR) 重建算法来提升图像的分辨能力。从 1 幅或多幅退化的低分辨率 (low-resolution, LR) 图像得到高分辨率 (high-resolution, HR) 图像的图像处理算法, 称为图像超分辨率重建算法。

当前, 图像超分辨率重建主要利用基于插值、重建和学习的 3 类算法。基于插值的算法任务量小, 直观且易于实施, 其中双三次插值利用采样点 4×4

邻域内 16 个已知像素点的灰度值来估计采样点的灰度值^[1];用 Lanczos 插值算法计算像素值的权重信息,重建效果良好^[2]。但是,基于插值的算法没有充分利用图像的高频信息,重建的图像会出现边缘、纹理缺失,存在明显的块效应。基于重建的算法加入了图像的先验信息来指导建模重建,代表性的方法有迭代反投影法(IBP)、最大后验概率法(MAP)和凸集投影法(POCS)等^[3],其中最大后验概率算法利用统计模型描述图像的纹理分布,提升了重建的效率,具有较好的稳定性,但却依赖于图像的先验信息,重建图像的纹理过于平滑,收敛速度慢,难以用于实时操作。基于学习的算法利用学习到的高、低分辨率图像间的特征映射关系建模重建,最早由 Freeman 提出,通过在马尔科夫随机场内建模,可以重建出更多的高频细节,但是计算负担大,效率低^[4-5]。2004 年,Chang 等结合流形的相关理论,提出了基于邻域嵌入的超分辨率算法,克服了对样本的依赖^[6]。2008 年,Yang 等以低分辨率图像作为先验约束,充分利用了图像间的结构和内容信息,提出了基于稀疏编码的图像超分辨率重建(ScSR)算法,重建效果更好,被广泛推广与应用^[7]。近年来,许多学者对基于学习重建算法进行了大量研究,例如:侯兴松等在方向提升小波变换域进行稀疏滤波,有效消除了压缩感知中的混叠干扰^[8];郝雯洁等采用了子半阈值迭代算法,使稀疏重建性能更加鲁棒^[9];Dong 等对图像进行了非负稀疏编码,符合实际应用的要求^[10];Huang 等提出了非局部低秩正则化重建模型,充分利用了图像的非局部自相似性^[11]。

本文主要研究含有噪声图像的超分辨率重建,为了避免直接重建的不稳定性,采用多层串联方案^[12]来逐层提升图像的质量。针对图像 SR 重建算法效率低、易受退化噪声影响的问题,结合低秩矩阵恢复与稀疏重建理论对退化图像首先进行低秩恢复,得到低秩和稀疏部分,然后对低秩部分利用稀疏重建理论重建。对退化图像低秩恢复后再重建,一是排除了图像噪声对于重建过程的影响,二是提升了算法的效率。实验结果表明,本文算法在运行速度和峰值信噪比方面均效果良好。

1 基于稀疏表示的超分辨率重建理论

图像的超分辨率重建与其退化过程相逆。将图像的退化模型化:假设 $\mathbf{X}$ 为高分辨率图像,则对应的低分辨率图像可表示为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{X} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{S}$ 是降采样矩阵; $\mathbf{H}$ 是模糊矩阵^[13]。

对于高分辨率图像块 $\mathbf{x}$,在由高分辨率图像样本训练得到的过完备字典 $\mathbf{D}_h$ 下有最稀疏表示 $\boldsymbol{\alpha}$,则对于低分辨率图像块 $\mathbf{y}$,有

$$\mathbf{y} = \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{x} = \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{D}_h\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{D}_l\boldsymbol{\alpha} \quad (2)$$

式中 $\mathbf{D}_l = \mathbf{S}\mathbf{H}\mathbf{D}_h$ 为低分辨率字典。式(2)说明,高、低分辨率图像块在对应的过完备字典下稀疏表示相同。因此,在重建阶段,对于退化图像块 $\mathbf{y}$,求解下述优化问题

$$\min \|\boldsymbol{\alpha}\|_0, \quad \text{s. t. } \|\mathbf{y} - \mathbf{D}_l\boldsymbol{\alpha}\|_0 \leq \delta$$

式中 δ 为预先设定的稀疏表示误差。得到上述优化问题的解 $\boldsymbol{\alpha}$ 后,利用 $\mathbf{D}_h$ 就能重建出高分辨率图像块。采用拉格朗日乘子法求解,即

$$\hat{\boldsymbol{\alpha}} = \min_{\boldsymbol{\alpha}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}_l\boldsymbol{\alpha}\|_2^2 + \lambda \|\boldsymbol{\alpha}\|_1 \quad (3)$$

求解式(3)得到低分辨率图像块的最稀疏表示 $\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 后,代入 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{D}_h\hat{\boldsymbol{\alpha}}$ 即可重建出高分辨率图像块。

上述重建理论成立的基础是高、低分辨率图像块在对应过完备字典对下的稀疏表示相同,因此要求 $\mathbf{D}_h$ 与 $\mathbf{D}_l$ 尺寸相同^[7]。

2 融合低秩和稀疏表示的超分辨率重建理论

2.1 图像低秩恢复理论

低秩矩阵恢复是继数据的稀疏表示后一种重要的数据获取和表示方式。对于数据 $\mathbf{X}_{n \times n} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$,可以被字典 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_m]$ 的原子线性表出^[14],即

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{Z}$$

式中 $\mathbf{Z} = [\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_m]$ 为 $\mathbf{X}$ 在字典 $\mathbf{A}$ 下的表示系数,字典 $\mathbf{A}$ 通常是过完备的。在特定情况下,低秩矩阵恢复和稀疏表示等价,此时上式即为在某些特定的字典下求解数据的稀疏表示。稀疏表示可能无法捕捉到数据 $\mathbf{X}$ 的整体结构,因此我们转而求解下述优化问题

$$\min_Z \text{rank}(\mathbf{Z}), \quad \text{s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{Z}$$

模型的解 $\mathbf{Z}$ 为 $\mathbf{X}$ 在字典 $\mathbf{A}$ 下的低秩表示。上述模型计算量大,求解困难,可通过松弛得到如下等价优化问题

$$\min_Z \|\mathbf{Z}\|_*, \quad \text{s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{A}\mathbf{Z}$$

式中 $\|\cdot\|_*$ 为矩阵的核范数。取矩阵 $\mathbf{X}$ 作字典,从而有

$$\min_Z \|\mathbf{Z}\|_*, \quad \text{s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{X}\mathbf{Z}$$

其中 $\mathbf{X}$ 的元素可以当作自身的低秩表示。通常得

到的图像受到噪声等因素的影响,需要放松上述模型中的等式约束,即

$$\min_{\mathbf{Z}, \mathbf{E}} \|\mathbf{Z}\|_* + \lambda \|\mathbf{E}\|_{2,1}, \quad \text{s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{XZ} + \mathbf{E} \quad (4)$$

式中: $\|\mathbf{E}\|_{2,1} = \sum_{j=1}^m \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{E}_{ij})^2}$ 为矩阵的 $l_{2,1}$ 范数; $\lambda > 0$ 为平衡参数。

得到优化问题(4)的解($\mathbf{Z}^*, \mathbf{E}^*$)后,通过 $\mathbf{X} - \mathbf{E}$ 或者 $\mathbf{XZ}^*$ 即可恢复出原始的数据 $\mathbf{X}^{[15]}$ 。

因为 $\text{rank}(\mathbf{XZ}) \leq \min(\text{rank}(\mathbf{X}), \text{rank}(\mathbf{Z}))$, 所以简称 $\mathbf{XZ}$ 为低秩部分, $\mathbf{E}$ 为稀疏部分。低秩部分包含了图像的大部分信息,稀疏部分主要是一些高频细节信息。

2.2 算法的提出

现实得到的图像会受到噪声的污染,因此式(1)图像的退化模型应该修改为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{SHX} + \mathbf{n} \quad (5)$$

式中 $\mathbf{n}$ 为噪声^[16]。此时式(2)不再成立,对于包含少量信息的低分辨率图像块,为避免冗余字典的出现,应该选用较少原子的字典来表示,因此放松约束,不再要求高低分辨率字典原子数目相同。假设 $\mathbf{D}_l$ 为欠完备字典, $\mathbf{D}_h$ 为过完备字典,在此假设基础上,Peleg 构建了一个基于稀疏表示的统计预测模型(SPBSR)来实现单幅图像的超分辨率重建^[17]。

假设 α_h, α_l 为高、低分辨率图像的稀疏表示, s_h, s_l 为对应的稀疏表示模式,其中

$$s_{l,j} = \begin{cases} 1, & |\alpha_{l,j}| > \lambda \\ -1, & \text{其他} \end{cases}, \quad \forall j=1, 2, \dots, m_l \quad (6)$$

λ 是满足

$$\sum_{j=1}^{m_l} |\alpha_{l,j}|^2 \leq n\tau^2, \quad |\alpha_{l,j}| \leq \lambda$$

的最大阈值,其中 τ 是预先指定的稀疏表示精度。

在给定 s_l 和 α_l 的情况下,有

$$\left. \begin{aligned} P(s_{h,j}=1 | s_l) &= \Phi(b_{h,j} + w_{hl,j}^T s_l), \quad \forall j=1, 2, \dots, m_h \\ E[\alpha_{h,j} | s_{h,j}=1, \alpha_l] &= c_{hl,j}^T \alpha_l, \quad \forall j=1, \dots, m_h \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

式中: $b_h \in R^{m_h}$ 是高分辨率稀疏模式的偏差向量; $w_{hl} \in R^{m_h \times m_l}$ 是高低分辨率稀疏模式间的互动矩阵; $\Phi(z) = (1 + \exp(-2z))^{-1}$ 是激活函数。

进一步,在给定 s_l 和 α_l 时使用最小均方差估计,有

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_{h,j} &= E[\alpha_{h,j} | s_l, \alpha_l] = \\ \sum_{s_h \in \Gamma_j} E[\alpha_{h,j} | s_h, s_l, \alpha_l] P(s_h | s_l, \alpha_l) &= \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \sum_{s_h \in \Gamma_j} E[\alpha_{h,j} | s_{h,j}=1, \alpha_l] P(s_h | s_l) &= \\ E[\alpha_{h,j} | s_{h,j}=1, \alpha_l] P(s_{h,j}=1 | s_l) &= \\ (c_{hl,j}^T \alpha_l) \Phi(b_{h,j} + w_{hl,j}^T s_l) &= \end{aligned} \quad (8)$$

得到解后代入 $\mathbf{y}_h = \mathbf{D}_h \hat{\alpha}_h$ 重建原始图像块。

综合上述分析,本文给出一种新的图像超分辨率重建算法。首先,对退化图像 $\mathbf{Y}$ 进行低秩恢复,得到低秩部分 $\mathbf{L}$ 和稀疏部分 $\mathbf{S}$, 即 $\mathbf{Y} = \mathbf{L} + \mathbf{S}$ 。然后,对于低秩部分,采用上述预测模型进行稀疏重建,这里低分辨率字典 $\mathbf{D}_l$ 为欠完备字典,高分辨率字典 $\mathbf{D}_h$ 为过完备字典,不需要高、低分辨率字典尺寸相同。相比 HR 图像, LR 图像在退化过程中丢失了大量细节信息。为了确保重建模型的稳定性,本文采用多层串联算法来逐步提升图像的质量。Bagon 提出的 M 级放大因子序列为 $1 < q_1 < q_2 < \dots < q_M = q$ 的串联方案,每一层算法都与基本算法形式相同,对于输入的低分辨率图像 z_l , 第 j 层图像的像素数目是 z_l 的 q^2 倍。图像分辨率的提升实际是图像质量的提升,本文使用的 M 层串联方案中,每层图像在像素规模上是相同的。将 z_l 的插值图像作为 y_l 输入,其中第 j 层的输入是第 $j-1$ 层的输出,随着层数 j 的增加,目标图像的质量也相应提高。在式(6)中采用更大的 m_h 和 τ 值,因为输出层需要更多的原子来稀疏地表示输出的图像块,因此在输入层也需要更大的阈值来稀疏表示输入图像块。

重建模型的每一层与基本算法形式相同。在训练阶段,从 HR 图像生成一串质量递增的图像,使用双三次滤波,并设置降采样因子为如下序列

$$q/q_1 > q/q_2 > \dots > q/q_M = 1$$

来得到一个 M 层的图像金字塔,接着进行双三次插值处理,将图像恢复到原始尺寸。对训练样本的 HR 图像使用标准差序列为

$$\sigma_1 = \sigma/q_1 > \sigma_2 = \sigma/q_2 > \dots > \sigma_{M-1} = \sigma/q_M > \sigma_M = 0$$

的高斯滤波,得到一组模糊图像。

通过平均一组部分重叠图像块的重建结果得到重建图像,使用最大重叠块来提高重建的准确性。假设集合中相邻图像块的重叠区域为 $\sqrt{n} \times (\sqrt{n} - q)$ 像素,则对于 HR 图像中的任一像素,最多可以有 n/q^2 个估计值。利用最大重叠块重建可以将此值增加到 n ,但与此同时,这样拓展后算法的复杂度是之前的 q^2 倍,需要处理的图像块的数目也是之前的 q^2 倍。

2.3 融合低秩和稀疏表示的超分辨率重建算法

综合上述分析,本文提出融合低秩和稀疏表示

的图像超分辨率重建算法如下:

输入:低分辨率图像 z_l ,放大倍数 q ,模型参数 D_l 、

D_h 、 C_{hl} 、 b_h 、 w_{hl} 通过线下学习得到

输出:重建出的高分辨率图像 $\hat{y}_h$

步骤:

- (1)对 z_l 进行低秩恢复(low rank represent, lrr)得到 $[a, b] = \text{lrr}(z_l, 0.01)$;
- (2)对 z_l 进行 q 倍双三次插值得到 y_l ,其中 $z_l = z_l \cdot a$;
- (3)从 y_l 的位置 $k \in \Omega$ 处提取重叠图像块 $\{p_i^k\}$;
- (4)利用 $\alpha_i = D_l^T p_i$ 计算 α_i^k , D_l 为欠完备正交字典;
- (5)利用式(6)从 α_i^k 计算 s_i^k ;
- (6)利用式(8)计算 $\hat{\alpha}_h^k$ 的最小均方误差恢复高分辨率图像块 $\hat{p}_h^k = D_h \hat{\alpha}_h^k$;
- (7)平均 $\{\hat{p}_h^k\}_{k \in \Omega}$ 的重叠部分恢复残差图像 $\hat{y}_{hl}$;
- (8)恢复高分辨率图像 $\hat{y}_h = \hat{y}_{hl} + y_l$ 。

3 实 验

实验在 Intel Core i5-4200U 2.53 GHz 计算机、Matlab R2016b 软件环境下进行。实验设置重建环境为大小 5×5 、标准差 1.5 的高斯滤波,降采样因子为 3,噪声为 Matlab 中 imnoise 函数产生的高斯噪声,均值为 0,方差为 0.01。

现实环境中得到的图像通常都会有一定的噪声污染。以双三次插值算法为例,选用 lena 图像和 foreman 图像,分别在无噪声和使用 Matlab 的 imnoise 函数添加的均值为 0、方差为 0.01 的噪声环境下进行对比实验,表 1 记录了重建图像的峰值信噪比(用 $R_{sn,peak}$ 表示),图 1 给出了 SPBSR 算法重建性能的直观显示。

表 1 插值重建性能

图像	$R_{sn,peak} / \text{dB}$	
	无噪	加噪
lena	36.03	28.77
foreman	36.37	28.89

由表 1 可知,在噪声环境下重建图像的峰值信噪比大幅下降,同时图 1 也表明,插值算法重建出的图像趋于模糊,丢失了部分细节信息,并且在噪声环境下算法的性能退化更加剧烈,说明噪声极大地影响了算法的重建性能。

为了抑制图像噪声对重建过程的影响,对于待重建图像 z_l ,首先进行低秩恢复得到低秩和稀疏部



(a)原始图像 (b)无噪声插值重建图像



(c)含噪声图像 (d)含噪声插值重建图像

图 1 图像插值重建性能对比

分。从低秩恢复的模型出发, E 为稀疏矩阵,包含图像的部分高频信息,因为噪声也是高频信息,所以会被吸收到 E 中。以 foreman 图像为例,低秩恢复的直观效果如图 2 所示。



(a)原始图像 (b)低秩恢复图像($\lambda=0.15$)

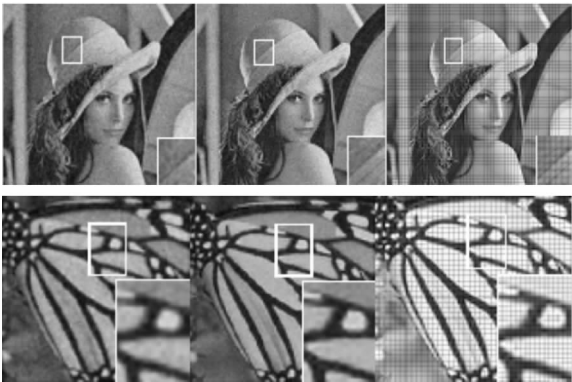
图 2 foreman 图像低秩恢复示意图

图 2 表明,低秩恢复的图像视觉效果更好,因此将低秩恢复操作融合到图像的超分辨率重建是合理可行的。首先,对待重建的低分辨率图像 z_l 进行低秩矩阵恢复,得到低秩部分和稀疏部分;然后,将低秩部分插值重建到原始图像尺寸,利用学习到的高

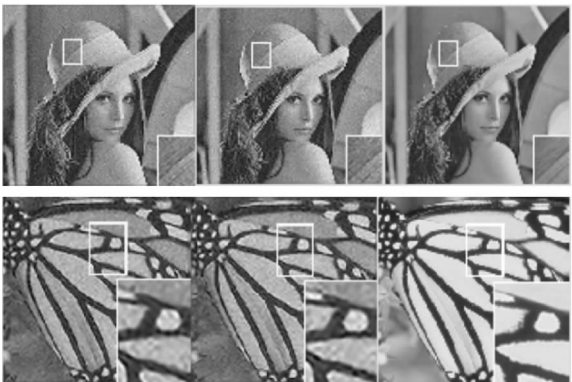
低分辨率字典对进行稀疏重建,得到最终的重建图像。为了比较重建算法的优劣,选用 lena、butterfly、pepper、foreman、pens 图像,分别采用双三次插值、ScSR、MSPB^[18] 和 SPBSR 算法进行对比实验,并选用峰值信噪比作为客观评价指标,实验结果见表 2,各算法重建性能的直观对比见图 3(为了比较算法的性能,放大了图像的部分细节信息)。

表 2 不同算法的重建性能对比

算法	$R_{sn,peak}/dB$				
	lena	butterfly	pepper	foreman	pens
插值	19.98	18.56	20.12	20.30	20.18
ScSR	20.16	22.05	24.57	20.32	24.95
MSPB	23.79	21.48	23.64	21.78	25.23
SPBSR	20.04	19.03	20.19	20.33	20.21
本文算法	24.75	22.24	25.25	24.94	24.92



(a)双三次插值 (b)ScSR 算法 (c)MSPB 算法



(d)SPBSR 算法 (e)本文算法 (f)原始图像

图 3 不同算法重建图像的视觉效果展示

由表 2 可以看出,本文算法的性能最优,具有最高的峰值信噪比,说明在噪声环境下对低分辨率图像进行低秩恢复操作是切实有效的。由图 3 可以看出:双三次插值重建对图像噪声几乎没有作用,重建结果相当模糊,缺失了大量的低频细节信息;ScSR

算法对噪声有一定的抑制,较之于插值算法性能有所提升,重建出了原始图像的大部分信息,但是重建图像的边缘不够清晰,有些模糊;MSPB 算法的重建图像对于噪声的抑制作用明显,但是重建出的图像带有阴影,影响了视觉效果;SPBSR 算法的重建图像具有不错的细节信息,不再趋于模糊,但是颗粒感强烈,影响视觉;本文算法加入了低秩恢复操作,提升了算法对噪声的抑制作用,因此重建图像边缘清晰,视觉效果更好。

由表 2 还可以看出,MSPB 算法和本文算法的性能相近。为了进一步比较各种算法的性能,对比了各算法的运行时间,见表 3,可知本文算法与 SPBSR 算法耗时相近;MSPB 算法耗时最多,是本文算法的十多倍;ScSR 算法耗时次之,是本文算法的 5 倍左右;双三次插值算法耗时最少。尽管 MSPB 算法与本文算法性能相近,但考虑其运行效率的限制,不具备实时性;双三次插值虽然运行效率最高,但其重建性能低下;SPBSR 算法与本文算法的运行效率相近,但其重建性能不如本文算法。

表 3 不同算法的图像重建时间对比

算法	t/s				
	lena	butterfly	pepper	foreman	pens
插值	0.09	0.07	0.21	0.08	0.12
ScSR	292.41	62.56	284.36	71.39	264.99
MSPB	598.84	172.76	594.95	174.32	570.35
SPBSR	55.77	14.24	53.76	13.14	52.21
本文算法	54.12	13.17	53.10	13.17	50.78

为了达到更好的重建效果,对于低秩恢复操作取不同的 λ 值进行对比实验,结果见表 4,可知 $\lambda = 0.01$ 时效果最好。表 5 给出了本文算法与 SPBSR 算法的性能比较结果。

表 4 本文算法的图像重建性能随 λ 的变化

λ	$R_{sn,peak}/dB$				
	lena	butterfly	pepper	foreman	pens
0.01	24.75	22.24	25.25	24.94	24.92
0.05	24.65	22.10	25.01	24.68	24.81
0.10	24.61	22.07	25.02	24.49	24.84
0.15	24.59	22.11	25.08	24.51	24.67
0.20	24.57	22.11	25.03	25.54	24.67
0.25	24.61	22.13	24.99	24.49	24.74
0.30	24.66	22.14	24.97	24.57	24.77
0.50	24.58	22.10	24.94	24.61	24.73

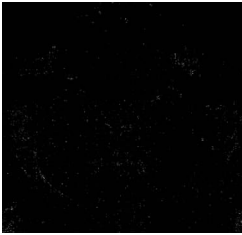
表 5 本文算法性能提升统计

图像	$R_{sn, peak} / dB$		性能提升/dB
	本文算法	SPBSR	
lena	24.75	20.04	4.71
butterfly	22.24	19.03	3.21
pepper	25.25	20.19	5.06
foreman	24.94	20.33	4.61
pens	24.92	20.21	4.51
平均			4.42

表 3 的数据表明,加入低秩恢复操作后,本文算法的运行时间减少,并且算法性能也有提升。但是,由于图像的边缘、纹理等细节信息与噪声同属高频信息,因此稀疏部分同时包含有原始图像的部分高频信息,并且这部分信息没有被用来重建原始图像。图 2 证实了这一情况:原图背景中的一些黑色斑点在进行低秩恢复操作时没有被恢复出来,而是被当作污染去除了,因为低秩恢复的目的就是从受到污染的数据中恢复出干净的数据。以 Child 图像为例,低秩恢复的视觉效果如图 4 所示。为了方便显示,稀疏部分进行了对比度增强,可以看出其中包含有很多的细节信息,而这部分信息对于超分辨率重建是至关重要的,因为超分辨率重建的关键就是重建原始图像丢失的高频信息。



(a)原始图像 (b)低秩恢复图像



(c)稀疏图像

图 4 低秩恢复误差显示

以 parrots 图像为例,将原始图像与重建图像的视觉效果进行对比,如图 5 所示,可见重建图像的背景也趋于模糊,同时重建图像的边缘不够清晰。图像重建算法的优劣,由重建出的信息量决定。从

图 4 可以看出,低秩恢复操作得到的稀疏部分除了噪声外,还含有原始图像的一些边缘细节信息,将这些高频信息加入到重建过程,将会进一步提升算法的重建性能。



(a)原始图像 (b)重建图像

图 5 parrots 重建图像与原始图像对比

4 总 结

针对图像超分辨率重建算法收敛速度慢、易受退化图像噪声影响等问题,本文将低秩矩阵恢复与稀疏表示相结合,提出了一种新的图像超分辨率重建算法。对于待重建的退化图像,首先进行低秩恢复,得到含有原始图像大部分信息的低秩部分和主要由噪声组成的稀疏部分,然后对低秩部分利用学习到的高低分辨率字典对进行稀疏重建。对退化图像进行低秩恢复后再重建,一是抑制了图像噪声对重建过程的影响,二是提升了算法的效率。实验结果表明,本文算法不仅在运行速度上得到了提升,而且图像的视觉效果更佳,更加清晰,相比 SPBSR 算法,本文算法的峰值信噪比指标平均提高了 4 dB。

参考文献:

[1] 钟宝江,陆志芳. 图像插值技术综述 [J]. 数据采集与处理, 2016, 31(6): 1083-1096.
ZHONG Baojiang, LU Zhifang. An overview of image interpolation techniques [J]. Data Acquisition and Processing, 2016, 31(6): 1083-1096.
[2] RAMOS V A, PONOMARYOV V, SHKVARKO Y, et al. Image super-resolution via block extraction and sparse representation [J]. IEEE Latin America Transactions, 2017, 15(10): 1977-1982.
[3] 王小玉. 图像去噪复原方法研究 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2017: 101-109.
[4] FREEMAN W T, PASZTOR E C, CARMICHAEL O T. Example based super resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(8): 3467-3475.
[5] 吉向敏. 改进的马尔科夫随机场的遥感图像超分辨率复原算法 [J]. 信息通信, 2017(6): 1-3.

- JI Xiangmin. Remote sensing image super resolution restoration algorithm based on improved Markov random field [J]. Information & Communications, 2017 (6): 1-3.
- [6] CHANG H, YEUNG D Y, XIONG Y. Super-resolution through neighbor embedding [C]// Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2004: 275-282.
- [7] YANG J, WRIGHT J, HUANG T S, et al. Image super-resolution via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19 (11): 2861-2873.
- [8] 侯兴松, 张兰. 方向提升小波变换域稀疏滤波的自然图像贝叶斯压缩感知 [J]. 西安交通大学学报, 2014, 48(10): 15-21.
- HOU Xingsong, ZHANG Lan. A Bayesian compressive sensing algorithm for natural images based on sparse filtering in directional lifting wavelet transform domain [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2014, 48(10): 15-21.
- [9] 郝雯洁, 齐春. 一种鲁棒的稀疏信号重构算法 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49(4): 98-103.
- HAO Wenjie, QI Chun. A robust reconstruction algorithm for sparse signals [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 49(4): 98-103.
- [10] DONG W, FU F, SHI G, et al. Hyperspectral image super-resolution via non-negative structured sparse representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(5): 2337-2352.
- [11] HUANG T, DONG W, XIE X, et al. Mixed noise removal via Laplacian scale mixture modeling and nonlocal low-rank approximation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(7): 3171-3186.
- [12] DONG C, LOY C C, HE K, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295-307.
- [13] YANG W, TIAN Y, ZHOU F, et al. Consistent coding scheme for single-image super-resolution via independent dictionaries [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2016, 18(3): 313-325.
- [14] LIU G, LIN Z, YU Y. Robust subspace segmentation by low-rank representation [C/OL]// Proceedings of the 27th International Conference on Machine Learning, Haifa, Israel, 2010. [2017-08-20]. <http://www.cis.pku.edu.cn/faculty/vision/zlin/Publications/2010-ICML-LRR.pdf>.
- [15] VIDAL R, FAVARO P. Low rank subspace clustering (LRSC) [J]. Pattern Recognition Letters, 2014, 43(1): 47-61.
- [16] SHEN H, LI P, YUE L, et al. Adaptive norm selection for regularized image restoration and super-resolution [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2016, 46 (6): 1388-1399.
- [17] PELEG T, ELAD M. A statistical prediction model based on sparse representations for single image super-resolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(6): 2569-2582.
- [18] PAPPAS V, ELAD M. Multi-scale patch-based image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 25(1): 249-261.

[本刊相关文献链接]

- 李策, 张亚超, 蓝天, 等. 一种高分辨率遥感图像视感知目标检测算法. 2018, 52(6): 9-16. [doi: 10.7652/xjtuxb201806002]
- 胡改玲, 周翔, 杨涛, 等. 光刀自适应灰度加权亚像素中心精确提取. 2018, 52(5): 21-28. [doi: 10.7652/xjtuxb201805003]
- 朱磊, 蔡飞飞, 王延年, 等. 图像相干斑的非局部平均滤波算法. 2018, 52(4): 98-104. [doi: 10.7652/xjtuxb201804014]
- 王鑫, 高家明, 梁煜, 等. 一种高效存储多级二维 9/7 离散小波变换结构. 2018, 52(4): 111-116. [doi: 10.7652/xjtuxb201804016]
- 董肖莉, 李卫军, 宁欣, 等. 应用三角形坐标系的风格化肖像生成算法. 2018, 52(4): 139-144. [doi: 10.7652/xjtuxb201804020]
- 张淑芳, 丁文鑫, 韩泽欣, 等. 采用主成分分析与梯度金字塔的高动态范围图像生成方法. 2018, 52(4): 150-157. [doi: 10.7652/xjtuxb201804022]
- 初红霞, 谢忠玉, 王科俊. 一种结合颜色纹理直方图的改进型 Camshift 目标跟踪算法. 2018, 52(3): 145-152. [doi: 10.7652/xjtuxb201803020]
- 陈波, 张英杰, 张佳瑞, 等. 结构光中心提取中的条纹灰度退化调整. 2018, 52(2): 30-36. [doi: 10.7652/xjtuxb201802005]
- 邓燕子, 卢朝阳, 李静, 等. 采用多层图模型推理的道路场景分割算法. 2017, 51(12): 62-67. [doi: 10.7652/xjtuxb201712010]
- 徐思雨, 蔡佳妮, 祝继华, 等. 自适应多位编码量化的哈希图像检索方法. 2017, 51(8): 19-25. [doi: 10.7652/xjtuxb201708004]

(编辑 葛赵青)